

## MODIS 총일차생산성 산출물의 오차요인 분석: 입력기상자료의 영향

강신규<sup>1</sup> · 김영일<sup>2</sup> · 김영진<sup>1</sup>

<sup>1</sup>강원대학교 환경과학과, <sup>2</sup>서울대학교 환경대학원

(접수 2005년 5월 5일; 수락 2005년 6월 8일)

### Errors of MODIS product of Gross Primary Production by using Data Assimilation Office Meteorological Data

Sinkyu Kang<sup>1</sup>, Youngil Kim<sup>2</sup> and Youngjin Kim<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Environmental Science, Kangwon National University

<sup>2</sup>Graduate School of Environment Studies

(Received May 5, 2005; Accepted June 8, 2005)

#### ABSTRACT

In order to monitor the global terrestrial carbon cycle, NASA (National Aeronautics and Space Administration) provides 8-day GPP images by use of satellite remote-sensing reflectance data from MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) at 1-km nadir spatial resolution since December, 1999. MODIS GPP algorithm adopts DAO (Data Assimilation Office) meteorological data to calculate daily GPP. By evaluating reliability of DAO data with respect to surface weather station data, we examined the effect of errors from DAO data on MODIS GPP estimation in the Korean Peninsula from 2001 to 2003. Our analyses showed that DAO data underestimated daily average temperature, daily minimum temperature, and daily vapor pressure deficit (VPD), but overestimated daily shortwave radiation during the study period. Each meteorological variable resulted in different spatial patterns of error distribution across the Korean Peninsula. In MODIS GPP estimation, DAO data resulted in overestimation of GPP by 25% for all biome types but up to 40% for forest biomes, the major biome type in the Korean Peninsula. MODIS GPP was more sensitive to errors in solar radiation and VPD than in temperatures. Our results indicate that more reliable gridded meteorological data than DAO data are necessary for satisfactory estimation of MODIS GPP in the Korean Peninsula.

**Key words :** Gross primary production, Satellite remote sensing, Daily meteorological data

#### I. 서 론

지구기후변화의 주 원인물질로 주목 받고 있는 대기 중 이산화탄소 농도의 동태에 관한 관심이 고조됨에 따라, 생태계 내의 다양한 탄소순환 기작을 규명하고 지속적으로 감시으로써, 탄소순환과정의 변화를 감지하고 정량화하려는 노력들이 세계적으로 널리 시도되고 있다(Sellers *et al.*, 1994; Prince and Goward,

1995; Running *et al.*, 2000). 생태계 탄소순환과정을 모니터링하는 데에는 현장실험기법, 인공위성 혹은 항공원격탐사를 이용한 기법, 잘 고안된 생태계모형을 이용하는 방법 등 다양한 기법들이 사용되고 있다(Running *et al.*, 1999). 이 중, 인공위성을 이용한 생태계감시기법은 지난 20여년간의 짧은 연구기간에도 불구하고, 급속한 발전을 거듭하여 현재 전구규모의 탄소순환과정을 감시하는 지구관측시스템(Earth

Observing System, EOS)을 구축하기에 이르렀다 (Running *et al.*, 1994).

미항공우주국의 지구관측시스템의 핵심은 Terra와 Aqua 인공위성에 탑재된 Moderate Resolution Image Spectrometer (MODIS)로서, 총 36개의 분광밴드 자료를 지역에 따라 1~2일의 간격으로 1000 m, 500 m, 250 m의 공간해상도로 촬영한다(Running *et al.*, 2000). MODIS의 분광자료는 기하(geometric)보정, 방사(radiometric)보정 등의 영상전처리과정을 거친 후, 다양한 알고리즘을 이용해 대기, 해양, 및 육상생태계의 다양한 환경변수를 추정하는 데에 사용되고 있다. 특히, 육상생태계의 물질순환과 관련하여, MODIS는 8일 간격의 엽면적지수(Leaf Area Index, LAI), 총일차생산성(Gross Primary Production, GPP), 순일차생산성(Net Primary Production, NPP) 영상을 제공하며, 현재 증발산량 추정을 위한 알고리즘이 개발 중에 있다.

MODIS의 GPP 알고리즘은 식물의 빛에너지 전환 효율에 입각한 Penman 방정식에 기초를 두고 있다 (Heinsch *et al.*, 2003). GPP 추정을 위해선 기상자료, 엽면적지수(LAI), 식생의 광합성유효복사 흡수율(Fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation, FPAR)에 대한 시계열 자료와 토지피복의 유형 및 식생형(biome type)에 따른 생물리학적 모수 값에 대한 정보가 입력자료로 사용된다. 이 중 기상자료는 미항공우주국에서 제작한 Data Assimilation Office (DAO) 기상자료를 이용하며, LAI, FPAR, 토지피복은 MODIS의 자료를 사용하도록 고안되었다 (Kang *et al.*, 2005).

현재 MODIS 일차생산성 산출물의 신뢰도를 평가하기 위한 다양한 노력들이 진행되고 있다(Cohen and Justice, 1999; Morissette *et al.*, 2002; Myneni *et al.*, 2002; Kang *et al.*, 2003; Turner *et al.*, 2003). MODIS 일차생산성 알고리즘은 여러 가지 측면에서 오차요인을 함유하고 있기 때문에, 이러한 오차요인을 규명하고, 입력자료를 개선하는 한편 궁극적으로 알고리즘을 개선함으로써 보다 신뢰성 높은 일차생산성 자료를 만들어 낼 필요가 있다(Kang *et al.*, 2005; Zhao *et al.*, 2005). 오차요인은 크게 보아 입력자료로부터 발생하는 오차와 알고리즘으로부터 발생하는 오차로 나누어 생각할 수 있다. 알고리즘의 평가 및 개선을 위해선 우선적으로 입력자료의 오차요인을 분

석하고, 제거하는 방안을 강구할 필요가 있다. 특히 MODIS 일차생산성 계산에 사용되는 DAO 자료의 경우, 경도 1.25도와 위도 1도의 매우 거친 격자해상도를 가지는 까닭에, 한반도와 같이 삼면이 바다와 접해 있고, 동서고저의 복잡한 지형특성을 가진 곳에서는 기상 미세한 공간변이를 충분히 반영하기에 미흡하다고 판단된다. 기상자료의 불확실성은 MODIS GPP 계산에 결정적인 영향을 미치게 되므로, MODIS GPP 산출물을 한국의 육상생태계에 적용하기 위해선, 무엇보다도 DAO 기상자료의 불확실성이 유발하는 MODIS GPP 오차를 분석함으로써, 향후 보다 향상된 격자형 기상자료를 개발하여 DAO 기상자료를 대체할 필요성이 있는가를 평가하여야 한다.

본 연구는 전국 72개 정규기상관측소의 지상측정자료를 이용해, 한반도에서의 DAO 기상자료의 신뢰도를 평가하고, 실측기상자료에 근거한 MODIS GPP와 DAO 기상자료에 근거한 MODIS GPP를 비교함으로써, 미항공우주국에서 제공하는 MODIS GPP 산출물의 신뢰도를 평가하고자 한다. 본 연구는 기상자료의 영향만을 분석하는 데에 중점을 두었기에, MODIS GPP의 신뢰도에 대한 종합적인 평가를 내리기에는 미흡하므로, 이를 위해 향후 플렉스타워를 이용한 현장 측정, 정교한 생태수문모형을 이용한 스케일링 기법의 개발 등의 후속 연구를 지속적으로 진행해 나갈 계획이다.

