

叶面积指数遥感反演研究进展与展望

刘 洋¹, 刘荣高^{2*}, 陈镜明³, 程 晓¹, 郑 光³

(1. 北京师范大学全球变化与地球系统科学研究院 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 3. 南京大学国际地球系统科学研究所, 南京 210093)

摘要:叶面积指数表征叶片的疏密程度和冠层结构特征,体现植被光合、呼吸和蒸腾作用等生物物理过程的能力,是描述土壤-植被-大气之间物质和能量交换的关键参数。目前多种卫星传感器观测生成了多个区域和全球的叶面积指数标准产品。本文综述了基于光学遥感数据的叶面积指数反演进展:首先,介绍了叶面积指数的定义和在生态系统模拟中的作用;然后,阐述了基于光学遥感反演叶面积指数的基本原理;在此基础上,论述了基于植被指数经验关系和基于物理模型的两种主要遥感反演算法,讨论了2种算法的优点和存在的问题,并总结了现有的主要全球数据产品及其特点,论述了产品检验的方法和需要注意的问题;最后,总结了当前叶面积指数反演中存在的问题,并展望了其发展趋势和研究方向。

关键词:植被;叶面积指数;遥感反演;数据产品

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00734

1 引言

植被是地球系统的关键组成部分,通过光合、呼吸和蒸腾等生物物理过程实现土壤-植被-大气之间的物质、能量和动量交换^[1]。叶片是植被进行光合等生理作用的主要载体,植被叶片的定量描述对于地球系统碳、氮、水循环模拟十分关键。

植被叶片的疏密程度常用叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)来表征。用叶面积指数来刻画叶片的疏密特性最早出现在作物学领域,它被定义为单位地表面上单面植物光合作用面积的总和^[2]。Monteith & Unsworth将叶面积指数更加简单清晰地定义为单位地表面上单面叶片总面积^[3]。但是,这一定义难以适用于非扁平叶面的植被,例如针叶植被近似圆柱形的叶片。而且,当阔叶植被叶片萎缩、卷曲或者倾斜时,该定义也不适用。为了使更具普适性,叶面积指数被进一步定义为单位地表面上叶片的垂直投影面积^[4]。然而,投影面积与叶倾角相关,依赖于植被冠层的形状。Chen & Black提出将叶面积指数定义为单位地表面上绿叶表面积总和的一半,这既涵盖了以前针对阔叶

植被的定义,也很好地体现了针叶林的特点,将针叶和阔叶两种不同类型植被统一在了一个框架之下^[5]。另外,由于叶片在冠层内的空间结构不同,植被的光合作用效率也有差别,叶面积指数被区分为真实叶面积指数(L)和有效叶面积指数(L_e),它们之间用描述植被集聚效应的聚集度指数(Ω)来转换^[6]:

$$L = L_e / \Omega \quad (1)$$

在碳循环中,叶面积指数是影响冠层吸收光合有效辐射能力的关键因子,决定了冠层的光合作用能力,进而影响生态系统碳循环^[7]。在水循环中,叶面积指数又通过影响下垫面的表面阻抗,改变土壤和地表水的蒸发以及冠层的截留、蓄积和蒸腾^[8]。因此,叶面积指数对于构建生态系统模型和生物地球化学循环模型都非常重要^[9]。卫星遥感为获取全球范围的叶面积指数提供了一种途径,其中,光学遥感数据在空间覆盖和观测频率等方面有很大优势,是用于估算全球长时间序列叶面积指数最常用的数据源。目前,很多光学卫星传感器都提供了叶面积指数的标准产品,并被应用于全球碳、水循环等的研究^[10-11]。本文评述了目前光学遥感反演叶面积指数研究中的典型算法、主要产品、检验方法,及

收稿日期:2013-07-04;修回日期:2013-08-07.

基金项目:国家“973”计划项目(2010CB950701);气象行业科研专项(GYHY201106014);博士后面上基金项目(2012M510343)。

作者简介:刘 洋(1986-),女,甘肃庆阳人,博士,研究方向为定量遥感反演与分析。E-mail: liuyang.08b@igsrr.ac.cn

*通讯作者:刘荣高(1970-),男,研究员,博士,研究方向为定量遥感。E-mail: liurg@igsrr.ac.cn

存在的问题,并探讨其发展趋势和可能的改进。

2 叶面积指数遥感反演机理

入射光子穿过大气到达地表,与植被冠层相互作用,一部分光子被冠层叶片、林下植被和土壤吸收,一部分穿透冠层透射,另一部分出射离开冠层顶,通过大气被传感器接收。传感器接收到的能量包含了植被冠层和大气的信息,其中,大气的干扰可以通过大气校正消除。

光子到达冠层,经过叶片和土壤背景的吸收、散射和反射等作用,出射冠层顶经过大气被传感器接收。其中,叶片吸收和反射不同波段的光子,其吸收作用直接削减了传感器观测的辐射能量。叶片的吸收作用取决于其生物化学组分,特别是叶绿素a、叶绿素b以及水分含量,另外也与类胡萝卜素、叶黄素等相关^[12-13]。同时,冠层由多层离散叶片组成,存在单次散射和多次散射现象,形成了冠层出射辐射的增量。单次和多次散射主要与冠层的空间结构特性有关,取决于叶面积指数和叶倾角分布。另外,部分光子穿透冠层到达土壤,其中一部分被土壤直接反射出射到冠层顶之上,形成土壤一次反射,另有部分光子与冠层叶片进行多次散射后出射。遥感观测得到的冠层顶反射率可以简化表示为土壤一次反射反射率、冠层单次散射反射率和多次散射反射率之和^[14]。

