

张城芳,董 恒. 基于高光谱数据的作物净初级生产力估算方法[J]. 江苏农业科学,2017,45(22):260-263.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.22.070

基于高光谱数据的作物净初级生产力估算方法

张城芳^{1,2}, 董 恒²

(1. 武汉华夏理工学院土木与建筑工程系,湖北武汉 430223; 2 武汉理工大学资源与环境工程学院,湖北武汉 430070)

摘要:叶片叶绿素含量、叶片含水量、叶面积指数、光合有效辐射是影响作物净初级生产力(NPP)的重要因素。以光能利用率模型作为基本模型,结合叶片叶绿素含量、叶面积指数和叶片含水量等生态参数反演方法,构建新的 NPP 高光谱遥感估算模型。在山东禹城实地观测的小麦和玉米 NPP 数据基础上,研究还将新构建的模型与 NDVI、CI 和 MCARI 等传统叶绿素冠层模型的线性拟合结果进行比较。分析结果表明,新构建的模型在小麦、玉米 2 种作物 NPP 估算中都有着较好的表现,可以用来估算作物 NPP。

关键词:高光谱;作物净初级生产力;植被指数;光能利用率模型

中图分类号: S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)22-0260-04

20 世纪初丹麦植物学家 Jensen 提出了净初级生产力(NPP)的概念,并给出了计算模式。净初级生产力是总初级生产力除去植物呼吸所消耗的有机碳量。净初级生产力是研究生态系统中物质和能量交换的重要参数,在全球陆地碳循环研究中有着重重要的作用。经过近 80 年的研究,NPP 估算工作已经获得了较大的发展,出现了很多估算模型。这些模型按照构建的机制来说,大概可以分为 3 类:气候统计模型、过程模型、光能利用率模型(参数模型)。其中光能利用率模型具有模型简单、模型精度较高、适合大区域估算等优点,近年来,卫星技术的不断进步,基于遥感技术的生态系统生产力的估算研究获得越来越多人的关注^[1]。

光能利用率模型主要是基于植物的光合作用过程和 Monteith 于 1972 年提出的光能利用率的定义基础建立起来的。光能利用率模型的一般表达式如下:

$$GPP/NPP = APAR \times \varepsilon = PAR \times FPAR \times \varepsilon. \quad (1)$$

式中:PAR(photosynthesis active radiation)是指光合有效辐射。

太阳辐射提供了作物生长过程中光合作用所需要的能量,不是所有太阳辐射的能量都能用于绿色作物的光合作用,其中被作物吸收用于光合作用的那一部分电磁波能量(400~700 nm)就是 PAR,对应的光谱波段是蓝光和红光。吸收光合有效辐射(absorbed photosynthesis active radiation,简

称 APAR)为植被冠层吸收并参与光合生物量累积的光合有效辐射部分。

光合有效辐射吸收比例(fraction of absorbed photosynthesis active radiation,简称 FPAR)是植被冠层对接收的所有 PAR 的吸收比例,它表征了植被冠层的能量吸收能力,是描述植被结构以及与之相关的物质与能量交换过程的基本生理变量。

ε 指光能利用率,也常用 LUE 表示。它是绿色植物通过光合作用将所截获或者吸收的能量转化为有机干物质的能力,是反映植物固定太阳能效率的指标。 ε 与众多影响因素相关,如植被类型、水分、温度、营养状况、土壤等。如何确定光能利用率已成为提高用光能利用率模型估算 NPP 精度的重要研究内容。