## II. 자료 및 방법

### 2.1. MODIS 일차생산성 알고리즘

미항공우주국에서 제공하는 MODIS 일차생산성 산출물은 다음과 같은 총 4 개의 자료로 구성되어 있다: 8일간 누적 총일차생산성(GPP,  $\text{gC m}^{-2}$  per 8-days), 8일간 누적 순광합성생산성(Net Photosynthetic Productivity, PSNnet,  $\text{gC m}^{-2}$  per 8-days), 연간 순일차생산성(NPP,  $\text{gC m}^{-2} \text{y}^{-1}$ ), Quality Control Flag. 각각의 알고리즘에 대한 자세한 소개는 MODIS GPP 알고리즘 개발을 담당하는 미국 몬타나대학의 Numerical Terradynamic Simulation Group (NTSG) 연구실에서 제공하는 MOD17 GPP/NPP User's Guide 나와있다 (Heinsch *et al.*, 2003). 본 연구에서는 MODIS 일차생산성의 여러 항목 중, 가장 기초적인 계산단계에 해당하는 총일차생산성(GPP) 산출물의 분석에만 집중할

것이다. MODIS GPP는 식물의 복사사용효율에 기초를 두고 있다[식 1].

$$GPP = [\varepsilon] \times [FPAR \cdot PAR] \tag{1}$$

$$\varepsilon = [\varepsilon_{\max} \cdot f(T_{\min}) \cdot f(VPD)] \tag{2}$$

$$PAR = [0.45 \times R_s] \tag{3}$$

여기서  $\varepsilon$ 은 식물의 복사사용효율(radiation use efficiency)이며,  $\varepsilon_{\max}$ 는 최대복사사용효율,  $T_{\min}$ 은 일최저기온, VPD는 포차,  $R_s$ 는 전천단과일사량이며, FPAR는 식물이 흡수한 PAR의 비율로서 0에서 1의 값을 갖는다. 즉, 식물이 흡수한 광합성유효복사가 많을수록, 식물의 복사사용효율이 높을수록, 총일차생산성은 증가한다. 한편 MODIS GPP 알고리즘은 식물의 복사사용효율이 식생형에 따라서 결정되는  $\varepsilon_{\max}$ ,  $T_{\min}$ 과 VPD에 의해 조절된다고 가정한다[식 2]. 여기서 PAR는 일률적으로  $R_s$ 의 45%에 해당한다고 가정한다[식 3]. 한편,  $T_{\min}$ 와 VPD에 따라서 기공의 개폐가 결정되는 상한, 하한을 가진 선형반응식을 사용함으로써, 기상조건에 따라 복사사용효율이 최대값( $\varepsilon_{\max}$ )에서 0까지 변화하는 양상을 모사한다. 식 (1)의 FPAR는 MOD15 FPAR/LAI 산출물에서 제공되며, 식 (2)의  $T_{\min}$ , VPD, 식 (3)의  $R_s$ 는 경위도 각각 1.25도와 1도의 해상도를 가진 DAO 일기상자료를 사용한다. 식 (2)의  $\varepsilon_{\max}$ 와  $T_{\min}$ , VPD 등의 기공개폐를 결정하는 상하한 임계치 등은 BPLUT (Biome Property Look-Up Table)의 식생형에 따라 결정된 상수값을 적용한다(Heinsch et al., 2003).

식 (1)과 같은 일차생산성 알고리즘은 매우 단순한 형태의 생물리학적 모형으로 장단점을 가지고 있다. 우선 가장 큰 장점은 모형이 단순하고, 입력자료 및 모수의 수가 적기 때문에 모형구동이 용이하다는 것이다. 따라서, 정보가 부족한 지역이라든가, 전구 규모의 감시 등에 손쉽게 적용할 수 있다. 실제로 MODIS GPP 알고리즘은 전구 규모의 GPP 감시를 목적으로 개발되었다(Running et al., 1994). 반면에 모형의 구조가 단순하다는 것은 복잡한 환경조절요인, 식생의 생리학적 특성 등이 제대로 반영되지 못한다는 단점을 가지고 있다. 따라서 지역수준의 보다 정교한 GPP 추정을 위해선 BPLUT에 규정된 모수값을 재평가하고, 보다 정교한 입력자료를 제작하여 GPP 계산에 사용할 필요가 있으며, 경우에 따라선 알고리즘의 개선이 필

요하다. 일례로 MODIS GPP 알고리즘은 입력자료의 수를 최소화하려는 목적에서, 토양수분과 같이 복사사용효율에 영향을 미치는 중요한 환경변수를 고려하지 않았다. 따라서 토양수분의 부족이 심각하게 예상되는 지역에 대해선, 토양수분의 영향을 반영할 수 있도록 모형의 알고리즘 개선이 필요하다.

## 2.2. 연구지역 및 기상자료의 수집

DAO 일기상자료의 정확성을 평가하고 MODIS GPP 계산에 미치는 영향을 평가하기 위해, 한국 전역에 분포한 총 72개의 정규기상관측소를 연구대상지역으로 선정하였다(Fig. 1). Fig. 1은 본 연구에 사용된 72개 정규기상관측소의 위치와 DAO 자료의 격자를 중첩하여 보여준다.

기상청 홈페이지에서 제공하는 각 정규기상관측소의 2001년부터 2003년간의 일별 기상자료 중, 일평균기온( $T_{avg}$ ), 일최고기온( $T_{max}$ ), 일최저기온( $T_{min}$ ), 강수량(PRCP) 자료를 사용하였다. 이 자료를 입력자료로 사

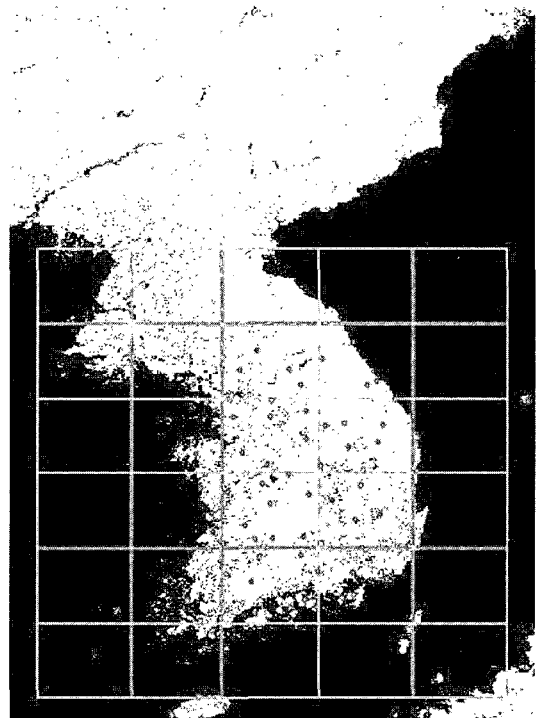


Fig. 1. Spatial distribution of National Weather Stations (points) and boundary of DAO pixels (solid lines). Spatial resolution of DAO pixel is 1.25 degree in longitude and 1 degree in latitude. Background map is MODIS Land cover.

용하여 MTCLIM 모형(Running *et al.*, 1987)을 이용하여 VPD와  $R_s$ 를 추정한 후 MODIS GPP 알고리즘을 구동함으로써 각 정규기상관측소에 대한 일별 GPP를 계산하였다. MTCLIM은 정규기상관측소의  $T_{max}$ ,  $T_{min}$ , 그리고 PRCP 자료를 이용해  $R_s$ 를 추정하는 모형으로, 다양한 연구에서 모형의 예측력을 널리 검증 받았다(Running *et al.*, 1987; Thornton *et al.*, 1997; Kang *et al.*, 2002).

MODIS GPP 영상의 지구좌표계 변환 후, 각 정규기상관측소에 대한 GPP 절취 등의 GIS 작업 중에 자료변환상의 오차가 발생할 위험이 있으므로 본 연구에서는 미항공우주국에서 제공하는 MODIS GPP를 사용하기보다는, 직접 DAO 기상자료를 입수한 후, 기상관측자료에 대해 GPP를 계산했던 방식과 완전히 동일한 조건에서 단지 기상자료만을 달리 사용하여 GPP를 계산한 후, 두 결과를 비교하였다.

일별 DAO 기상자료는 미항공우주국에서 6시간 단위로 제공하나, 본 연구에서는 미국 몬타나대학의 NTSG 연구실에서 변환한 일별 DAO 자료를 사용하였다. 이 자료는 최근 Zhao *et al.* (2005)의 연구에 사용되어 출간되었다. 경도 -180도, 위도 -90도부터 각각 1.25도와 1도 간격의 격자로 구성된 DAO 자료로부터, 각 정규기상관측소의 위경도에 해당하는 격자를 선정하여 2001년부터 2003년까지의 일별기상값을 추출하였으며, 같은 격자에 속하는 정규기상관측소간에 동일한 DAO 기상값이 추출되었는지를 점검함으로써, 자료추출에서의 오류여부를 확인하였다.