植被对不同波段入射光子的吸收和散射作用不同,形成了特殊的光谱响应特征。在可见光波段,叶片叶绿素的吸收作用是控制因子,叶绿素强烈吸收蓝波段和红波段光子,进行光合作用转换为有机质,另有部分转换为热能和荧光,绿波段吸收较少形成反射峰。在近红外波段,植被通常呈现高反射,依照叶片细胞结构的不同,反射率略有差异。在短波红外波段,叶片水分显著吸收,反射率总体与叶片含水量呈负相关。另外,叶肉结构和叶倾角分布影响可见光到短波红外的整个光谱反射率。并且,消光截面、散射相函数是各向异性的,入射和观测方向不同反射率也有差别,使得植被冠层具有热点效应。

健康绿色植被在可见光波段光谱特征的主控因子是叶绿素含量,这与叶片的疏密程度密切相关,有利于反演叶面积指数这一参数。红波段、近红外波段反射率与叶片的特征最为相关且区别于其他地物,是当前叶面积指数反演中最常用的波

段。另外,短波红外波段反射率反映土壤背景信息,也常被用作输入数据。通过不同的方式建立叶面积指数与地表光谱反射率的关系,结合大气校正得到的地表反射率,就可以从遥感数据反演得到叶面积指数。

3 叶面积指数遥感反演方法

叶面积指数反演的关键是如何根据光子在冠层中的辐射传输过程及其形成的特殊光谱响应特征,建立其与遥感地表反射率的关系模型。遥感观测的植被指数(Vegetation Index, VI)与叶面积指数密切相关,通过拟合两者的经验关系可以简化复杂的冠层辐射传输过程,直接将地表反射率表示为叶面积指数的函数。另外,描述光子在冠层中传输过程的物理模型也可以模拟地表反射率与叶面积指数的关系。根据建立关系方式的不同,当前光学遥感反演叶面积指数主要有2种方法:基于植被指数的经验关系方法和基于物理模型的方法。

3.1 基于植被指数的经验关系方法

叶面积指数与遥感地表反射率计算的植被指数有很强的正相关关系,经验关系方法认为两者具有某种函数形式的关系,通过建立这种函数关系,可以植被指数来估算叶面积指数。

植被指数的经验关系方法需要确定3个关键要素:植被指数、经验关系形式和用于模型参数拟合的叶面积指数数据。在植被指数选择方面,由于植被在红波段强吸收,而在近红外波段强反射,随着叶面积指数的增大,红波段反射率减小,而近红外波段反射率增大,因此,这两个波段组合所构造的植被指数可以增强叶面积指数的信息,常被用于叶面积指数反演,如归一化差值植被指数(NDVI)^[15]、简单比植被指数(SR)等^[16]。叶面积指数与植被指数之间的函数形式随着植被指数和植被类型不同而存在差异,对于不同的区域和植被类型分别拟合选择最佳的函数形式和参数^[16]。用于拟合模型参数的叶面积指数数据可以通过地表测量和模型模拟两种方式获得。将地表测量作为植被叶面积指数的真值,通过拟合其与遥感植被指数的关系,可以建立两者之间的经验模型用于叶面积指数反演。另外,采用表征冠层辐射传输过程的物理模型模拟也可以获得叶面积指数,通过模型模拟叶面积指数

与植被指数建立关系模型,可以解决地表测量在观测角度、植被类型和背景状况等方面缺乏代表性的问题^[17]。

经验关系方法简化了光子在冠层内复杂的传输过程,方法简单高效,在小区域内可以获得较高的精度。而且,植被指数通过几个波段比值或者归一化等方法,在突出植被信息的同时,减小了冠层阴影、土壤背景、大气污染和角度效应等的影响^[18]。但是,这种方法仅以2-3个波段组合生成的植被指数作为输入,不能充分利用传感器获得的光谱信息,而且从多个波段信息降低为一个指数也减少了反演的约束条件,会导致结果的不确定性增加,造成经验关系随着传感器、植被类型、时间及地理位置的变化而改变,因而建立大范围适用的经验关系模型非常困难。

3.2 物理模型方法

物理模型方法基于植被冠层的光子传输理论模拟冠层中的辐射传输过程,建立地表光谱反射率与叶面积指数等叶片、冠层和背景生物物理参数的模型,采用遥感地表反射率并结合地表已知信息,通过反转模型可以估算叶面积指数这一关键光谱贡献参量。