光能利用率的遥感确定方法总的来说可以分为 3 类:(1)光能利用率确定为常数。该方法针对不同的植被类型给予特定的常数并构建查找表^[2]。这种方法将一类作物的光能利用率都设置为常数,忽略了 LUE 对于时空分布的差异性,对于 NPP 的遥感估算会造成比较大的误差。(2)最大光能利用率-环境因素综合方法。综合考虑影响 NPP 变化的环境因素(温度、水分、CO₂ 等)和作物本身的品种特性(最大光能利用率),以相乘的方式构建 NPP 遥感估算模型。CASA、VPM、EC-LUE 是这类模型的代表^[3-5]。该类模型的光能利用率精度较低,限制了基于光能利用率生产力模型的发展^[6]。(3)遥感估算法。为了解决上述问题,研究者开始考虑利用遥感直接进行估算光能利用率方法的研究,这其中代表性的有 PRI 和日光诱导叶绿素荧光估算等方法^[7-8]。

本研究综合最大光能利用率-环境综合法和遥感估算法,在冠层叶绿素含量 NPP 估算模型的基础上,结合叶片含

收稿日期:2016-06-24

基金项目:湖北省教育厅科学研究计划(编号:B2015365);湖北省自然科学基金(编号:2014CFB858)。

作者简介:张城芳(1985—),女,湖北赤壁人,硕士,讲师,主要从事 GIS 建模与遥感应用研究。E-mail:Yuoyuozcf@126.com。

通信作者:董 恒,博士,讲师,主要从事生态环境遥感方面的研究。E-mail:dongheng1986@163.com。

[6] 张 建,王 颖,王淑红. 基于 LS-dyna 的油菜靴鞋式开沟器工作阻力动态仿真[J]. 甘肃农业大学学报,2015,50(4):156-159.

[7] 蒋红旗,王繁生. 起重机吊臂结构有限元模态分析[J]. 农业机械学报,2006,37(3):20-22.

[8] 张冬梅,张 亚. 基于 ANSYS/SLS-DYNA 头部形状对钻地斜侵

彻土壤影响的数值分析[J]. 现代机械,2010(5):21-22.

[9] 刘 辉. 基于 LS-DYNA 的旱地旋耕刀工作机理研究[D]. 重庆:西南大学,2012.

[10] 辛丽丽,李传琦,梁继辉,等. 考虑分段土壤作用力的振动减阻分析[J]. 农业机械学报,2014,45(2):136-140.

水量植被指数,改进了光能利用率估算方法,提出了新的 NPP 光能利用率模型。

1 模型类型

1.1 基于冠层叶绿素含量的 NPP 估算模型

叶片叶绿素含量是衡量单个叶片进行光合作用能力的重要指标,叶面积指数是描述作物冠层结构的重要参数,将二者结合得到的冠层叶绿素含量则是衡量作物冠层进行光合作用潜力的重要生态参数。NPP 是衡量作物群体转化有机物能力的重要参数,所以与冠层叶绿素含量具有较高相关性,Gitelson 等指出,冠层叶绿素含量和 PAR 是 GPP/NPP 的主要影响因素^[9]。近年来,利用叶绿素植被指数对 GPP/NPP 进行估算的研究变得越来越多,众多研究表明,基于冠层叶绿素含量建立起来的植被指数反演模型是十分有效的^[9-10]。模型的基本公式如下:

$$NPP = a \times VI_{(\text{Ch} - \text{Canopy})} \times PAR + b = a \times VI_{(\text{Ch} - \text{leaf})} \times VI_{\text{LAI}} \times PAR + b \quad (2)$$

式中: a 和 b 为常数项; $VI_{\text{Ch} - \text{Canopy}}$ 为反演冠层叶绿素含量的植被指数; $VI_{\text{Ch} - \text{leaf}}$ 为反演叶片叶绿素含量的植被指数,代表叶片叶绿素含量的影响; VI_{LAI} 为反演叶面积指数的植被指数。

结合冠层叶绿素含量模型基本形式,董恒等提出,利用 M-MTCI 和 MSAVI 来反演叶片叶绿素含量和叶面积指数构建新的冠层叶绿素含量模型,并取得了不错的试验结果^[11-12]。