### 2.3. MODIS 일차생산성 알고리즘의 구동

MODIS GPP 알고리즘의 구동을 위하여 앞서 언급한 일별 기상자료와 함께, 일별 FPAR, LAI 그리고 토지피복자료를 준비하였다. 토지피복자료는 MODIS 토지피복분류영상(MOD12)을, 일별 FPAR, LAI 자료는 MODIS FPAR/LAI 영상(MOD15)을 이용하여 제작하였다. MODIS 자료는 미국지질조사국(USGS)의 EROS 자료기반을 사용하였다. MOD12, MOD15 등을 포함한, MODIS Land Product 영상은 SIN (sinusoidal projection)이라는 지구좌표체계에 따라, 가로세로 각각 1200개의 픽셀로 구성된 타일 단위의 Hierarchical Data Format (HDF)으로 제공된다. 본 연구에서는 MODIS Reprojection Tools (MRT) 소프트웨어를 이용하여, SIN을 UTM (Zone 52) 지구좌

표체계로, HDF을 TIFF 포맷으로 변경한 후, Arc/Info (v. 8.012) 소프트웨어 상에서 Arc/Info 그리드로 변환하였다. 이렇게 변환한 Land cover, FPAR, LAI 그리드에서 각 정규기상관측소 위치를 중심으로 한 가로세로 5×5 격자 내의 셀들을 잘라내어, 이를 ascii 파일로 출력하였다. 이와 같은 작업을 매해 46개 영상을 가진 8일 간격의 FPAR, LAI 자료에 대해 반복적으로 수행함으로써, 2001년부터 2003년까지 총 138개 영상에 대해, 총 72개 정규기상관측소에 대한 5×5 격자의 ascii 파일을 만들었다. 각각의 격자픽셀은 1 km의 해상도를 가지기 때문에, 결과적으로 각 정규기상관측소를 중심으로 한 5 km 크기의 격자를 만든 셈이다. 또한 각 정규기상관측소에 대해 5×5 크기의 토지피복격자를 준비하였다. 그러나 토지피복의 경우 2001년 토지피복영상 하나에 대해서만 작업을 진행하였고, 연도에 따른 토지피복의 변화는 고려하지 않았다. 한편 8일 간격의 FPAR를 일단위로 변환하는 과정은 미항공우주국의 MODIS GPP 계산방식을 따라서, 8일 동안 동일한 FPAR 값을 부여하는 방식으로 처리하였다. 결과적으로 72개 정규기상관측소 주변의 25개 픽셀에 대해 토지피복자료와 3년간의 일별 FPAR 시계열 자료가 준비되었다. 각 정규기상관측소의 25개 픽셀에 대해 각각 MODIS GPP 알고리즘을 구동하여 GPP를 계산하였다. 각 픽셀은 두 가지 종류의 GPP 계산값을 가지며, 이 차이는 오직 입력기상자료의 차이에 의한 것이라 할 수 있다. 편의상 향후 분석에서 기상관측기상자료를 이용해 계산한 GPP를 NWSGPP, DAO 기상자료를 이용한 GPP를 DAOGPP라고 명명하였다.

### 2.4. 통계분석방법

오차분석을 위해 평균편의(mean bias, MB)와 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE)를 계산하였다. 또한 기상관측값에 대한 DAO 값의 상대오차(Relative Error, RE)를 계산하였다. 각 정규기상관측소별로 기상관측자료와 DAO 기상자료 간의 오차를 분석하였으며, 이를 DAO 격자별로 다시 분석하였다. GPP에 대해서는 각 정규기상관측소별로 NWSGPP와 DAOGPP 간의 오차를 분석하였고, 역시 이를 DAO 격자별로 집합하여 분석하였고 각각의 토지피복유형에 따른 오차도 분석하였다. 오차의 통계적 유의미성을 파악하기 위해 t검증(양측쌍체비교)을 수행하여 유의도(p)를 조

사하였다. 아울러 각 기상요소의 오차가 GPP오차의 분포를 어느 정도 설명하는가를 조사하기 위하여, 선형회귀분석을 수행하여 결정계수(coefficient of determination,  $R^2$ )를 산출하였다.

### III. 결과 및 고찰

#### 3.1. DAO 기상자료의 시계열별, 지역별 오차

자상관측 기상자료와 DAO 기상자료를 비교한 결과, DAO 기상자료는 기온과 VPD의 경우 실측자료에 비해 과소평가되었으며,  $R_s$ 의 경우는 과대평가되었다(Fig. 2). t검증의 유의도(p)는  $T_{avg}$ 와 VPD,  $R_s$ 에서  $p < 0.0001$ 를 보여 통계적으로 유의미한 차이를 보였으나,  $T_{min}$ 은  $p = 0.69$ 의 값을 보여 유의미한 차이를 보이지 않았다. 비교에 사용한 72곳의 정규기상관측소에 대해,  $T_{avg}$ 의 MB는  $0.6^\circ\text{C}$ , MAE는  $2.0^\circ\text{C}$  였으며,  $T_{min}$ 의

경우 각각  $0.1^\circ\text{C}$ 과  $2.8^\circ\text{C}$ , VPD의 경우는 각각  $248.7\text{ Pa}$ 과  $314.8\text{ Pa}$ , 그리고  $R_s$ 의 경우는 각각  $-1.0\text{ MJ m}^{-2}\text{ d}^{-1}$ 과  $3.1\text{ MJ m}^{-2}\text{ d}^{-1}$ 로 나타났다(Table 1). 각 정규기상관측소의 VPD와  $R_s$ 에 대한 DAO 기상자료의 RE는 각각 31~65%(평균 44%), 17~50%(평균 22%)의 범위를 보였으며, VPD와  $R_s$ 의 최대상대오차는 각각 진주, 남원(65%)과 흑산도(50%)에서 나타났다.

Fig. 2의 산점도를 보면 자료들이 그룹화하여 나타나는 경향이 있는데, 이는 거친 해상도의 DAO 기상자료의 지역별 오차분포의 결과이다(Fig. 3). MAE의 분포를 보면, 기상요소에 따라 지역별로 다르게 나타났다.  $T_{avg}$ 와  $T_{min}$ 의 경우 동해안과 남해안 지역에서 큰 절대오차를 보인 반면에 중부 내륙지방에서는 비교적 적은 오차를 보였다. 반면에 VPD의 경우에는 남부 내륙지방에서 오차가 크게 나타났으며,  $R_s$ 는 제주

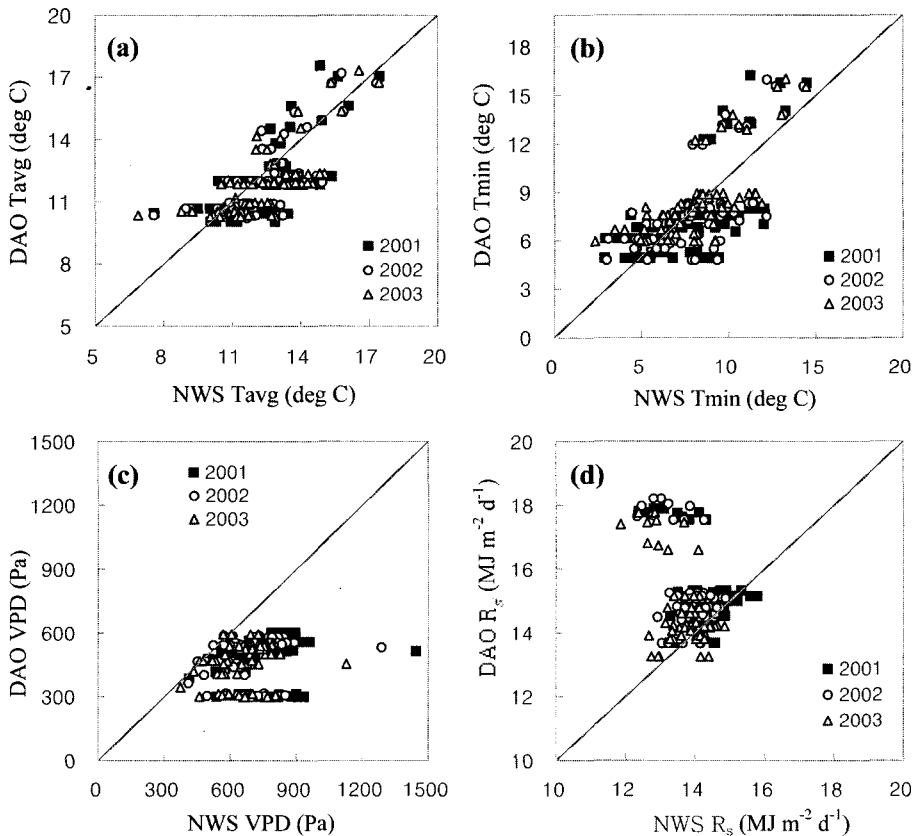


Fig. 2. Scatter plots of annual means of meteorological variables between weather station (NWS) and DAO data from 2001 to 2003. Meteorological variables are (a) daily mean temperature ( $T_{avg}$ ,  $^\circ\text{C}$ ), (b) daily minimum temperature ( $T_{min}$ ,  $^\circ\text{C}$ ), (c) daily mean vapor pressure deficit (VPD, Pa), and (d) daily shortwave radiation ( $R_s$ ,  $\text{MJ m}^{-2}\text{ d}^{-1}$ ).