叶片辐射传输模型可以模拟叶片尺度的光子辐射传输过程,建立叶片光学属性(反射率和透射率)与叶片结构和生物物理参数的关系,常用的叶片辐射传输模型包括 PROSPECT 和 LIBERTY。PROSPECT 假设叶片由N层均一平板堆叠而成,平板间由N-1层气体空间间隔开,将叶片反射率和透过率表示为叶肉结构参数、叶绿素浓度、水分含量、干物质含量和灰分物质含量的函数,适用于阔叶植被^[19]。LIBERTY 是针对针叶林的叶片辐射传输模型,假设叶片细胞结构为球形细胞,依据叶绿素、水分等主要吸收要素在单位叶片面积的含量,将叶片光学性质表示为这些要素吸收系数的线性组合,从而模拟了针叶的反射率和透过率^[20]。从叶片扩展到冠层尺度需要采用冠层辐射传输模型或者几何光学模型。冠层辐射传输模型模拟冠层不同生物物理、结构参数以及背景状况下的冠层光谱反射率。目前常用的模型是 SAIL,它假设植被冠层是由方位随机分布的水平、无限扩展的各向同性叶片组成的混合体,单个叶片是理想的郎伯表面,当给定冠层结构参数和环境参数时,可以计算任意入射

和观测方向的冠层反射率^[21]。几何光学模型从几何光学的角度模拟光子在冠层中的传输过程,主要考虑植物的宏观几何结构和冠层的二向性反射。模型认为植株是具有相同大小、形状和高度,且按方向排列的几何体,通过分析这些几何体对光线的截获、遮阴和地表的反射计算冠层的方向反射率,适用于不连续植被,如灌木林、稀疏森林、针叶林等。代表性的几何光学模型包括 Li-Strahler GOMS 模型^[22]和 4-scale 模型^[23]。结合叶片辐射传输模型和冠层辐射传输模型或者几何光学模型,将前者模拟的叶片反射率和透过率输入后者,就可将冠层光谱反射率表示为冠层、叶片和土壤背景特征的函数。

通过模型建立地表反射率与叶面积指数关系后,从物理模型反演叶面积指数实质上是基于卫星观测的地表光谱反射率估算模型参数值,在特定冠层和背景条件下,找到最佳的叶面积指数,使得在此参数条件下,模型模拟的地表反射率与遥感观测实现最佳匹配。物理模型十分复杂,在实际反演中,可以采用最优化、查找表或神经网络等方法实现模型参数的快速反演。最优化方法设定目标函数,寻找满足限制条件并使目标函数最大或最小化的参数解实现反演,可采用迭代技术实现^[24]。该方法利用原始模型直接反演,可以保持模型本身的精度,但计算耗时较长,并且成功反演依赖于初始值的合理设定,在区域和全球基于像元的应用中很少被采用。查找表(Look-up table, LUT)方法基于物理模型模拟设定植被、背景和观测状况下(以一定取值间隔)的冠层反射率,建立冠层反射率和叶面积指数的对应关系表,通过卫星观测的冠层反射率以及已知的植被、背景和观测角度,反查出最佳匹配的叶面积指数。查找表简化了复杂的物理模型,实际反演中更加高效且不需要给定初始值,是一种常用的大区域业务运行的反演算法^[25]。但是,为了达到理想的反演精度,查找表的维度需要足够大,状态变量采样间隔也必须足够小,这样应用于大区域时速度将降低,而不恰当的简化又会制约反演的适用性。神经网络可以高效、精确地逼近复杂的非线性函数,通过训练样本对网络参数进行训练,将物理模型简化为简单的黑箱模型,实现模型参数的高效反演。相对于查找表多个参数维度导致反演速度降低的缺点,神经网络利用黑箱模型替换了复杂的物理模型,将次要信息集中在网络训练中,反演中仅引入关键参数信息,因而更加高效^[26-27]。

物理模型方法以物理光学为基础,适用的植被类型和空间范围更广。但相对于基于植被指数的经验关系方法,这种方法也存在一些问题:(1)模型参数众多,一些参数很难获取。如目前常用的PROSPECT+SAIL模型的主要输入就包括叶片结构参数、叶绿素a、b含量、干物质量、棕色素浓度、叶片水分含量、叶面积指数、叶倾角、热点参数、土壤反射率、观测几何信息(经度、纬度、日期)等。其中多半参数都难以获得每个像元上不同时间的状况,往往需要按照植被类型做一些简化假设;(2)基于复杂模型的参数反演在实现中存在问题。最优化的方法可以保持模型本身精度,但计算耗时长,难以应用于大区域反演。查找表和神经网络虽然可以实现模型的快速反演,但反演结果的可靠性依赖于查找表和神经网络训练数据的代表性,这就需要模型参数做合理的设置,而这对于具有众多参数的复杂物理模型非常具有挑战性。

4 主要叶面积指数遥感产品

自20世纪80年代以来,多种卫星搭载不同的光学传感器升空对地球持续进行重复观测。目前基于这些数据生成了全球叶面积指数标准产品,例如基于NOAA/AVHRR的ECOCLIMAP、ISLSCP-II和AVHRR LAI;基于SPOT/VEGETATION的CYCLOPES、GLOBCARBON LAI;基于TERRA-AQUA/MODIS的MOD15;基于ENVISAT/MERIS的MERIS LAI;基于多种传感器的GEOV1和GLOBMAP等。这些产品的基本情况和采用算法如表1所示。产品在空间格局和季节变化上基本类似,但在不同的植被类型和季节也存在一定差异。这里介绍全球主要叶面积指数产品MOD15、CYCLOPES、GLOBCARBON和GLOBMAP:

(1)MOD15: NASA 基于TERRA-AQUA/MODIS数据生成的全球2000年以来的叶面积指数产品。其主算法将全球植被归为8种生物群系类型,针对不同的生物群系类型,分别采用三维辐射传输模型模拟生成查找表,以MOD09 1-7 7个陆地波段的方向地表反射率为输入反演获得像元最可能的叶面积指数。当主算法失败时,采用基于植被类型的NDVI-LAI经验关系的备用算法^[25]。产品生成真实叶面积指数,同时提供产品质量信息和不确定性数据集,描述每个像元是否有云覆盖、采用的算法

等信息。

(2)CYCLOPES: 基于SPOT/VEGETATION数据生成的全球1999年以来的叶面积指数产品。算法采用冠层辐射传输模型SAIL联合叶片辐射传输模型PROSPECT,模拟不同冠层结构、叶片光学属性、土壤背景和观测角度状态下的红、近红外和短波红外波段冠层反射率。利用模拟数据训练神经网络,输入经过大气校正、BRDF校正的VEGETATION红、近红外和短波红外波段反射率以及角度信息,反演获得全球叶面积指数^[27]。CYCLOPES LAI在景观尺度考虑了集聚效应,接近有效叶面积指数。由于地表反射率采用前后各15天的晴空观测拟合的BRDF模型参数进行了角度归一化,因而产品的时间序列较为平滑^[28]。

(3)GLOBCARBON: 基于SPOT/VEGETATION数据生成的全球1999年以来的叶面积指数产品。GLOBCARBON LAI将全球地表分为6种类型,利用VEGETATION红、近红外和中红外波段地表反射率计算SR(Simple Ratio)和RSR(Reduced Simple Ratio),对于非森林类型,利用SR-LAI关系生成叶面积指数;对于森林类型,基于RSR-LAI关系提取叶面积指数以消除土壤背景效应,并采用迭代的方法消除BRDF效应^[29]。算法引入聚集度指数考虑植被的集聚效应,将基于SR/RSR-LAI关系生成的有效叶面积指数转换为真实叶面积指数。

(4)GLOBMAP: 基于AVHRR和MODIS数据生成的全球1981年以来的高一致性叶面积指数数据。该产品首先采用改进的GLOBCARBON LAI算法,基于MODIS数据反演叶面积指数;然后,利用AVHRR与MODIS的重叠观测,针对每个像元建立了AVHRR SR-MODIS LAI关系,在此基础上,实现了历史AVHRR数据的回溯反演^[30]。并基于全球聚集度指数图考虑像元级的集聚效应,反演结果为真实叶面积指数。GLOBMAP解决了2种不同传感器引起的反演结果不一致的问题。

5 叶面积指数遥感产品检验

产品检验是了解反演结果质量和提高算法的必要步骤,也是叶面积指数反演中非常具有挑战性的工作之一。评价反演精度最直接的方法是将反演的叶面积指数与真实值进行比较。真实值可以通过野外直接测量获得,例如,野外人工采集叶片

表1 现有全球主要LAI遥感数据集
Tab.1 Main global LAI remote sensing products

数据集	数据源	覆盖范围	时间 分辨率	空间 分辨率	算法	参考文献
MOD15	MODIS	全球 2000–	8 天	1km	主算法: 三维辐射传输模型 (LUT); 备用算法: 基于植被类型的 NDVI-LAI 关系	Myneni <i>et al.</i> 2002 ^[25]
CYCLOPES	VEGETATION	全球 1999–2007	10 天	1/112°	一维辐射传输模型 (PROSPECT+SAIL) (神经网络)	Baret <i>et al.</i> 2007 ^[27]
GEOV1	VEGETATION	全球 1999–	10 天	1/112°	MOD15 和 CYCLOPES 融合生 成训练数据, 训练神经网络	Baret <i>et al.</i> 2013 ^[31]
GLOBCARBON	VEGETATION	全球 1998–2003	月	1/11.2°	基于植被类型的 4-scale 模型模 拟 SR/RSR-LAI 关系, 单独考虑 BRDF 效应	Deng <i>et al.</i> 2006 ^[29]
ECOCLIMAP	AVHRR	全球	月	1/120°	基于植被类型的 NDVI-LAI 经 验关系	Masson <i>et al.</i> 2003 ^[15]
MERIS	ENVISAT	全球 2002–	3 天	0.3/1.2 km	一维辐射传输模型 (PROSPECT+SAIL) (神经网络)	Bacour <i>et al.</i> 2006 ^[26]
ISLSCP-II	AVHRR	全球 1982–1990	月	1°	基于 NDVI/SR 计算的 fPAR 与 LAI 之间的经验关系	Los <i>et al.</i> 2000 ^[32]
AVHRR LAI	AVHRR	全球 1981–2006	月	8km	三维辐射传输模型	Ganguly <i>et al.</i> 2008 ^[33]
GLOBMAP	AVHRR/MODIS	全球 1981–	半月/8 天	8km	像元级 SR-LAI 关系背景库	Liu <i>et al.</i> 2012 ^[30]