1.2 改进的冠层叶绿素含量模型

叶片水分是影响作物进行光合作用的重要因素。首先,水分是光合作用的重要原料之一;其次,叶片水分含量的变化也影响叶绿体水分含量,进而影响叶绿体的结构;另外,叶片水分含量影响气孔的开合,从而影响二氧化碳从大气进入叶片内部的过程。因此,叶片含水量对于作物光合作用速率具有不可忽略的影响。

然而,传统的基于冠层叶绿素含量估算 NPP 的模型对于叶片水分影响考虑不足,模型中不能反映叶片含水量对于光合作用的影响。为了弥补这一缺失,本研究在传统的冠层叶绿素含量模型基础上,考虑叶片含水量的影响,在董恒等提出的模型^[11-12]的基础上,构建了新的 NPP 估算模型,其基本形式见以下公式:

$$NPP = c \times VI_{(\text{Ch} - \text{leaf})} \times VI_{\text{LAI}} \times VI_{\text{Water}} \times PAR + d \quad (3)$$

式中: c 和 d 是为常数项; $VI_{(\text{Ch} - \text{leaf})}$ 、 VI_{LAI} 和 PAR 与公式(2)相同; VI_{Water} 为叶片含水量植被指数,代表叶片水分的影响。

M-TWI 是由董恒等在 TWI 基础上改进构建出来的,该指数可以较好地获取叶片含水量的信息^[12]。植被指数的具体形式如公式(4):

$$M - TWI = TWI / MSAVI; \quad (4)$$

$$TWI = 0.5 \times [70 \times (R_{1070} - R_{900}) - 170 \times (R_{970} - R_{900})] \quad (5)$$

式中: R_{1070} 、 R_{970} 、 R_{900} 分别表示 1 070、970、900 nm 波段的反射率。

将提出的植被指数代入公式(3)得到模型的最终形式:

$$NPP = c \times m - MTCI \times MSAVI_{(750-680)} \times \frac{TWI}{MSAVI_{(750-680)}} \times PAR + d = c \times M - MTCI \times TWI \times PAR + d \quad (6)$$

2 材料与方法

试验区选择在中国科学院地理科学与资源研究所禹城农业综合试验站水氮-作物关系耦合试验场。该试验场共设有 32 个试验小区,小区面积 50 m²,1 m 深的水泥池,用以控制小区的氮素和水分条件。研究采用的作物类型有小麦、玉米。不同作物类型采用不同的氮素和水分处理条件。

2.1 小麦试验方案

2.1.1 试验设计 根据整个生育期施氮量的不同分为 0、70、140、210、280 kg N/hm² 等 5 个等级。同时小区根据供水量的不同分为 60%、80% 田间持水量 2 个级别。整个试验场总共有 10 个处理梯度,保证每个控制级别至少有 3 个重复。

2.1.2 测定与分析 在该试验场观测的数据包括小麦冠层光谱、叶片叶绿素含量、叶片氮素含量、叶片含水量、叶面积指数和生物量等生态参数。观测从返青期(2011 年 3 月 27 日)开始,成熟期结束(2011 年 5 月 25 日),观测周期为 7~10 d。

净初级生产力数据采用生物量测定的方法获取。 PAR 根据公式 $PAR = R_g \times 0.45$ 计算得到,式中: R_g 代表太阳总辐射,数据来源于中国气象科学数据共享服务网,研究使用了 2011 年 3—6 月山东济南站的太阳总辐射数据。

2.2 玉米试验方案

由于不同作物类型进行光合作用存在较大的差异,研究还在实测的夏玉米数据基础上对模型进行了评价。

2.2.1 试验设计 根据整个生育期施氮量的不同分为 0、60、120、180、240 kg/hm² 等 5 个等级。同时小区根据作物种植密度的不同被分为高密度 67 500 株/hm²、低密度 52 500 株/hm² 2 个级别,整个试验场总共有 10 个处理梯度,可以保证每个控制级别至少有 3 个重复。由于山东禹城夏天雨水较多,试验没有对玉米的供水进行控制。