**Table 1.** Comparison of DAO meteorological data with weather station data for each DAO pixel: mean bias (MB) and mean absolute error (MAE) of daily mean temperature ( $T_{avg}$ , °C), daily minimum temperature ( $T_{min}$ , °C), vapor pressure deficit (VPD, Pa), and shortwave radiation ( $R_s$ , MJ m<sup>-2</sup> d<sup>-1</sup>) from 2001 to 2003. Here, MB is subtraction of weather station data by DAO data and DAO ID is combination of numbers of row and column in Fig. 1.

| DAO ID | $T_{avg}$ |     | $T_{min}$ |     | VPD   |       | $R_s$ |     |
|--------|-----------|-----|-----------|-----|-------|-------|-------|-----|
|        | MB        | MAE | MB        | MAE | MB    | MAE   | MB    | MAE |
| 12     | 0.0       | 1.7 | 0.1       | 2.3 | 128.0 | 264.4 | -0.2  | 2.8 |
| 13     | 1.0       | 2.1 | 0.6       | 2.9 | 211.8 | 278.9 | -0.9  | 2.9 |
| 14     | 0.6       | 2.6 | 1.5       | 3.3 | 93.2  | 219.8 | 0.1   | 2.9 |
| 22     | 1.5       | 1.9 | 2.1       | 3.0 | 377.7 | 382.0 | -0.4  | 3.0 |
| 23     | 1.0       | 1.8 | 1.0       | 2.6 | 214.6 | 257.0 | -0.8  | 2.8 |
| 24     | -0.2      | 1.9 | -1.3      | 2.9 | 314.4 | 360.3 | -0.1  | 2.9 |
| 25     | -1.0      | 1.9 | -3.9      | 4.0 | 214.4 | 290.7 | -3.3  | 4.0 |
| 26     | -2.0      | 2.3 | -3.4      | 3.4 | 5.9   | 255.2 | -4.6  | 5.0 |
| 32     | 0.2       | 1.5 | 0.7       | 2.2 | 97.6  | 244.6 | -1.3  | 3.1 |
| 33     | 0.0       | 1.7 | -0.4      | 2.6 | 208.2 | 281.0 | -0.3  | 2.8 |
| 34     | 1.1       | 2.1 | 0.1       | 2.9 | 269.0 | 316.5 | -0.6  | 2.7 |
| 35     | -0.3      | 1.9 | -2.4      | 2.8 | 177.8 | 301.6 | -4.1  | 4.5 |
| 41     | -1.0      | 1.3 | -1.9      | 2.1 | 33.7  | 250.9 | -5.4  | 6.1 |
| 42     | 1.3       | 1.8 | 1.9       | 3.0 | 358.1 | 364.7 | -0.8  | 3.1 |
| 43     | 1.5       | 2.1 | 1.0       | 2.8 | 458.6 | 462.3 | -0.1  | 2.8 |
| 44     | 2.1       | 2.6 | 1.9       | 2.9 | 370.7 | 375.0 | -0.4  | 2.5 |
| 52     | -0.6      | 1.7 | -2.4      | 2.9 | 177.7 | 285.3 | -4.5  | 5.1 |
| 62     | -0.4      | 1.4 | -2.0      | 2.3 | 67.8  | 228.5 | -5.2  | 5.6 |
| 63     | -1.6      | 2.0 | -3.8      | 3.9 | 80.6  | 234.0 | -4.5  | 4.9 |
| Mean   | 0.6       | 2.0 | 0.1       | 2.8 | 248.7 | 314.8 | -1.0  | 3.1 |

**Table 2.** Monthly mean bias (MB) and mean absolute error (MAE) of DAO meteorological data with respect to weather station data for each meteorological variable: daily mean temperature ( $T_{avg}$ , °C), daily minimum temperature ( $T_{min}$ , °C), vapor pressure deficit (VPD, Pa), and shortwave radiation ( $R_s$ , MJ m<sup>-2</sup> d<sup>-1</sup>) from 2001 to 2003.

| Month | MB        |           |       |       | MAE       |           |       |       |
|-------|-----------|-----------|-------|-------|-----------|-----------|-------|-------|
|       | $T_{avg}$ | $T_{min}$ | VPD   | $R_s$ | $T_{avg}$ | $T_{min}$ | VPD   | $R_s$ |
| 1     | 0.6       | 0.2       | 68.1  | -0.2  | 2.6       | 3.6       | 115.5 | 2.2   |
| 2     | 0.2       | -0.6      | 96.7  | -0.5  | 2.0       | 3.0       | 145.3 | 2.3   |
| 3     | 1.0       | 0.3       | 127.7 | -1.4  | 2.0       | 3.1       | 198.3 | 3.3   |
| 4     | 0.6       | -0.3      | 173.2 | -1.8  | 1.9       | 3.2       | 285.8 | 3.4   |
| 5     | 0.6       | 0.2       | 347.7 | -1.3  | 1.7       | 2.5       | 420.8 | 3.7   |
| 6     | 0.3       | 0.5       | 374.1 | -2.1  | 1.5       | 2.3       | 456.9 | 4.0   |
| 7     | 0.8       | 0.9       | 595.0 | 0.7   | 1.6       | 2.1       | 605.6 | 4.6   |
| 8     | 0.5       | 0.5       | 442.9 | -0.6  | 1.6       | 2.0       | 500.3 | 3.9   |
| 9     | 0.4       | -0.3      | 318.3 | -0.4  | 1.6       | 2.3       | 401.3 | 3.1   |
| 10    | 0.1       | -0.5      | 184.5 | -1.9  | 2.1       | 3.2       | 281.3 | 2.7   |
| 11    | 0.7       | -0.1      | 160.4 | -1.4  | 2.5       | 3.5       | 212.5 | 2.1   |
| 12    | 1.0       | -0.1      | 81.7  | -1.1  | 2.5       | 3.2       | 140.5 | 1.9   |
| Mean  | 0.6       | 0.1       | 247.5 | -1.0  | 2.0       | 2.8       | 313.7 | 3.1   |

도를 비롯한 도서지방과 동해안 지역에서 크기는 6.1 MJ m<sup>-2</sup> d<sup>-1</sup> 까지 과대 평가되었다. Fig. 2(d)의 우측 상단에 분포한 점들은 도서 및 해안지역의 관측소들이

다. Table 1에 정리한 DAO 격자별 DAO 기상자료의 평균오차를 보면, 강원도 남부와 경상도 북부지역, 그리고 도서지역에서  $T_{avg}$ 와  $T_{min}$ 이 과대평가되었으며,

VPD는 전 지역에서 모두 과소평가되었고,  $R_s$ 는 강원도 북부지역을 제외한 모든 지역에서 과대평가되었다.

