

基于辐射传输模型的 $FPAR_{green}$ 与几种植被指数的关系研究

董 恒 何枋键 张城芳

武汉理工大学资源与环境工程学院, 武汉 430070

摘要 为了更好地分析不同植被指数与真实光合有效辐射吸收比例($FPAR_{green}$)的相关性,利用 PROSPECT+SAIL 模型对 $FPAR_{green}$ 进行计算,同时模拟在植被指数类别、叶倾角分布和土壤背景反射率等不同输入参数条件下的多种常见植被指数,观察各植被指数与 $FPAR_{green}$ 线性拟合精度,寻找最优的植被指数。结果表明,NDVI、SAVI 和 EVI 都是反演 $FPAR_{green}$ 较好的植被指数。

关键词 真实光合有效辐射吸收比例; 植被指数; PROSPECT; SAIL; 参数反演

中图分类号 S 127 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2016)04-0070-06

光合有效辐射吸收比例(FPAR)是遥感估算陆地生态系统植被净初级生产力(NPP)的重要参数,但随着叶面积指数(LAI)等参数的增加,FPAR 对 NPP 的敏感性降低。真实光合有效辐射吸收比例($FPAR_{green}$)相较于 FPAR 估算 NPP 更加精确,有助于对农作物的监控与分析。近年来较多研究以植被指数法计算 $FPAR_{green}$, $FPAR_{green}$ 与植被指数的线性关系可评估实际生产过程对 $FPAR_{green}$ 的反演精度。Wu 等^[1]提出利用叶绿素相关的植被指数 CI_{green} 等模拟 FPAR,且线性关系良好。Gitelson 等^[2]以 MODIS 数据估算大豆、玉米等作物的 $FPAR_{green}$,并模拟了植被生长全阶段中 $FPAR_{green}$ 与植被指数的相关性变化。吴朝阳等^[3]验证了 FPAR 在叶面积指数增加后对于 NDVI 等植被指数变化的敏感度将会降低。利用植被指数的方法进行 $FPAR_{green}$ 反演模型较为简单方便,不过还是存在 2 个较突出的问题^[4-5],一是土壤背景的干扰,在植被-土壤体系中,传感器获得的信息包含植被信息和土壤信息,如何最大程度地突出植被信息而抑制土壤信息是构建植被指数的重要内容;二是植被冠层结构的干扰,尤其是叶倾角分布(LAD)对植被冠层植被指数模拟的干扰。植被在叶面积指数上升的实际生长过程中叶片的叶倾角发生变化,且不同的作物叶倾角分布情况也不一样,如何抑制 LAD 的信息也是构建植被指数的重要内容。针对上述问题,

研究利用辐射传输模型模拟在不同土壤背景和叶倾角分布状态下的冠层光谱,分析不同的植被指数在不同状态下的 $FPAR_{green}$ 的反演表现,选取最优的反演 $FPAR_{green}$ 的植被指数。

1 材料与方 法

1.1 $FPAR_{green}$ 值的计算

根据 Gitelson 等^[2]的研究, $FPAR_{green}$ 可以被认为是改进了的 FPAR,是去除了非叶绿素与非辐射吸收性叶面积后可以较为准确反映植物光合作用的参数^[6-7]。传统的 FPAR 计算公式如下:

$$f = A/P = (P - P_{反射} - P_{透射} + P_{土壤反射}) / P \quad (1)$$

其中, f 为植被冠层在 400~700 nm 波段的辐射吸收比例, A 是植被光合有效辐射吸收比例(FPAR), P 、 $P_{反射}$ 、 $P_{透射}$ 和 $P_{土壤反射}$ 分别为植被辐射吸收、反射、透射和土壤反射的辐射部分。

在作物的实际生长过程中,除了叶绿素吸收辐射能量,叶黄素等色素也吸收了辐射能量($P_{吸收}$),使得 FPAR 不能很好地表达用于光合作用的吸收比例。因此,为了获得实际由叶绿素吸收的辐射量, $FPAR_{green}$ 的计算方式较好解决上述问题。 $FPAR_{green}$ 的具体计算公式如下:

$$f_{green} = f \times (L_{green} / L) \quad (2)$$

其中, f_{green} 为真实光合有效辐射吸收比例($FPAR_{green}$), L 为整个冠层的叶面积指数(LAI),

收稿日期: 2015-12-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(41571514); 湖北省自然科学基金项目(2014CFB858); 湖北省教育厅科学研究计划项目(B2014278)