2.2.2 测定与分析 玉米试验观测的数据包括冠层光谱、叶片叶绿素含量、叶片氮素含量、叶片含水量、叶面积指数和生物量等生态参数。观测从返青期(2011 年 7 月 20 日)开始,成熟期结束(2011 年 10 月 1 日)。由于玉米生长较快,试验观测周期为 3~4 d。

NPP 数据和 PAR 数据获取的方法与小麦试验中采取的方法是一致的。其中研究使用的太阳总辐射数据是从中国气象科学数据共享服务网下载得到的 2011 年 7—9 月山东济南站观测的数据。

3 结果与分析

为了评价模型估算 NPP 的可靠性,本研究利用地面实测冠层光谱数据和同步测量的 NPP 数据,用最小二乘法,线性拟合获得 $VI_{(\text{Ch} - \text{leaf})} \times PAR$ 与 NPP 的关系。由于估算模型为线性关系“公式(6)”,因此实测参数之间若能显著地呈现线性关系,那么可以从一定程度上认为该模型是可靠的。

为了更好地评价改进模型估算 NPP 的效果,除了与研究构建的基于冠层叶绿素模型建立的方法进行了比较,还选取了其他 3 种基于传统的冠层叶绿素含量模型建立起来的估算方法进行了对比,具体操作就是将反演冠层叶绿素含量信息的植被指数设为 NDVI、CI、MCARI(表 1),这些方法已经被证明是进行 GPP/NPP 估算较好的方法^[10]。

表 1 使用的植被指数与对应公式

指数	公式
NDVI	$NDVI = (R_{750} - R_{680}) / (R_{750} + R_{680})$
CI	$CI = (R_{750} / R_{680}) - 1$
MCARI	$MCARI = [(R_{750} - R_{680}) - 0.2 \times (R_{750} - R_{550})] (R_{750} / R_{680})$

3.1 小麦试验

基于小麦实地观测到的数据,利用表 1 所列的植被指数,对本研究提出的 NPP 估算方法进行了对比分析,分析结果见图 1。

从图 1 可以看出,基于传统的冠层叶绿素模型构建起来的方法,冠层叶绿素含量植被指数(NDVI、CI、MCARI)与 PAR 的乘积与 NPP 之间都呈现了良好的线性关系,线性拟合精度都较高($r^2 > 0.69$),且都通过了显著性检验,本结果与前人的