72개 정규기상관측소에 대한 DAO 기상자료의 월평균 오차는 Table 2와 같다. DAO  $T_{min}$ 은 여름철에 과소평가되었고, 겨울철에 과대평가되는 경향을 보였다. VPD는 모든 달에 과소평가되었고, 그 정도는 여름철

에 증가하고 겨울철에 줄어들었다.  $R_s$ 는 7월을 제외한 모든 달에 과대평가되었고, 그 정도는 봄과 가을에 높고 여름과 겨울에 상대적으로 줄어드는 경향이 나타났다. 한편 DAO 자료의 절대오차를 보면,  $T_{avg}$ 와  $T_{min}$ 의 경우 겨울철에 높고 여름철에 낮아지는 경향을, VPD와  $R_s$ 의 경우는 여름철에 높고 겨울철에 오차가

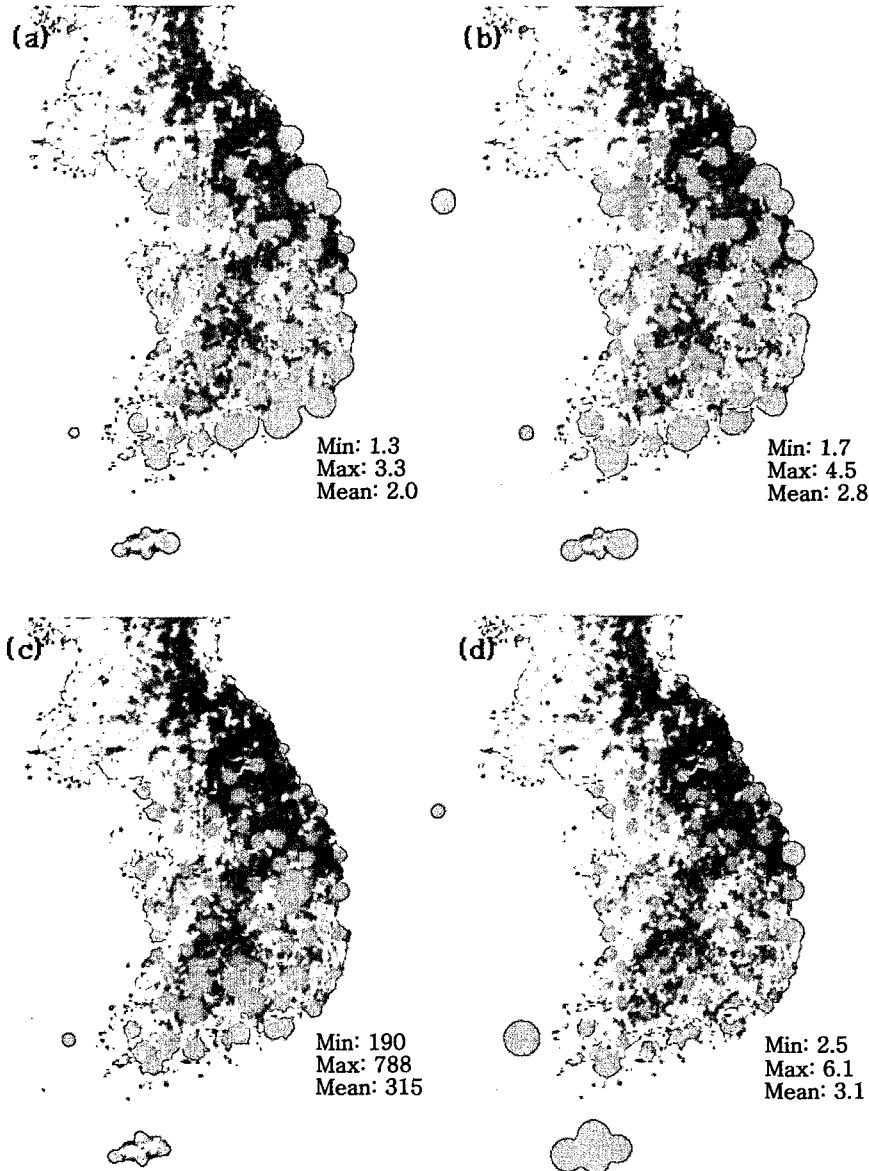
**Table 3.** Mean bias (MB,  $gC\ m^{-2}\ d^{-1}$ ) and mean absolute error (MAE,  $gC\ m^{-2}\ d^{-1}$ ) of GPPs, which were estimated with weather station and DAO data, respectively. ( ) and [ ] show MB and MAE during 2001-2003 for each weather station and DAO pixel, respectively. N/A indicates that MODIS GPP was not estimated for all of 5-by-5 pixels around the weather station because of no vegetation land cover types.

| Lon.<br>Lat. | 124.375~125.625 | 125.625~126.875                               | 125.625~126.875  | 128.125~129.375   | 129.375~130.625  | 130.625~131.875                               |
|--------------|-----------------|---|--|---|--|---|
| 37.5~38.5    |                 | [-0.2, 0.4]<br>강화 (-0.2,0.4)                  | [-0.5, 0.6]<br>철원 (-0.3,0.4)<br>동두 (-0.3,0.4)<br>춘천 (N/A)<br>서울 (N/A)<br>홍천 (-0.9,0.9) | [-0.1, 0.5]<br>속초 (0.1,0.4)<br>대관 (0.1,0.4)<br>강릉 (N/A)<br>동해 (-0.4,0.7)<br>인제 (-0.2,0.5)   |  |   |
|              | 36.5~37.5       |   | [-0.2, 0.3]<br>인천 (N/A)<br>서산 (-0.2,0.3)   | [-0.3, 0.4]<br>원주 (-0.3,0.4)<br>수원 (-0.1,0.2)<br>충주 (-0.5,0.5)<br>청주 (-0.1,0.3)<br>양평 (-0.2,0.3)<br>이천 (-0.2,0.3)<br>천안 (-0.4,0.4)                              | [-0.6, 0.6]<br>영월 (-0.7,0.8)<br>안동 (-0.7,0.7)<br>태백 (-0.5,0.6)<br>제천 (-0.3,0.4)<br>봉화 (-0.9,1.0)<br>영주 (-0.4,0.5)<br>문경 (-0.4,0.5) | [-1.5, 1.5]<br>울진 (-1.1,1.2)<br>영덕 (-1.8,1.8) |
| 35.5~36.5    |                 |   | [-0.2, 0.3]<br>군산 (0.0, 0.1)<br>보령 (-0.1,0.2)<br>부안 (-0.2,0.3)<br>정읍 (-0.3,0.4)        | [-0.4, 0.4]<br>대전 (N/A)<br>추풍 (N/A)<br>전주 (-0.3,0.4)<br>보은 (-0.3,0.3)<br>부여 (-0.3,0.4)<br>금산 (-0.3,0.3)<br>임실 (-0.5,0.6)<br>장수 (-0.5,0.5)<br>거창 (-0.5,0.6)      | [-0.6, 0.7]<br>대구 (N/A)<br>울산 (N/A)<br>의성 (-0.7,0.7)<br>구미 (-0.8,0.9)<br>영천 (-0.4,0.4)<br>합천 (-0.6,0.7)                            | [-0.5, 0.5]<br>포항 (-0.5,0.5)                  |
|              | 34.5~35.5       | [-1.9, 1.9]<br>흑산 (-1.9,1.9)                  | [-0.2, 0.4]<br>목포 (-0.1,0.4)<br>해남 (-0.3,0.4)  | [-0.5, 0.7]<br>광주 (-0.6,0.6)<br>여수 (-0.6,0.7)<br>진주 (-0.3,0.4)<br>남원 (-0.4,0.8)<br>순천 (-1.0,1.1)<br>장흥 (-0.4,0.8)<br>고흥 (N/A)<br>산청 (-0.1,0.5)<br>남해 (-0.5,0.6) | [-0.5, 0.9]<br>마산 (-0.3,0.8)<br>부산 (N/A)<br>통영 (-0.2,0.9)<br>밀양 (-1.1,1.1)<br>거제 (-0.4,0.9)  |   |
| 33.5~34.5    |                 |   | [-2.0, 2.0]<br>완도 (-2.0,2.0)<br>제주 (N/A)   |   |  |   |
| 32.5~33.5    |                 | [-1.1, 1.1]<br>고산 (-0.9,0.9)<br>서귀 (-1.3,1.3) | [-1.7, 1.7]<br>성산 (-1.7,1.7)   |   |  |   |

줄어드는 경향을 보였다.

GPP 계산과 관련해서 특히 식물의 성장기인 여름철의 DAO 기상자료의 오차가 GPP 추정의 신뢰성에 큰 영향을 미친다. 여름철  $T_{\min}$ 의 과소평가는 GPP를 감소시키는 반면에, VPD의 과소평가와  $R_s$ 의 과대평가는 GPP를 증가시키는 결과를 가져온다. 따라서 우

리나라의 경우에 발생하는 DAO 기상자료의 오차는 기상요소별로 그 계절적 변화특성을 달리함으로써, GPP값의 추정에 증가와 감소를 동시에 유발하는 결과를 가져온다. DAO 기상자료에 의해 추정된 GPP가 과대 또는 과소평가되었는지를 조사함으로써, 어떤 기상요소가 MODIS GPP 알고리즘의 결과에 지배적인



**Fig. 3.** Maps showing distribution of three-year mean absolute errors (MAE) between weather station and DAO data. Meteorological variables include (a) daily mean temperature ( $T_{av8}$ , °C), (b) daily minimum temperature ( $T_{min}$ , °C), (c) daily mean vapor pressure deficit (VPD, Pa), and (d) daily short wave radiation ( $R_s$ ,  $MJ\ m^{-2}\ d^{-1}$ ). Minimum, maximum, and mean values of MAE were provided at the lower-right corner of each map. Size of each circle scaled from the minimum to the maximum values for each map and background map is MODIS Land cover.