董 恒,博士,讲师. 研究方向:生态环境遥感. E-mail: dongheng1986@163.com

L_{green} 代表吸收光合辐射的叶面积指数。

1.2 冠层反射率模拟植被指数

植被指数是由几个波段的反射率组合而成,反映了植被的特定生化特征^[8]。研究主要选取了6个常用的植被指数,逐一与 $FPAR_{green}$ 进行线性拟合,探究最适合反演 $FPAR_{green}$ 的植被指数。除了应用最广泛的归一化植被指数(NDVI)和绿色归一化植被指数(GREEN-NDVI),还选取了能够更好消除土壤背景反射率影响的土壤调节植被指数(SAVI)、比值植被指数(RVI)、MERIS 陆地叶绿素指数(MT-CI)、增强型植被指数(EVI)^[9],6种植被指数的计算公式见表1。植被指数的波段反射率是利用辐射传输模型 PROSPECT+SAIL 模拟获取的。辐射传输模型 PROSPECT+SAIL 已经被大量的研究证明是用来很好地模拟植被冠层的光线传输情况^[10]。绿色叶片的反射率模拟是使用 PROSPECT 模型,通过设置叶绿素含量、干物质含量等参数模拟 400~2 400 nm 范围内的光谱。冠层反射率的模拟是利用 SAIL 模型,结合 PROSPECT 所得叶片反射率与背景反射率,得到 400~2 400 nm 波段的冠层反射率。目前使用最为广泛的植被指数是归一化植被指数(NDVI)。NDVI 是通过比较叶绿素在红光波段的最大吸收峰和近红外波段由叶片结构所造成的最大反射峰,获得植被生长的相关信息,如水分含量和植被覆盖等。NDVI 的主要优点是通过比值处理消除部分由太阳高度角、观测天顶角和背景因素等带来的影响。与 NDVI 相比,土壤调节植被指数(SAVI)增加了土壤调节系数 L ,目的是解释背景的光学特征变化并修正 NDVI 对土壤背景的敏感。其中, L 根据实际情况确定,取值范围为 0~1。当 $L=0$ 时,表示植被覆盖度为零; $L=1$ 时,表示土壤背景的影响为零。 L 越高即植被覆盖度越高,在无法获得具体植被覆盖率的情况下, L 通常取 0.5。绿色归一化植被指数(GREEN-NDVI)选取上选取了绿波段的反射率替代 NDVI 中的红波段反射率。在梁亮等^[11]的研究中, GREEN-NDVI 对于叶绿素浓度的关系描述比 NDVI 更精确。比值植被指数(RVI)在叶面积指数较小时增强了植被与土壤之间的辐射差异,能较好地反映植被的覆盖度和生长状况的差异。而对于植被生长旺盛并具有较高覆盖度时的监测,RVI 能够较好抑制土壤信息。顾万花等^[12]研究指出,RVI 能够充分表现植被在红光和近红外波段反射率的差异。MERIS 陆地叶绿素指数

(MTCI)和增强型植被指数(EVI)为获取大区域叶绿素信息的常用植被指数,其与 $FPAR_{green}$ 的线性拟合结果可用于验证与其他植被指数结果的比较。

表1 本研究使用的植被指数

Table 1 Vegetation index

植被指数 Vegetation index	计算公式 Formulas
NDVI	$(R_{850} - R_{650}) / (R_{850} + R_{650})$
GREEN-NDVI	$(R_{750} - R_{550}) / (R_{750} + R_{550})$
SAVI	$(R_{850} - R_{650}) / (R_{850} + R_{650} + 0.5)(1 + 0.5)$
RVI	R_{850} / R_{650}
EVI	$2.5 \times (R_{850} - R_{650}) / (R_{850} + 6 \times R_{650} - 7 \times R_{450} + 1)$
MTCI	$(R_{753} - R_{708}) / (R_{708} - R_{681})$