样本, 基于叶面积测量法、比叶重法、落叶收集法或者分层收割法等, 能够获得站点上较精确的叶面积指数值。但是, 这种方法成本较高, 效率较低。另外, 利用 LAI-2000 (升级版为 LAI-2200)、TRAC 等光学仪器, 通过测量辐射透过率也可以估算得到叶面积指数。此方法简单高效, 是一种常用的叶面积指数野外测量方法。检验高空间分辨率的叶面积指数产品时, 可以将野外测量叶面积指数与同一地点、最接近时刻、对应位置的反演值进行比较。为了减小空间匹配误差造成的影响, 通常采用野外测量点对应的周围若干像元均值或者中值作为反演值。对于公里级的低空间分辨率叶面积指数产品, 地表异质性会导致测量值与反演值的直接比较存在很大的不确定性。这时需要用高分辨率遥感数据进行尺度转换以降低不确定性。利用小区域多点的实地测量叶面积指数, 建立其与对应的 Landsat TM/ETM+, SPOT 和 ASTER 等高分辨率遥感植被指数 (如 NDVI、SR、EVI 等) 之间的经验关系, 进

而生成面上的较高分辨率叶面积指数, 然后将其重采样作为观测的真实值。

但是, 野外观测值与反演结果的直接比较也存在很多困难。一方面, 地表测量只能提供有限点和时间段的数据, 采样环境条件特别是光照很难完全满足仪器要求, 而且地表高度的异质性会造成测量的重复性差, 不同仪器测量数值之间也存在差异, 导致地表测量的叶面积指数本身有很大的不确定性。另一方面, 叶面积指数遥感反演结果本身精度较低, 在全球尺度上与地面测量的真实值比较误差还较大^[34-35]。这样, 用有限的地表测量来评价不确定性较大的遥感产品, 虽有助于对产品质量的整体理解, 但很难评价产品是否准确。

除直接与野外测量比较之外, 通过分析产品质量这种间接方法也可以评价数据的可用性, 包括产品空间分布和季节变化合理性、时间序列平滑性、有效反演比例, 以及与其他相关地学因子的相关性等。通过评判典型季节叶面积指数反演结果是否

与当地植被在该季节的状况相吻合,可以从整体上判断产品的空间分布合理性。季节变化合理性的评价是通过提取不同植被类型典型点一年或者多年的叶面积指数时间序列,判断其季节曲线是否符合该植被类型生长和凋落的季节变化特征,从而评估产品在时间上的合理性。时间序列平滑性也是评价叶面积指数产品质量的一个重要指标。理论上,植被生长和凋落是渐变的过程,叶面积指数的季节曲线应该是平滑的。典型点上的时间序列曲线直观地表征着该点时间序列的平滑性,而噪音指数(如 noise)则可以提供时间序列平滑性的空间信息^[36]。反演比例是通过统计有效反演数占遥感观测总数的比例,评价算法的有效性和产品的可用性。另外,叶面积指数受到植被类型、当地气象、地形等因素的影响,通过与土地覆盖类型、纬度、降水、温度和高程等相关地学因子的统计分析,也可以获得对产品合理性的认识^[37]。

与其他叶面积指数产品进行横向比较可以评价不同产品之间的吻合性,有助于分析产品的不确定性和优化算法。不同植被类型的叶面积指数频率直方图可以获得对产品整体吻合程度的定性理解,而典型站点上的散点图及其统计指标可以定量评价不同产品的吻合程度,另外,也可以从空间分布、季节变化、时间序列平滑性和反演比例等方面来比较分析产品间的差异。值得注意的是,这种产品间的比较只能说明产品的异同,不能说明孰优孰劣。参与比较的产品算法应该是独立的,如果产品之间具有某种同源性,如训练数据或模型参数来源相同,则得到的产品会有较高的一致性,产品间比较得到的结果意义就会降低。此外,由于趋同思维的存在,即使产品算法是独立的,但在调试算法的过程中不可避免的会受到其他已有产品的影响,因而造成不同产品会有较大的趋同性。

在叶面积指数遥感产品检验中需注意一些问题:(1)野外测量值的代表性:以野外测量的叶面积指数为基准来评价反演结果,必须尽量提高野外测量的代表性。测量点通常选择区域典型植被覆盖区,在开阔、均一的地表进行采样,避免地表异质性的影响;(2)叶面积指数定义的一致性:光学仪器和遥感反演得到的可能是有效叶面积指数或真实叶面积指数。由于冠层内集聚效应的存在,两者之间差别较大,特别是针叶林、灌木等类型。在比较中需要转换为同一含义的数据;(3)尺度效应:叶面积

指数具有加和性,只要简单的加和平均就能消除尺度不同的问题。但叶面积指数与光谱观测的关系在不同的尺度是不同的,特别是对于空间异质性较大的地表,在验证中需要采用高分辨率影像作为中介去除尺度效应的影响。

6 叶面积指数遥感反演现状评述与展望

6.1 当前叶面积指数反演存在的问题

叶面积指数是植被结构参数,而遥感观测为光谱信号,遥感反演是基于两者之间的关系模型来实现光谱信号和植被参数之间的转换。由于植被结构和生物物理特性的多样性、冠层和大气辐射传输过程的复杂性,这种转换存在很大的不确定性,主要体现在:

(1)建立合理的描述冠层内辐射传输过程的模型非常困难。地表植被类型多样,其叶片、冠层以及土壤背景特征都随着站点和季节的不同而变化,光子在冠层内的辐射传输过程十分复杂。目前基于植被指数的经验关系模型将这一复杂的过程采用了简单的函数关系来描述,即使是叶片、冠层辐射传输模型以及几何光学等物理模型,也是对复杂结构植被的简单表述,与可以精确描述不同植被类型的冠层辐射传输过程的模型还有很大差距。