역할을 하고 있는가를 판별할 수 있다.

### 3.2. 정규기상관측소별 NWSGPP와 DAOGPP의 비교

지상관측 기상자료를 이용해 계산한 GPP(NWSGPP)와 DAO 기상자료를 이용해 계산한 GPP (DAOGPP) 간의 정규기상관측소별 오차는 Table 3과 같다. 토지 피복분류상 식생형 피복을 포함하지 않은 11개 정규기상관측소는 GPP 분석과정에서 제외하였다. 나머지 61개 정규기상관측소에 대한 2001~2003년간 NWSGPP 평균은  $790 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ , DAOGPP 평균은  $990 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ 로 DAO 기상자료의 사용은 GPP를 과대평가 ( $RE=25\%$ )하였다. MB는  $-0.55 \text{ gC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$ , MAE는  $0.67 \text{ gC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$  이었다. t검증결과 이러한 차이는 통계적으로 유의미하였다( $p<0.0001$ ). 지역별로 MB의 범위는  $-2.0\sim 0.1 \text{ gC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$ , MAE는  $0.1\sim 2.0 \text{ gC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$  이었다. 이를 연간 GPP로 환산하면 각각  $-731\sim 38 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ ,  $40\sim 734 \text{ gC mm}^{-2} \text{ y}^{-1}$ 에 해당한다. MAE의 최대값은 전남의 완도에서, 최소값은 전북의 군산에서 나타났다. 전체적으로 DAOGPP는 NWSGPP 보다 14%(보령)에서 65%(영덕)까지 과대평가되었다. 위의 결과는 우리나라 대부분 지역에서 DAOGPP가 NWSGPP에 비해 과대평가되었음을 보여 주며, DAO 기상자료를 이용한 MODIS GPP 산출물 오차는  $T_{\min}$  보다는  $R_s$ 과 VPD 오차에 더 큰 영향을 받는다고 판단할 수 있다.

Table 3은 DAO 격자별 각 정규기상관측소별 NWSGPP에 대한 DAOGPP의 오차를 잘 보여주는데, 동해안 경상도 해안 및 내륙지역, 전라도 남부지역, 그리고 제주도를 비롯한 도서지역에서 오차가 큰 반면, 전라도 북부, 충청도, 경기도 지역에서 오차가 작은 지역적 패턴이 나타남을 알 수 있다. Fig. 4는 각 정규기상관측소의 절대오차를 지도상에 표현한 것으로, Fig. 3의 기상요소의 지역별 오차분포와는 상이한 패턴을 보여준다. 이러한 결과는 각 기상요소에 대해 DAO 기상자료의 오차는 상이한 지역별 분포를 보이며, MODIS GPP 계산과정에서 기상요소의 오차가 복합적인 영향을 주었기 때문이다.

각 정규기상관측소의 GPP 오차와 기상요소 오차간의 결정계수( $R^2$ )를 구함으로써의 GPP 오차에 지배적인 영향을 미치는 기상요소를 판별하였다. MB의 경우  $T_{\min}$  오차( $R^2=0.50$ ,  $p<0.05$ )와  $R_s$ 오차( $R^2=0.42$ ,  $p<0.05$ )가,

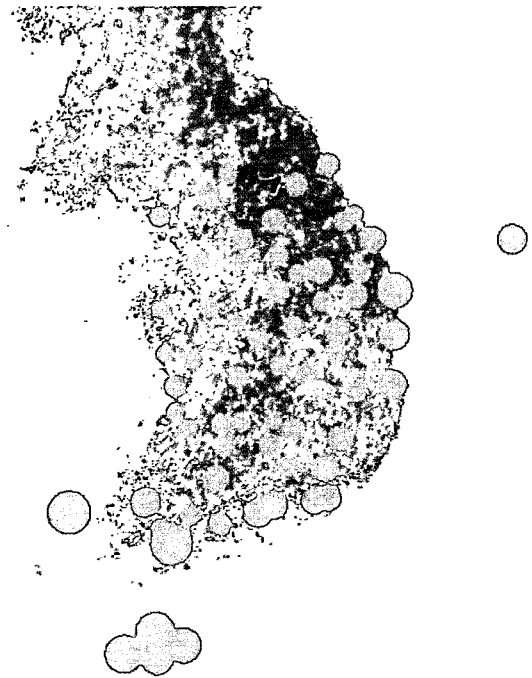
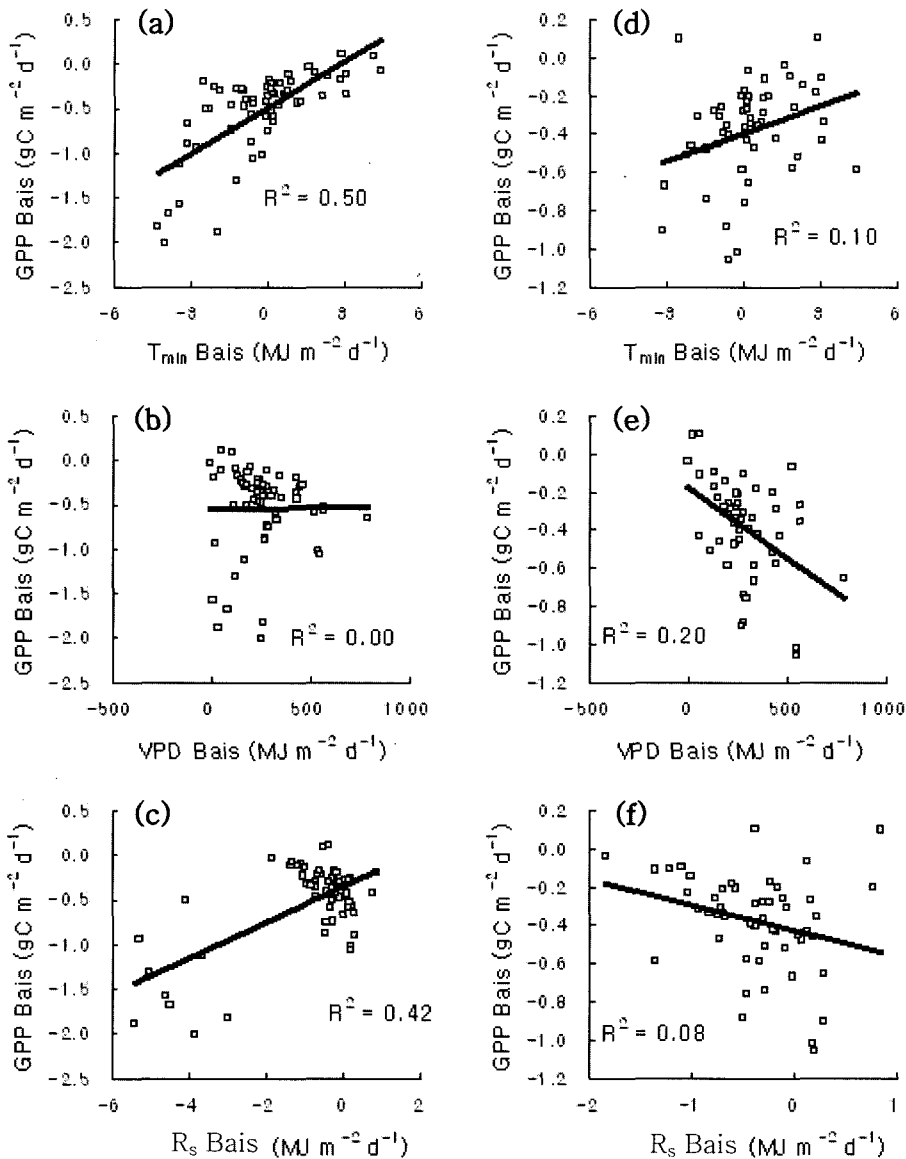


Fig. 4. Maps showing distribution of three-year mean absolute error (MAE,  $\text{gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ ) between NWSGPP and DAOGPP for each station. Size of each circle scaled from minimum ( $0.1 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ ) to maximum ( $2.0 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ ) values of MAE and background map is MODIS Land cover.