1.3 叶片模型的参数输入

叶片模型 PROSPECT 模拟了叶片尺度上不同生化参数条件下叶片光谱的情况。由于叶绿素浓度的变化对于光合辐射吸收量变化的贡献度最大^[13],所以研究模拟了不同叶绿素浓度条件下,其他生化参数保持不变的叶片光谱值。PROSPECT 模型理化参数输入值分别为: $N(1.55)$ 、 $C_w(0.015 \text{ g/cm}^2)$ 、 $C_m(0.01 \text{ g/cm}^2)$ 和 $C_{ab}(30 \sim 80 \text{ g/cm}^2)$ 。光谱模拟范围为 400~2 400 nm,光谱模拟间隔为 1 nm。

1.4 冠层模型的参数输入

SAIL 模型的具体操作是基于 WinSAIL 软件实现。冠层数据需要完成对植被生长过程中 $FPAR_{green}$ 的模拟,为了简化模拟的复杂度,本研究没有对植被冠层进行分层,只将叶片分为绿色叶片和枯叶 2 类。冠层参数输入中 LAI_{total} 的值由 0.1 不断增加至 8,具体值分别为 0.1、0.6、1.1、1.6、2.1、2.6、3.1、3.6、4.1、5.05、6.0 和 8.0。参考 Gitelson 等^[2]方法设置 LAI 枯叶部分为恒定值 0.05。绿色叶片的光谱采用 PROSPECT 模型模拟获取,枯叶叶片的光谱通过野外实际观测得到。冠层模型其他参数输入中能影响光合辐射吸收的是叶倾角分布^[14]。研究选取植被常见的 4 种叶倾角分布状态,分别为球面型、平面型、竖直型、倾斜型。作为影响作物冠层光谱的一个重要参数—土壤背景反射率,研究选取贵州(红壤)、内蒙古(暗棕壤)与山东(沙壤土)等 3 地实测的土壤背景反射率输入到植被冠层模型中。

2 结果与分析

2.1 各种植被指数对 $FPAR_{green}$ 的线性拟合

线性相关分析的目的在于将各类植被指数进行

比较,主要考察NDVI等植被指数对 $FPAR_{green}$ 的拟合精度,讨论植被指数随 $FPAR_{green}$ 增加而呈现的拟合精度与变化趋势。植被指数对 $FPAR_{green}$ 的线性