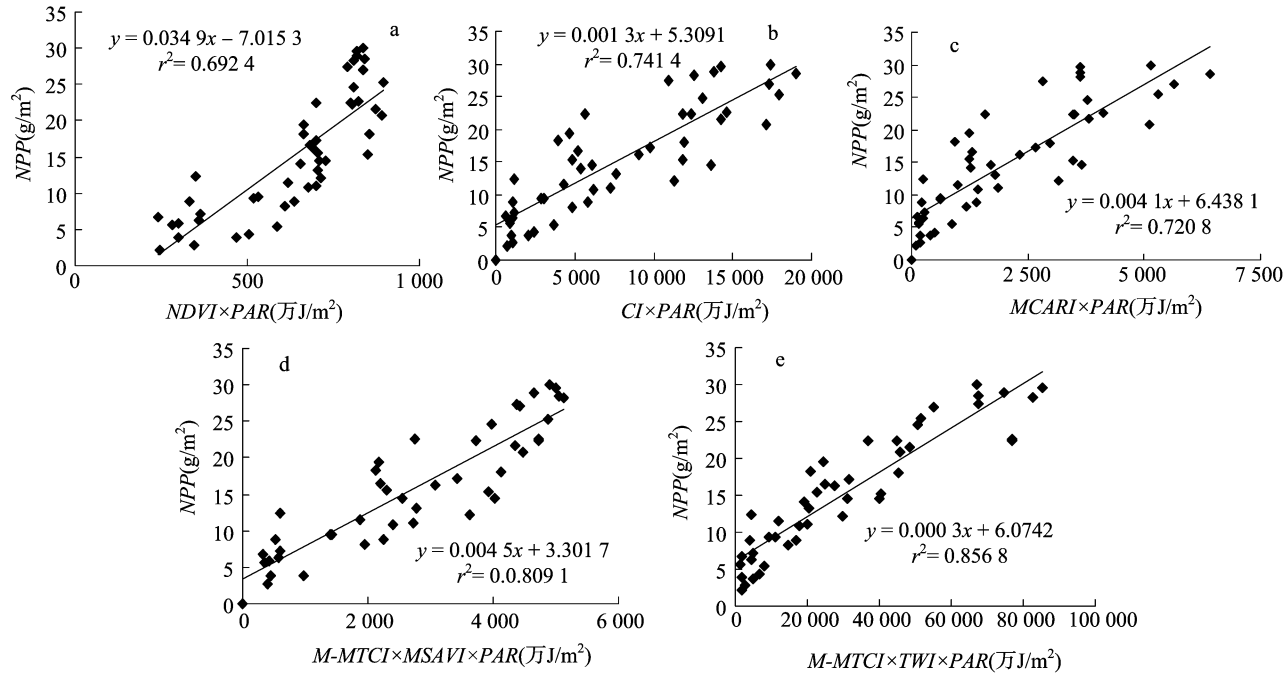


图 1 不同植被指数与 PAR 的乘积和 NPP 的线性拟合关系

3.2 玉米试验

基于玉米实地观测的数据,利用植被指数对本研究提出的 NPP 估算方法进行了对比分析,分析结果见图 2。

基于各种植被指数构建起来的方法与实测的 NPP 之间的相关关系见图 2,可以看出,这些植被指数与 PAR 的乘积和 NPP 之间还是呈现了比较好的关系,线性模型的拟合精度都在 0.5 以上,其中表示的 $M - MTCI \times MSAVI \times PAR$ 与 NPP 的相关性最好(图 2 - d),线性模型的拟合精度达 0.75 以上。不过相对于小麦来说,这些方法应用效果有了一定的降低,分析认为,这与玉米成长速度快有很大关系。由于玉米生长较快,使得很多植被指数在作物生长期内很长一段时间出现饱和和效应问题,图 2 - a 表现的 NDVI 的结果最为明显。而改进的冠层叶绿素含量模型表现不如 $M - MTCI \times MSAVI \times PAR$,也与 TWI 指数存在的饱和性问题有一定的关系,由于 2011 年 7—9 月雨水较多以及玉米本身耐干旱的生长特性,使得观测的玉米叶片含水量数据没有较大的差异,这 2 个问题的存在使得模型不确定性加大,最终导致模型拟合精度下降。

研究结论^[9-10]是一致的。对比 3 种植被指数,本研究所构建的 $M - MTCI \times MSAVI \times PAR$ 与 NPP 之间的线性拟合精度则是最高的, r^2 达到了 0.809 1,所以这种以叶片叶绿素含量植被指数与叶面积指数植被指数组合的方式还是较好地对冠层叶绿素含量信息进行了提取,本结果为以后提取冠层叶绿素含量提供了一个新的途径,同时也为基于冠层叶绿素含量模型估算 NPP 提供了一种新方法。

图 1 - e 为 $M - MTCI \times TWI \times PAR$ 与 NPP 的线性拟合关系。与传统的冠层叶绿素含量估算模型相比,改进后的 NPP 模型,图形的散点更加密集,植被指数与实测的 NPP 之间呈现更加良好的线性关系,模型的拟合精度可以达到 0.85 以上。可见改进的冠层叶绿素含量 NPP 估算方法与改进之前的方法相比更加适于估算 NPP。