그리고 MAE의 경우엔  $R_s$ 오차( $R^2=0.40$ ,  $p<0.05$ )가 GPP 오차의 공간분포를 가장 잘 설명하였다. 이는 앞 절에서 보였던  $R_s$ 오차( $RE=22\%$ )에 비해 높은 VPD오차( $RE=44\%$ )를 고려할 때 예기치 않은 결과라 할 수 있다. 이러한 결과는 내륙지역에서 큰 오차를 보인 VPD와 동해안 및 도서지역에서 큰 오차를 보인  $R_s$ 간의 지역별 오차분포의 차이에 기인하는 것으로 사료된다. 즉 도서지역을 포함한 전 지역에 대해선  $R_s$ 이 GPP 오차분포를 설명하는 데에 주요 기상요소인 반면에 도서 및 동해안 지역을 제외한 내륙지역의 GPP 오차분포를 설명하는 데에는 VPD가 주요 기상요소임을 예상할 수 있다. 실제로 도서 및 동해안 지역을 제외한 나머지 지역에 대한 GPP 오차와 기상요소오차간의 회귀분석을 수행한 결과, VPD오차의  $R^2$ 는  $0.20$  ( $p<0.05$ )의 값으로 다른 기상요소에 비해 높은  $R^2$ 을 가지는 것으로 나타났다(Fig. 5).

### 3.3. 토지피복유형별 NWSGPP와 DAOGPP의 비교

GPP 계산을 수행한 총 61개 정규기상관측소의 각



**Fig. 5.** Scatter plots between meteorological errors and GPP errors: (a) and (d) for daily minimum temperature ( $T_{min}$ , °C); (b) and (e) for daily mean vapor pressure deficit (VPD, Pa); (c) and (f) for daily short wave radiation ( $R_s$ ,  $MJ m^{-2} d^{-1}$ ). (a), (b), and (c) are scatter plots for all of 61 weather stations, while (d), (e), and (f) are scatter only for inland weather stations except coastal and island areas. Solid lines are linear regressions and  $R^2$  is coefficient of determination ( $p < 0.05$ ).

각 25개 픽셀에 대한 계산결과를 토지피복유형에 따라 분류하여 오차를 분석한 결과는 Table 4와 Fig. 6과 같다. 각 토지피복유형에 대한 설명은 Table 4에 기술하였다. 도시 및 물로 판별된 픽셀은 분석에서 제외하였다(총 픽셀의 42%). Table 4를 보면 비교적 적지 않은 303개의 픽셀이 Savanna로 분류되었음을 알 수 있는데, Savanna는 나무와 초원이 함께 나타나는 피

복형으로 한국의 경우엔 매우 드문 경우라 하겠다. 따라서 본 분석에서 Savanna는 도시근교에서 흔히 볼 수 있는 논밭이 작은 규모의 숲 혹은 비교적 잘 발달된 가로수와 함께 나타나는 지역으로 예상되며, 향후 현장검증을 통해 확인되어야 한다.

토지피복형에 따른 연간 GPP는 NWSGPP의 경우 582(Crop)-1488(Deciduous Needleleaf Forest, DNF)

**Table 4.** Mean GPPs and error statistics, mean bias (MB) and mean absolute error (MAE), between NWSGPP and DAOGPP by biome types. Value in parenthesis is number of pixels of each biome type for all of 1-km pixels around weather stations.

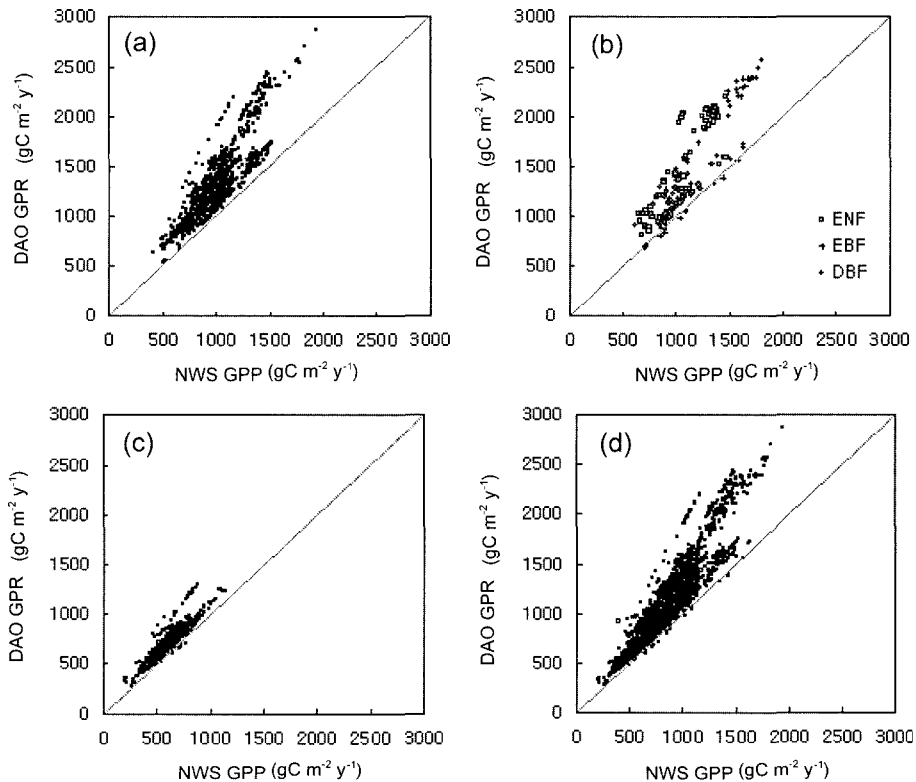
|                      | NWS GPP | DAO GPP | MB    | MAE  |
|----------------------|---------|---------|-------|------|
| ENF (63)             | 1062    | 1489    | -1.17 | 1.31 |
| EBF (39)             | 1349    | 1730    | -1.05 | 1.29 |
| DNF (3)              | 1488    | 2195    | -1.94 | 1.96 |
| DBF (66)             | 986     | 1151    | -0.45 | 0.68 |
| MF (924)             | 1020    | 1345    | -0.89 | 1.04 |
| Shrub (72)           | 771     | 948     | -0.49 | 0.62 |
| Savanna (303)        | 705     | 864     | -0.43 | 0.54 |
| Grass (45)           | 808     | 628     | -0.49 | 0.58 |
| Crop (1119)          | 582     | 675     | -0.25 | 0.35 |
| Total Average (2634) | 790     | 990     | -0.55 | 0.67 |

ENF, Evergreen Needleleaf Forests; DNF, Deciduous Broadleaf Forests; EBF, Evergreen Broadleaf Forests; DNF, Deciduous Needleleaf Forests; DBF, Deciduous Broadleaf Forests; MF, Mixed Forests; Shrub, Shrublands; Savanna, Savannas; Grass, Grasslands; Crop, Croplands

$\text{gC m}^{-2} \text{y}^{-1}$ , DAOGPP의 경우 628(Grass)~2195(DNF)  $\text{gC m}^{-2} \text{y}^{-1}$ 의 범위를 보였다(Table 4). 모든 토지피복 유형에 대해 DAOGPP는 NWSGPP에 비해 높은 값을 보였으며, GPP 오차는 상대적으로 삼림형 토지피복유형에서 크게 과대평가하였다( $0.68\sim 1.96 \text{ gC m}^{-2} \text{d}^{-1}$ ). 이는 삼림이 차지하는 비율이 약 65%에 달하는 우리나라의 경우에는 DAO 기상자료를 이용해 GPP를 추정할 경우, 상당한 오차가 발생할 수 있음을 보여준다. 일례로, Table 4의 결과에서 우리나라 삼림에서 흔히 나타나는 상록침엽수림(Evergreen Needleleaf Forest, ENF)와 혼효림(Mixed Forest, MF)의 경우에 DAOGPP는 NESGPP를 각각 40%와 32% 과대평가함을 알 수 있다.

#### IV. 요약 및 결론

DAO 기상자료에 대한 오차를 분석한 결과,  $T_{\text{avg}}$  및  $T_{\text{min}}$ 과 VPD에 대해 과소평가하였으며,  $R_s$ 은 과대평가



**Fig. 6.** Biome-specific scatter plots between three-year mean NWSGPP and DAOGPP ( $\text{gC m}^{-2} \text{y}^{-1}$ ) for pixels of 61 weather stations. Figures show scatter plots for (a) Mixed Forests (MF); (b) Evergreen Needleleaf Forests (ENF), Evergreen Broadleaf Forests (EBF), and Deciduous Broadleaf Forests (DBF); (c) Croplands; and (d) all of vegetation biome types.