关系越好,实际应用中 $FPAR_{green}$ 的反演更加精确,更好地被用来估算植被的净初级生产力。图1是6种植被指数在WinSAIL软件默认参数条件下

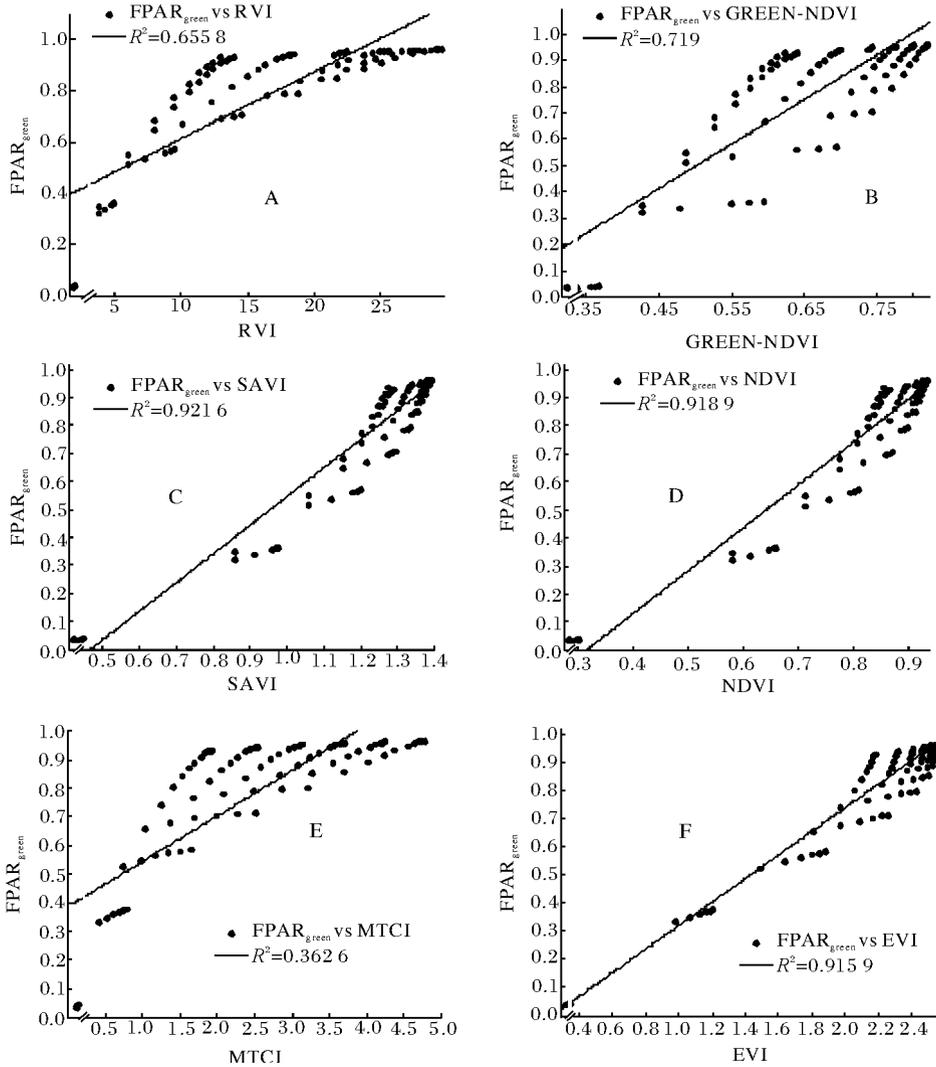


图 1 不同植被指数与 $FPAR_{green}$ 拟合图像

Fig.1 Relationship between vegetation index and $FPAR_{green}$

与 $FPAR_{green}$ 的线性拟合情况。

从图 1 可以看出,所有的植被指数随着 $FPAR_{green}$ 的增加都会出现一个明显的饱和区域。其通常出现在 $FPAR_{green}$ 高于 0.8 的变化区域,各个植被指数很难给出准确信息。各个植被指数的拟合曲线饱和程度越高,表明随着植被生长其反演 $FPAR_{green}$ 的效果也越差。从拟合效果方面分析,NDVI、SAVI、EVI 对 $FPAR_{green}$ 的线性拟合精度保持在 0.9 以上。其中,SAVI 与 $FPAR_{green}$ 线性拟合的 R^2 更是达到 0.921 6,这 3 个植被指数与 $FPAR_{green}$ 有着很好的相关性。RVI 和 GREEN-NDVI 表现一般,MTCI 则表现最差。

2.2 叶倾角分布对 $FPAR_{green}$ 的敏感性分析

在自然状态下,植被叶片对光合辐射吸收的变化不仅与叶绿素含量有关,且因叶倾角分布(LAD)、光投射方向而各不相同^[15]。以 LAD 作为参考要素,具有区别于叶绿素浓度变化的冠层尺度效应。冠层模型其他参数基本相同的情况下,不同叶倾角分布将使得光合有效辐射吸收比例区别明显,6 种植被指数在不同的叶倾角分布情况下的线性拟合精度如表 2 所示。

分析结果表明,在太阳高度角等其他条件相同的情况下,NDVI、SAVI 和 EVI 受 LAD 变化影响较小,且在 LAD 为竖直型时对 $FPAR_{green}$ 的拟合精

度更好, MTCI 表现最差。由表 2 可知, 6 种植被指数对应的拟合精度与图 1 的结果相差不大。以 SAVI 为例, 4 种叶倾角分布情况下与 FPAR_{green} 的拟合图如图 2 所示。

表 2 各植被指数对不同叶倾角分布的拟合精度

Table 2 Correlation between vegetation index and FPAR_{green} under different leaf angle distribution

叶倾角分布 LAD	NDVI	SAVI	RVI	GREEN-NDVI	MTCI	EVI
球面型(LAD1) Spherical	0.970 2	0.972 1	0.728 2	0.869 9	0.459 4	0.968 9
平面型(LAD2) Planophile	0.927 0	0.930 0	0.768 8	0.795 1	0.447 2	0.914 5
竖直型(LAD3) Erectophile	0.980 0	0.981 6	0.705 4	0.887 6	0.449 8	0.977 5
倾斜型(LAD4) Plagiophile	0.945 2	0.947 8	0.760 4	0.834 7	0.458 4	0.943 1