综合研究结果可以看出,对于小麦,综合考虑叶绿素和叶片含水量影响的改进冠层叶绿素含量模型 $M - MTCI \times TWI \times PAR$ 是研究对比方法中最适合估算作物 NPP 的;而对于玉米,最适合的估算方法是基于冠层叶绿素含量模型构建起来的 $M - MTCI \times MSAVI \times PAR$ 。

4 结论与讨论

根据光能利用率理论,利用叶绿素植被指数、叶面积植被指数和叶片含水量植被指数描述叶绿素含量等内在因素对光能利用率的影响,构建了新的估算 NPP 的模型。由于冠层叶绿素含量、光合有效辐射和叶片含水量都是影响作物光合作用强度的重要因素,而且这些参数与光合作用强度呈正相关。该模型从作物生理学角度来说是有理论依据的。

但是该估算模型也存在一些问题,并需要在以后的研究中加以改进。(1)叶绿素、叶面积指数等信息提取精度问题。本研究是利用一些植被指数反演叶片叶绿素和叶面积指数,虽然植被指数是建立在辐射传输模型的基础上,有一定的物

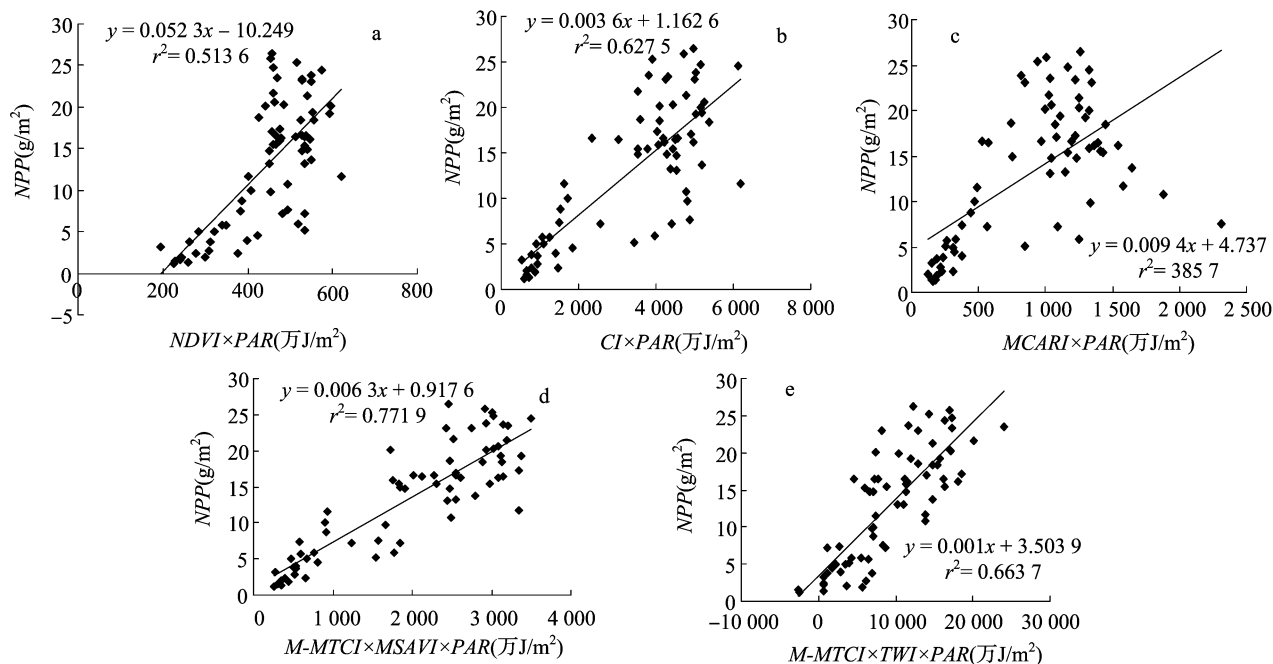


图2 不同植被指数与 PAR 的乘积和 NPP 的线性拟合关系

理机制,不过与物理模型相比在物理意义上还是存在一定的差距。同时,由于该模型仅采用单个观测角度的信息,也造成模型精度方面的一定限制。而且几个指数进行乘积运算也可能造成误差的传递和放大。所以,寻找更好的反演叶绿素含量和叶面积指数的方法是以后研究的重要内容之一。(2)改进的叶绿素冠层模型在原有模型的基础上考虑了作物含水量的因素,使模型在考虑因素的全面性方面都有了提高,不过在精度方面针对不同的作物类型还是存在一定的差异。从光合作用的过程明确光合作用还受到如气温、 CO_2 含量、作物类型等其他因素的影响,而在本模型中都没有得到体现,如何在模型中加入这些因素的影响,提出一个对所有作物都比较合适的模型是以后改进的重要方向。(3)本研究使用的光合有效辐射数据还是基于气象观测得到的,若想获得区域高精度的光合有效辐射数据,现有的气象观测站点显得不足,所以为了将模型应用于大区域尺度上,高精度大区域尺度的光合有效辐射数据极为重要。遥感作为现在获取大区域数据的重要手段,是解决这个问题的重要途径,目前,很多学者也在从事利用遥感反演光合有效辐射的研究工作。虽然部分产品已经面世,但离真正的实用化还有些距离。如果可以将这一难题攻克,那么基于全遥感数据的 NPP 反演也就变得可能,未来 NPP 的估算也将变得越来越方便和准确。(4)由于观测条件的限制,模型只是利用在禹城试验区实测得到的 1 年的小麦和玉米相关观测数据对模型进行了评价,需要更多的验证数据(不同的气候条件、不同的作物类型、不同尺度的遥感数据)对模型进行进一步的完善和评价。

参考文献:

- [1] 崔霞,冯琦胜,梁天刚. 基于遥感技术的植被净初级生产力研究进展[J]. 草业科学,2007,24(10):36-42.
- [2] Heinsch F A, Zhao M S, Running S W, et al. Evaluation of remote sensing based terrestrial productivity from MODIS using regional

- Tower eddy flux network observations[J]. Geoscience and Remote Sensing,2006,44(7):1908-1925.