(2)模型输入参数存在很大的不确定性。冠层反射率模型参数众多,获得这些参数值很困难,尤其是缺乏大范围和不同年份季节的详细模型参数值。为了简化反演过程,通常将植被归并为几种生物群系类型,认为同种类型的叶片、冠层和土壤背景相似(如:MOD15, GLOBCARBON),从而设定相同的参数值。然而,即使同种生物群系类型内部,植被和土壤背景也存在非常大的差异;并且,在生成查找表或者神经网络训练数据时,很多参数的设置是依赖于算法设计者的经验,而不是从野外测量数据统计得到。

(3)输入数据不确定性影响反演结果。叶面积指数反演质量依赖于输入数据的质量。地表反射率是叶面积指数反演中最关键的输入,其误差将会直接影响反演结果。因此,从遥感观测信号经过大气校正得到可靠的地表反射率数据,对于保证叶面积指数的反演精度十分关键。另外,输入数据的质量标识也会对反演结果产生严重的影响,例如:云

漏检会导致反演结果出现异常低值,而将晴空误标识为云又会减少有效反演值,因而高精度的云检测方法将有助于提高叶面积指数的反演质量^[38]。另外,土地覆盖分类是大多数叶面积指数反演算法的重要辅助输入,土地覆盖分类的精度对反演结果有很大的影响^[39]。

(4)某些植被类型明显偏离遥感反演的假设条件造成反演精度较低。例如,水稻田和湿地的背景是水面或非常湿润的地表,在生长的初期,地表被水覆盖,水对可见光和近红外波段具有强吸收作用,其光谱特征与土壤背景完全不同。再如山地植被的叶面积指数反演受到阴影等的影响精度较低。另外,热带雨林冠层结构十分复杂,可见光难以穿透,遥感反演的叶面积指数不确定性很大。

6.2 叶面积指数反演发展趋势与展望

当前地球系统科学特别是全球变化研究在时间序列、分辨率、精度和结构区分等方面对叶面积指数产品提出了新的要求,遥感反演研究随之呈现出新的趋势。

(1)多传感器定量融合改进叶面积指数反演。当前已有多个光学传感器提供了对全球的重复观测,不同传感器在时间覆盖、数据质量、时空分辨率、角度观测等方面各有优势。如何融合现有传感器数据的优点以提高叶面积指数的质量,是有效挖掘现有海量数据用于地学应用的关键。如:通过与高时间分辨率MODIS数据的融合,可提高多角度MISR LAI的时间分辨率^[36];通过定量融合AVHRR与MODIS数据,解决不同传感器不一致性问题,可生成长时间序列、高一致性的叶面积指数产品^[30];另外,通过融合不同的叶面积指数产品,可以生成新的更高精度的产品^[31,40]。

(2)考虑植被结构特征的叶面积指数反演。植被的结构差异会影响其生理作用过程,如集聚效应影响着冠层对入射太阳辐射的吸收进而影响光合作用,再如森林因乔木和灌木、草等林下植被的构成不同造成其碳循环差别很大。因而,在叶面积指数反演中考虑植被结构信息有助于提高生态系统碳循环的模拟精度。多角度、多通道偏振探测器POLDER、多角度成像光谱仪MISR等多角度传感器的升空为植被结构信息提取提供了新数据源和思路,有助于区分不同植被组分,使反演的叶面积指数更适用于碳循环模拟。目前,在叶面积指数反

演中已经开始关注集聚效应、乔灌木分离等对于碳循环贡献不同的植被结构信息的提取,如利用MISR和MODIS等多角度观测数据反演了全球聚集度指数^[6],利用多角度观测结合几何光学模型实现了林下背景反射率的分离^[41],并基于时间序列遥感观测和三维辐射传输模型区分了上层林和林下植被的叶面积指数^[42]。

(3)激光雷达等新型观测数据反演冠层三维结构。传统的光学传感器提供的二维信息不能有效地揭示植被冠层的真实结构,激光雷达技术(Lidar)能够得到植被的三维结构,从而可以更可靠地估算叶面积指数。航空激光雷达的三维点云数据已被成功用于样地和景观尺度上森林冠层结构参数的提取,实现了森林、农作物等叶面积指数的反演^[43-44]。地面激光雷达具有更细的采样间距,能够从一个或多个角度和位置获取单立木和森林样方水平的高密度三维点云数据,已被用于单木或者小区域的叶面积指数反演^[45]。激光雷达由于其在三维信息获取方面的优势,可以提取叶倾角、树高等植被结构参数,为冠层反射率模型提供像元级的模型参数输入,将有助于降低模型模拟的不确定性,改进叶面积指数反演效果。另外,PROBA/CHRIS等高光谱数据,其光谱的高分辨特性使其包含更多的植被特征信息,某些特殊的波段,如红边波段,能避免茂盛植被的反演饱和问题,有助于提高叶面积指数的反演精度^[46-47]。但高光谱数据的时间分辨率很低,更多的是作为叶面积指数反演的试验数据,无法用于全球产品的反演。