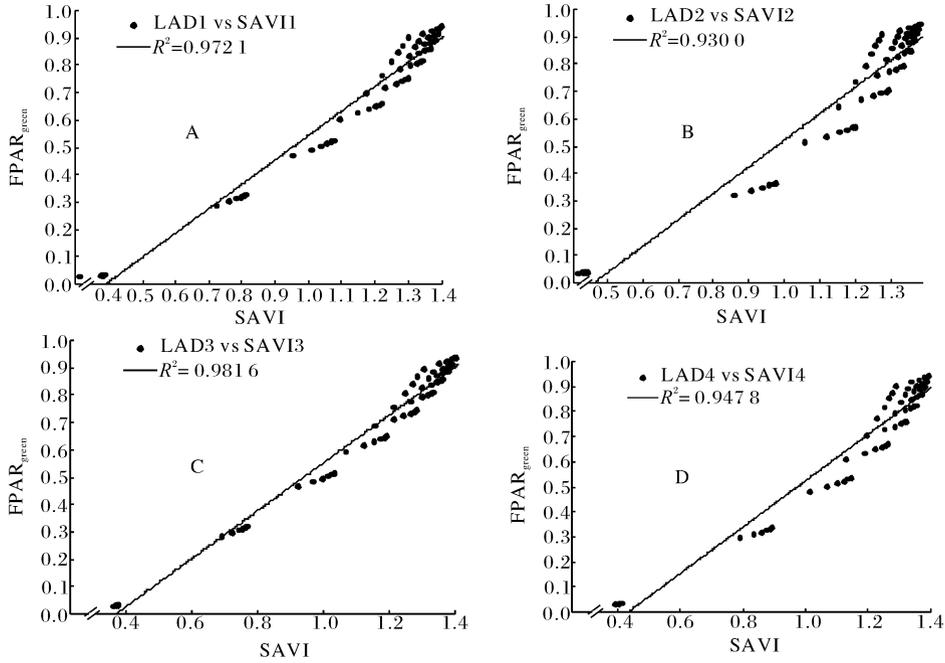


图 2 SAVI 在不同的 LAD 情况下与 FPAR_{green} 拟合图

Fig.2 Relationship between SAVI and FPAR_{green} under different LAD

4 种不同的叶倾角分布没有使植被指数与 FPAR_{green} 的拟合精度发生大幅度的变化, 其中以平面型叶片分布下的拟合效果最差。这是由于太阳高度角默认垂直照射且叶倾角在 20°~70° 的范围内, 植被表面受光叶面积几乎呈指数衰减从而导致平面型叶片与 FPAR_{green} 拟合精度的降低^[16]。然而在 4 种不同的叶倾角分布的情况下, SAVI 在与 FPAR_{green} 拟合时依然保持着高精度, 且拟合曲线未出现明显的饱和现象, 可见通过 SAVI 反演 FPAR_{green} 的适用性。除此之外, 球面型和竖直型情况下的植被指

数随 FPAR_{green} 的变化会出现较良好的线性关系, 验证了 NDVI、SAVI、EVI 等 3 种植被指数对于 FPAR_{green} 的敏感度都较好。

2.3 土壤背景反射率对 FPAR_{green} 的敏感性分析

作为 SAIL 模型中重要的输入参数, 土壤背景反射率对所模拟的冠层反射率变化贡献较大。研究利用在贵州、内蒙古和山东等 3 个地方实地观测的土壤光谱作为土壤背景的输入数据, 计算 6 种植被指数与 FPAR_{green} 的线性拟合精度(表 3)。

由表 3 可知, 6 种植被指数以贵州土壤背景反

表 3 各植被指数在不同土壤背景下的拟合精度

Table 3 Correlation between vegetation index and FPAR_{green} under different soil conditions

土壤背景 Soil condition	NDVI	SAVI	RVI	GREEN-NDVI	MTCI	EVI
红壤 Red soil	0.919 5	0.922 6	0.681 2	0.709 6	0.349 1	0.918 3
暗棕壤 Dark-brown soil	0.950 6	0.952 1	0.759 8	0.840 3	0.384 9	0.949 1
沙壤土 Sandy loam soil	0.954 2	0.955 5	0.757 7	0.831 6	0.374 8	0.953 0