되었다. 2001~2003년 간의 평균상대오차는 VPD에 대해 44%,  $R_s$ 의 경우 22%를 보였다.  $t_{\text{증결}}$ 과  $T_{\text{avg}}$ 와 VPD,  $R_s$ 의 오차는 유의도  $p < 0.0001$  수준에서 통계적으로 유의미하였다. 따라 오차가 큰 지역에 차이가 있는데,  $T_{\text{avg}}$ 과  $T_{\text{min}}$ 은 동해안과 남해안에서, VPD는 남부내륙지역에서,  $R_s$ 은 동해안 및 도서지방에서 큰 오차를 보였다. 한편 각 기상요소는 계절별로 상이한 오차경향을 보였다.

계산에서 제외된 11개 정규기상관측소를 제외한 총 61개 정규기상관측소에 대한 2001~2003년간 NWSGPP 평균은  $790 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ , DAOGPP 평균은  $990 \text{ gC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ 로 DAO 기상자료는 지상관측기상자료에 비해 GPP를 약 25% 과대평가하였다( $p < 0.0001$ ). 한편 DAO 기상자료를 이용한 우리나라지역의 MODIS GPP 산출물 오차는 일최저기온 보다도 일사량과 VPD 오차에 더 큰 영향을 받는다고 판단된다. 지역별로는 동해안 및 남해안 지역 그리고 제주도를 비롯한 도서지역에서 오차가 큰 반면에, 경기·충청권의 북서부 지역에서 오차가 작았다. 도서지역을 포함한 우리나라 전 지역에 대해선 일사량이 GPP 오차분포를 설명하는 주요한 기상요소였지만, 도서 및 동해안 지역을 제외한 내륙지역의 GPP 오차분포를 설명하는 데에는 VPD가 주요한 기상요소임을 알 수 있었다. 한편 본 연구에서 사용한 GPP 알고리즘의 입력기상요소에 대한 민감도분석을 통하여 보다 입력기상자료의 영향을 보다 종합적으로 평가할 수 있지만, 이는 향후 연구과제로 남겨두었다.

토지피복유형에 따라서 GPP 오차는 서로 다른 양상을 보였는데, 상대적으로 삼림형 토지피복유형에서 GPP를 크게 과대평가하는 것으로 나타났다(MAE:  $0.68 \sim 1.96 \text{ gC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$ ). 이는 삼림이 약 65%에 달하는 우리나라의 경우에는 DAO 기상자료를 이용해 GPP를 추정할 경우, 상당한 오차(상록침엽수림 RE = 40%, 혼효림 32%)가 발생할 수 있음을 의미한다.

요약하면, DAO 기상자료는 MODIS GPP 알고리즘을 이용한 우리나라의 GPP 감시를 위해선 부적합하며, 보다 정교한 예측력을 가진 기상자료를 이용할 필요가 있다. 새로운 기상자료는 일변화뿐만 아니라 공간적 변이에 대한 신뢰성을 높여야 하며, 특히 DAO 기상자료의 큰 문제라 할 수 있는, 내륙지역에서의 VPD, 해안 및 도서지역에서의 일사량에 대해 신뢰성 높은 양질의 자료를 제공함으로써, 기상입력자료에 의

한 GPP 추정의 오차를 최소화 할 수 있어야 한다. 본 연구는 기상자료의 영향만을 분석하는 데에 중점을 두었기에, MODIS 일차생산성 신뢰도에 대한 전반적인 평가를 내리기에는 미흡하다. 이를 위해 향후 플릭스타워를 이용한 현장측정, 정교한 생태수분모형을 이용한 스케일링 기법 개발 등의 후속 연구가 지속되어야 한다.

## 감사의 글

본 연구는 환경부 “차세대핵심환경기술개발사업(Eco-Techopia 21 Project)” 및 21세기 프론티어연구개발사업인 수자원의 지속적 확보기술개발사업단(과제번호: 1-8-2)의 연구비지원으로 수행되었다. 본 논문을 위해 귀중한 조언을 주신 익명의 심사위원께 감사드립니다.

## 인용문헌

- Cohen, W. B., and C. O. Justice, 1999: Validating MODIS terrestrial ecology products: linking *in situ* and satellite measurements. *Remote Sensing of Environment* **70**, 1-4.
- Heinsch, F. A., M. Reeves, C. F. Bowker, P. Votava, S. Kang, C. Milesi, M. Zhao, J. Glassy, W. M. Jolly, J. S. Kimball, R. R. Nemani, and S. W. Running, 2003: User's guide: GPP and NPP (MOD17A2/A3) products, NASA MODIS Land Algorithm. <http://www.forestry.umt.edu/ntsg/>.
- Kang, S., S. Kim, and D. Lee, 2002: Spatial and Temporal Patterns of Solar Radiation Based on Topography and Air Temperature. *Canadian Journal of Forest Research* **32**, 487-497.
- Kang, S., S. W. Running, J. Lim, M. Zhao, C. Park, and R. Loehman, 2003: A MODIS-based climatological phenology model for detecting onset of growing seasons in temperate mixed forests in Korea. *Remote Sensing of Environment* **86**, 232-242.
- Kang, S., S. W. Running, M. Zhao, J. S. Kimball, and J. Glassy, 2005: Improving continuity of MODIS terrestrial photosynthesis products using an interpolation scheme for cloudy pixels. *International Journal of Remote Sensing* **26**, 1659-1676.
- Morissette, J. T., J. L. Privette, and C. O. Justice, 2002: A framework for the validation of MODIS Land products. *Remote Sensing of Environment* **83**, 77-96.
- Myneni, R. B., S. Hoffman, Y. Knyazikhin, J. L. Privette, J. Glassy, Y. Tian, Y. Wang, X. Song, Y. Zhang, G. R. Smith, A. Lotsch, M. Friedl, J. T. Morissette, P. Votava, R. R. Nemani, and S. W. Running, 2002: Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from

- year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment* **83**, 214-231.
- Prince, S. D., and S. N. Goward, 1995: Global primary production: A remote sensing approach. *Journal of Biogeography* **22**, 815-835.
- Running, S., R. Nemani, and R. Hungerford, 1987: Extrapolation of synoptic meteorological data in mountainous terrain and its use for simulating forest evapotranspiration and photosynthesis. *Canadian Journal of Forest Research* **17**, 472-483.
- Running, S. W., C. O. Justice, V. Salomonson, D. Hall, J. Barker, Y. J. Kaufmann, A. H. Strahler, A. R. Huete, J. P. Muller, J. P., V. Vanderbilt, Z. M. Wan, P. Teillet, and D. Carneggie, 1994: Terrestrial remote sensing science and algorithms planned for EOS/MODIS. *International Journal of Remote Sensing* **15**, 3587-3620.
- Running, S. W., D. Baldocchi, D. Turner, S. T. Gower, P. Bakwin, and K. Hibbard, 1999: A global terrestrial monitoring network integrating tower fluxes, flask sampling, ecosystem modeling and EOS satellite data. *Remote Sensing of Environment* **70**, 108-127.
- Running, S. W., P. E. Thornton, R. R. Nemani, R. R., and J. M. Glassy, 2000: Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system. *Methods in Ecosystem Science*, O. E. Sala, R. B. Jackson, R. B., H. A. Mooney, and R. W. Howarth (Eds.), Springer-Verlag. New York.
- Sellers, P. J., C. J. Tucker, G. J. Collatz, S. O. Los, C. O. Justice, D. A. Dazlich, and D. A. Randall, 1994: A global 1° by 1° NDVI data set for climate studies: 2. The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI. *International Journal of Remote Sensing* **15**, 3519-3545.
- Thornton, P. E., H. Hasenauer, and M. A. White, 2000: Simultaneous estimation of daily solar radiation and humidity from observed temperature and precipitation: an application over complex terrain in Austria. *Agricultural and Forest Meteorology* **104**, 255-271.
- Turner, D. P., W. Ritts, W. B. Cohen, S. T. Gower, M. Zhao, and S. W. Running, 2003: Scaling gross primary production (GPP) over boreal and deciduous forest landscapes in support of MODIS GPP product validation. *Remote Sensing of Environment* **88**, 256-270.
- Zhao, M. F. A. Heinsch, R. R. Nemani, and S. W. Running, S. W., 2005: Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global dataset. *Remote Sensing of Environment* **95**, 164-176.