叶面积指数作为表征植被结构的关键参数,是生态系统模型、气候和陆面模式的必要输入。获得长时间序列、高质量的叶面积指数数据,有助于提高对陆地生态系统碳水循环状况及其对全球变化响应的理解。随着遥感技术的发展,光学传感器的定标定位精度、时空分辨率、波段设置等都有了长足进步,为叶面积指数反演提供了良好的数据源。多角度遥感和激光雷达的兴起,使植被结构信息的提取成为可能。当前,叶面积指数反演正从单一传感器走向多传感器数据的定量融合,算法精度和适用性逐步提高,并在反演中更加细化地考虑植被的结构。另外,越来越多的地表生物物理和生物化学参数可以直接或间接从遥感数据获得,有望提供每个站点上的详细模型参数特征值,以这些参数来约束物理模型反演,将改进当前反演中不合理的假

设, 从而获得更切近地表实际状况的反演结果。

参考文献:

- [1] Ganopolski A, Kubatzki C, Claussen M, *et al.* The influence of vegetation-atmosphere-ocean interaction on climate during the mid-Holocene[J]. *Science*, 1998,280(5371):1916-1919.
- [2] Watson D J. Comparative physiological studies in the growth of field crops. I. Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years[J]. *Annals of Botany*, 1947,11(41):41-76.
- [3] Monteith J L, Unsworth M H. *Principles of Environmental Physics* (2nd Edition)[M]. London: Edward Arnold, 1973.
- [4] Smith N J, Clark D R. Estimating salad leaf area index and leaf biomass from diffuse light attenuation[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 1990,20(9):1265-1270.
- [5] Chen J M, Black T A. Defining Leaf-Area Index for non-flat leaves[J]. *Plant Cell and Environment*, 1992,15(4):421-429.
- [6] Chen J M, Menges C H, Leblanc S G. Global mapping of foliage clumping index using multi-angular satellite data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005,97(4):447-457.
- [7] Myneni R B, Ross J, Asrar G, *et al.* A review on the theory of photon transport in leaf canopies[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1989, 45(1-2):1-153.
- [8] Arora V. Modeling vegetation as a dynamic component in soil-vegetation-atmosphere transfer schemes and hydrological models[J]. *Reviews of Geophysics*, 2002,40(2):1-26.
- [9] Sellers P J, Dickinson R E, Randall D A, *et al.* Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere[J]. *Science*, 1997,275(5299):502-509.
- [10] Zhao M, Running S W. Drought-Induced Reduction in Global Terrestrial Net Primary Production from 2000 Through 2009[J]. *Science*, 2010,329(5994):940-943.
- [11] Leuning R, Zhang Y Q, Rajaud A, *et al.* A simple surface conductance model to estimate regional evaporation using MODIS leaf area index and the Penman-Monteith equation[J]. *Water Resources Research*, 2008,44(10):1-17.
- [12] Peterson D L, Aber J D, Matson P A, *et al.* Remote sensing of forest canopy and leaf biochemical contents[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988,24(1):85-108.
- [13] Liang S L. *Quantitative remote sensing of land surface* [M]. New Jersey: Wiley Interscience, 2004,93-100.
- [14] Nilson T, Peterson U. A forest canopy reflectance model and a test case[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 37(2):131-142.
- [15] Masson V, Champeaux J L, Chauvin F, *et al.* A global database of land surface parameters at 1-km resolution in meteorological and climate models[J]. *Journal of Climatology*, 2003,16(9):1261-1282.
- [16] Chen J M, Pavlic G, Brown L, *et al.* Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1):165-184.
- [17] Houborg R, Soegaard H, Boegh E. Combining vegetation index and model inversion methods for the extraction of key vegetation biophysical parameters using Terra and Aqua MODIS reflectance data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,106(1):39-58.
- [18] Chen J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1996(22):229-242.
- [19] Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT - a model of leaf optical-properties spectra[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1990,34(2):75-91.
- [20] Dawson T P, Curran P J, Plummer S E. LIBERTY - Modeling the effects of leaf biochemical concentration on reflectance spectra[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998,65(1):50-60.
- [21] Verhoef W. Light-scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling-the SAIL model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1984,16(2):125-141.
- [22] Li X W, Strahler A H. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy-effect of crown shape and mutual shadowing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992,30(2):276-292.
- [23] Chen J M, Leblanc S G. A four-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997,35(5):1316-1337.
- [24] Bicheron P, Leroy M. A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999,67(3):251-266.
- [25] Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, *et al.* Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002,83(1-2):14-231.
- [26] Bacour C, Baret F, Beal D, *et al.* Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI_C(ab), from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006,105(4):313-325.