射率为输入的线性拟合效果最差, $FPAR_{green}$ 的反演精度较其他 2 种情况有较大的差距。3 种土壤反射率下 NDVI、SAVI、EVI 的拟合精度保持在 0.9 以上, 并且波动性较小, 满足其对 $FPAR_{green}$ 精确反演的要求。部分植被指数如 SAVI, 构建时考虑了土壤背景反射的因素, 冠层模型中土壤背景反射率输入的改变使植被指数的值有着较大变化。土壤背景在诸多的影响因素中尤为重要, 因为这种影响不能简单地用校正来消除, 需要控制土壤背景信息的植被指数来抑制土壤信息。NDVI 对植被信息各个方面进行了归一化处理, SAVI 的构建目的是解释土壤背景的光学特征变化并修正 NDVI 对土壤背景的敏感, EVI 是对于近红外、红外以及蓝光波段的反射率效果进行了增强, 所以上述 3 种植被指数对于 $FPAR_{green}$ 的拟合效果也很好。RVI 构建依赖于植被覆盖度, GREEN-NDVI、MTCI 更侧重于叶绿素浓度的变化, 因此其无法抑制土壤背景信息。

3 讨论

遥感技术采用不同的方法构建植被指数并将其成功应用于估算各类生化参数和环境监测中^[17]。研究在 PROSPECT 和 SAIL 模型模拟的基础上, 系统分析了 NDVI 等 6 种植被指数在不同的环境条件下与 $FPAR_{green}$ 线性拟合关系。SAVI、NDVI、EVI 等植被指数与 $FPAR_{green}$ 都有着较好的线性相关性, 特别是 SAVI。这主要是因为 SAVI 降低了土壤背景信息等因素的干扰, 同时 $FPAR_{green}$ 改进了 FPAR 与叶面积指数的关系。在 $FPAR_{green}$ 从 0.02 增加到 0.80 的过程中, SAVI 与 $FPAR_{green}$ 变化基本呈良好的正相关。这一特点说明利用 SAVI 反演 $FPAR_{green}$ 在叶面积指数不饱和的情况下是最佳选择, 不过随着叶面积指数的增加, SAVI 对拟合结果的敏感度还是呈现了一定的下降趋势。“饱和性”的问题一直是影响植被指数进一步发展的重要难题, 今后的研究可以考虑引入更多的波段组合来改进这个方面的问题。叶倾角的分布类型不同情况下, NDVI、SAVI 与 EVI 对 $FPAR_{green}$ 的拟合精度都远高于 RVI、GREEN-NDVI 与 MTCI。根据几种情况下拟合精度的变化不大, 分析排除了植被指数对 $FPAR_{green}$ 的拟合精度受叶倾角分布影响的可能。同时, 叶倾角分布与叶片模型的参数输入可模拟不同碳结构的植被冠层, 对 4 种叶倾角分布的分析验证更加精准地捕捉植被的变化信息。从不同土壤背

景反射率的角度分析, 在对土壤反射有修正的植被指数的线性拟合中, NDVI、SAVI 与 EVI 也有着很好的表现, 不仅在不同土壤背景下线性拟合精度高于 0.9, 且拟合的精度波动性明显低于其他 3 种植被指数。这与 3 种植被指数在提出时考虑了很多的影响因素相关, 如降低了背景的影响、考虑了冠层中非光合作用成分的存在和土壤反射的影响等。研究结果表明, NDVI、EVI 和 SAVI 等 3 种植被指数与 $FPAR_{green}$ 有着较好的相关性, 比较适合用来反演 $FPAR_{green}$, 与三者被广泛地应用于估算作物产量以及许多植被生态参数的反演研究中有着较好的一致性^[18]。利用 PROSPECT 和 SAIL 模型模拟的方法也可以使得研究的成果在不同的条件下得到很好的应用, 植被指数的普适性得到较好的保证。不过现实中更多利用航空和航天遥感对大区域植被进行观测, 存在着大气效应和尺度效应等问题, 如何兼顾这些因素挑选出反演 $FPAR_{green}$ 较好的植被指数有待更深入的研究。