- [3] Werf G R V D, Randerson J T, Collatz G J, et al. Carbon emissions from fires in tropical and subtropical ecosystems[J]. Global Change Biology,2003,9(4):547-562.
- [4] Xiao X M, Hollinger D, Aber J, et al. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest[J]. Remote Sensing of Environment,2004,89(4):519-534.
- [5] Yuan W P, Liu S G, Zhou G S, et al. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2007,143(3/4):189-207.
- [6] 程占慧,刘良云. 基于叶绿素荧光发射光谱的光能利用率探测[J]. 农业工程学报,2010,26(增刊2):74-80.
- [7] Meroni M, Rossini M, Picchi V, et al. Assessing steady-state fluorescence and PRI from hyperspectral proximal sensing as early indicators of plant stress: the case of ozone exposure[J]. Sensors, 2008,8(3):1740-1754.
- [8] Liu L Y, Zhang Y J, Jiao Q J, et al. Assessing photosynthetic light-use efficiency using a solar-induced chlorophyll fluorescence and photochemical reflectance index[J]. International Journal of Remote Sensing,2013,34(12):4264-4280.
- [9] Gitelson A A, Vña A, Verma S B, et al. Relationship between gross primary production and chlorophyll content in crops: implications for the synoptic monitoring of vegetation productivity[J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres,2006,111(D8):854-871.
- [10] Wu C Y, Niu Z, Tang Q, et al. Remote estimation of gross primary production in wheat using chlorophyll-related vegetation indices[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2009,149(6/7):1015-1021.
- [11] 董恒,孟庆野,王金梁,等. 一种改进的叶绿素提取植被指数[J]. 红外与毫米波学报,2012,31(4):336-341.
- [12] 董恒. 作物长势参数遥感监测与反演研究[D]. 北京:北京大学,2013.