- [27] Baret F, Hagolle O, Geiger B, *et al.* LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION - Part 1: Principles of the algorithm[J]. Remote Sensing of Environment, 2007,110(3):275-286.
- [28] Weiss M, Baret F, Garrigues S, *et al.* LAI and fAPAR CYCLOPES global products derived from VEGETATION. Part 2: validation and comparison with MODIS collection 4 products[J]. Remote Sensing of Environment, 2007,110(3):317-331.
- [29] Deng F, Chen J M, Plummer S, *et al.* Algorithm for global leaf area index retrieval using satellite imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(8):2219-2229.
- [30] Liu Y, Liu R, Chen J M. Retrospective retrieval of long-term consistent global leaf area index (1981-2011) from combined AVHRR and MODIS data[J]. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2012, 117 (G04003): 1-14.
- [31] Baret F, Weiss M, Lacaze R, *et al.* GEOV1: LAI and FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products. Part1: Principles of development and production[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, in press.
- [32] Los S O, Collatz G J, Sellers P J, *et al.* A global 9-yr biophysical land surface dataset from NOAA AVHRR data [J]. Journal of Hydrometeorology, 2000,1(2):183-199.
- [33] Ganguly S, Schull M A, Samanta A, *et al.* Generating vegetation leaf area index earth system data record from multiple sensors. Part 1: Theory[J]. Remote Sensing of Environment, 2008,112(12):333-4343.
- [34] Garrigues S, Lacaze R, Baret F, *et al.* Validation and inter-comparison of global Leaf Area Index products derived from remote sensing data[J]. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2008,113(G2):1-20.
- [35] Fang H, Wei S, Liang S. Validation of MODIS and CYCLOPES LAI products using global field measurement data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012(119):43-54.
- [36] Liu Y, Liu R, Chen J M, *et al.* Expanding MISR LAI to high temporal resolution with MODIS observations[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2012,50(10):3915-3927.
- [37] Ganguly S, Samanta A, Schull M A, *et al.* Generating vegetation leaf area index Earth system data record from multiple sensors. Part 2: Implementation, analysis and validation[J]. Remote Sensing of Environment, 2008,112(12): 4318-4332.
- [38] Liu R G, Liu Y. Generation of new cloud masks from MODIS land surface reflectance products[J]. Remote Sensing of Environment, 2013(133):21-37.
- [39] Liu R G, Chen J M, Liu J, *et al.* Application of a new leaf area index algorithm to China's landmass using MODIS data for carbon cycle research[J]. Journal of Environmental Management, 2007,85(3):649-658.
- [40] Xiao Z, Liang S, Wang J, J. *et al.* GLASS leaf area index product derived from MODIS time series remote sensing data[C]. The 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Munich, Germany, July 22-27,2012.
- [41] Pisek J, Chen J M. Mapping forest background reflectivity over North America with Multi-angle Imaging SpectroRadiometer (MISR) data[J]. Remote Sensing of Environment, 2009,113(11):2412-2423.
- [42] Kobayashi H, Delbart N, Suzuki R, *et al.* A satellite-based method for monitoring seasonality in the overstory leaf area index of Siberian larch forest[J]. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2010(115):1-14.
- [43] Zhao K G, Popescu S. Lidar-based mapping of leaf area index and its use for validating GLOBCARBON satellite LAI product in a temperate forest of the southern USA [J]. Remote Sensing of Environment, 2009,113(8):1628-1645.
- [44] 周梦维,柳钦火,刘强,等.机载激光雷达的作物叶面积指数定量反演[J].农业工程学报,2011,27(4):207-213.
- [45] Zheng G, Moskal L M, Kim S H. Retrieval of effective Leaf Area Index in heterogeneous forests with terrestrial laser scanning[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013,51(2):777-786.
- [46] Delegido J, Verrelst J, Meza C M, *et al.* A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems[J]. European Journal of Agronomy, 2013(46):42-52.
- [47] Wang L J, Niu Z, Hou X H, *et al.* The study of LAI estimation using a new vegetation index based on CHRIS data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013,33(4): 1082-1086.

Current Status and Perspectives of Leaf Area Index Retrieval from Optical Remote Sensing Data

LIU Yang¹, LIU Ronggao^{2*}, CHEN Jingming³, CHENG Xiao¹ and ZHENG Guang³

(1. *State Key Laboratory for Remote Sensing Science, College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*; 2. *Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China*; 3. *International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

Abstract: Leaf area index (LAI) is a primary parameter for charactering leaf density and vegetation structure. Since it could represent the capability of vegetation for photosynthesis, respiration and transpiration, LAI is used as a critical parameter for modeling water, carbon and energy exchanges among soil, vegetation and the atmosphere. Several regional and global LAI datasets have been generated from satellite observations. This paper reviews current status of theoretical background, algorithms, products and evaluation of LAI from optical remote sensing data. First, the definition of LAI and its effects in ecosystem modeling are introduced. Then, the radiative transfer processes of photon in canopy are described briefly. Based on these processes, vegetation presents its own spectral response characteristics, which are related to biophysical and biochemical properties of leaves, canopy and soil background, making it possible to derive LAI from optical remote sensing data. Two main methods which establish the relationships between LAI and satellite observed spectral canopy reflectance are widely used for LAI retrieval from remote sensing data, including vegetation index-based empirical regression method and physical model-based method. These two methods are presented subsequently, and their advantages and disadvantages are also discussed. Several major global LAI remote sensing products are reviewed, such as MOD15, CYCLOPES, GLOBCARBON and GLOBMAP LAI. The methods for LAI products evaluation and validation are presented, and several problems in LAI evaluation are also discussed. Finally, several problems in LAI retrieval are concluded, and directions for future research of LAI retrieval are then suggested.

Key words: vegetation; leaf area index; remote sensing retrieval; products

*Corresponding author: LIU Ronggao, E-mail:liurg@igsnrr.ac.cn