参 考 文 献

- [1] WU C Y, NIU Z, GAO S, et al. The potential of the satellite derived green chlorophyll index for estimating midday light use efficiency in maize, coniferous forest and grassland[J]. Ecological indicators, 1999, 14(1): 66-73.
- [2] GITELSON A A, YI P, HUENNRICH F H. Relationship between fraction of radiation absorbed by photosynthesizing maize and soybean canopies and NDVI from remotely sensed data taken at close range and from MODIS 250 m resolution data[J]. Remote sensing of environment, 2014, 147: 108-120.
- [3] 吴朝阳, 牛铮. 基于辐射传输模型的高光谱植被指数与叶绿素浓度及叶面积指数的线性关系改进[J]. 植物学通报, 2008, 25(6): 714-721.
- [4] 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): 338-341.
- [5] 孙林, 程丽娟. 植被生化组分光谱模型抗土壤背景的能力[J]. 生态学报, 2011, 31(6): 1641-1652.
- [6] 胡晓雯, 曹爽, 赵显富. 基于植被指数的绿地信息提取的比较[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2012, 5(4): 420-425.
- [7] 刘洋, 刘荣高, 陈镜明. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报, 2013, 15(5): 734-743.
- [8] 吴朝阳, 牛铮. 植物光化学植被指数对叶片生化组分参数的敏感性[J]. 中国科学院研究生院学报, 2008, 25(3): 346-353.
- [9] YI P, GITELSON A A, HUENNRICH F H. Remote estimation of gross primary production in maize and support for a new paradigm based on total crop chlorophyll content[J]. Re-

- remote sensing of environment, 2011, 115: 978-989.
- [10] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998, 13(4): 327-333.
- [11] 唐怡, 刘良云, 黄文江. 土壤背景对冠层 NDVI 的影响分析[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(2): 142-147.
- [12] JACQUEMOUD S, VERHOEF W, BARET F, et al. PROSPECT plus SAIL models: a review of use for vegetation characterization[J]. Remote sensing of environment, 2008, 115: S56-S66.
- [13] 梁亮, 杨敏华, 邓凯东. 一种估测小麦冠层氮含量的新高光谱指数[J]. 生态学报, 2011, 31(21): 6594-6605.
- [14] 顾万花, 马蔚纯, 周立国. 基于 RVI 分区的淀山湖蓝藻暴发期叶绿素 a 的遥感估测[J]. 环境科学研究, 2011, 24(6): 666-672.
- [15] 陆成, 陈圣波, 刘万崧. 叶片辐射传输模型 PROSPECT 理论研究[J]. 世界地质, 2013, 32(1): 177-188.
- [16] 王绪鹏, 范文义, 温一博. 基于 Campbell 椭球分布函数的大兴安岭地区主要树种叶倾角分布模拟[J]. 应用生态学报, 2013, 24(11): 3199-3206.
- [17] 郭玉川, 何英, 李霞. 基于 MODIS 的干旱区植被覆盖度反演及植被指数优选[J]. 国土资源遥感, 2011, 89(2): 115-118.
- [18] 黄高宝. 作物群体受光结构与作物生产力研究[J]. 生态学杂志, 1999, 18(1): 59-65.

Relationship between $FPAR_{green}$ and several vegetation indices based on radiative transfer model

DONG Heng HE Fangjian ZHANG Chengfang

College of Resource and Environment Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

Abstract The fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) is an important parameter to estimate the net primary productivity (NPP) of terrestrial ecosystem by remote sensing. However, when the leaf area index (LAI) and other parameters increase, FPAR becomes less sensitive to NPP at the same time. In order to analyze a more accurate linear relation between NPP and FPAR, some scholars point out a concept in allusion to the absorbed photosynthetically radiation of chlorophyll-FPAR absorbed by photosynthetically active vegetation ($FPAR_{green}$)-which is more accurate and helpful for monitoring and analyzing crops compared with FPAR. Nowadays $FPAR_{green}$ is extracted by vegetation index inversion, and its final inversion precision is affected by the vegetation index selected. The PROSPECT+SAIL model was used to calculate the true $FPAR_{green}$. Various common vegetation indices were stimulated to make linear fitting with the linear fitting precision of each vegetation indices. Some parameters including leaf inclination angle and soil reflectance were modulated to screen the best vegetation index.

Keywords $FPAR_{green}$; vegetation index; PROSPECT; SAIL; parameter inversion

(责任编辑: 陆文昌)