

刘 远,周买春. 遥感反演植被叶面积指数的不确定性来源综述[J]. 江苏农业科学,2017,45(12):12-19.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.12.003

遥感反演植被叶面积指数的不确定性来源综述

刘 远,周买春

(华南农业大学水利与土木工程学院,广东广州 510642)

摘要:叶面积指数(LAI)是表征冠层结构的关键参数,影响植被光合、呼吸、蒸腾、降水截留、能量交换等诸多生态过程。目前利用不同的卫星遥感数据和反演方法,已经生成了多种全球 LAI 产品。然而,遥感反演 LAI 存在着主要由输入数据和反演算法引起的不确定性。本文从地表反射率的光谱特征和大气校正、土地覆盖分类、数据时空分辨率等方面论述了 LAI 反演输入数据的不确定性;从经验或半经验模型、物理模型以及模型对植被集聚效应方面论述了 LAI 反演模型的不确定性;最后总结了评价遥感反演 LAI 不确定性的方法,以及控制、减少不确定性的新途径。

关键词:遥感;叶面积指数;不确定性;反演;集聚效应

中图分类号: S127;TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)12-0012-07

植被叶面积指数(leaf area index, LAI)是表征冠层结构的关键参数,影响植被光合、呼吸、蒸腾、降水截留、能量交换等诸多生态过程,是众多模拟区域和全球陆地生态系统与大气间相互作用的生态模型、生物地球化学模型、动态植被模型和陆面过程模型中的重要状态变量或关键输入数据^[1]。自 1947 年 Watson 最早在作物学领域提出 LAI 的概念^[2]以来, LAI 的定义经过不断的修改和完善,目前通常采用 Chen 和 Black 的定义^[3],即将 LAI 定义为单位地表面上绿叶表面积总和的一半。

全球变化、气候模拟等研究迫切需要长时间序列的区域或全球尺度的多时相 LAI 产品。遥感技术的迅速发展及其与地理信息系统技术的结合,为大范围、连续监测区域植被覆盖变化提供了技术支持,多时相的遥感数据记录了植被状况的变化历程。遥感反演逐渐成为获取大面积 LAI 的重要途径。目前,利用不同卫星遥感数据和不同的反演方法,已经生成了多种全球 LAI 产品,主要包括基于 NOAA AVHRR 的 ECOCLIMAP^[4]、ISLSCP-II^[5]和 AVHRR LAI^[6];基于 SPOT VEG-ETATION 的 CYCLOPES^[7]、GLOBCARBON^[8];基于 TERRA/AQUA MODIS 的 MOD15^[9];基于 ENVISAT MERIS 的 MERIS^[10];基于 TERRA MISR 的 MISR^[11-12];以及基于多种数据源的 GEOV1^[13]、GLOBMAP^[14]、GLASS^[15]。这些 LAI 产品除遥感数据源不同外,数据的覆盖时间范围、时间和空间分辨率、反演算法等都存在差异,众多的 LAI 产品哪种精度更高、更适用于哪一领域的应用,成为广大 LAI 数据使用者的一大难题。虽然 LAI 数据生产者对产品精度进行了定量评价,但由于验证数据和验证方法不同,这些数据精度的验证结果之

间不具有可比性。目前,已有学者针对这些 LAI 产品的精度检验或相互间的对比做了一些有意义的工作,如 Pisek 等^[16]、Liu 等^[17]和 Li 等^[18]分别在加拿大、中国东北和中国江西省红壤丘陵地区的研究表明,采用 GLOBCARBON 方法反演的 LAI 数据质量要优于 MODIS 的 LAI 产品 MOD15;Garrigues 等通过比较 ECOCLIMAP、GLOBCARBON、CYCLOPES、MODIS 等 4 种 LAI 产品与地面测量数据,得到 CYCLOPES 与地面测量值吻合最好^[19];向阳等通过 GLASS、MODIS、CYCLOPES 等 3 种 LAI 产品与地面测量数据之间的相关系数和均方根误差定量对比,指出 GLASS 产品的精度明显比后两者高^[20]。这些研究表明,遥感反演 LAI 存在不确定性,主要来源于输入数据(地表反射率和土地覆盖分类)和反演算法^[21]。本文从输入数据和反演算法 2 个方面剖析遥感反演 LAI 的不确定性,揭示 LAI 不确定性的根源,为广大 LAI 数据使用者选择合适的遥感 LAI 产品提供参考。

1 输入数据的不确定性

1.1 地表反射率的不确定性

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,射出冠层顶经过大气被传感器接收^[22]。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。遥感反演就是基于遥感光谱信号和 LAI 两者间的关系模型,实现从光谱信号到植被结构参数 LAI 间的转换。地表反射率是遥感 LAI 反演中最关键的输入,许多研究表明,地表反射率的微小变化都会对反演的 LAI 产生很大变化^[23-25]。因此,地表反射率的不确定性对 LAI 产品的质量有重要的影响,其不确定性主要来源于传感器自身的光谱特性(波段中心值、波段宽度等)和生成地表反射率时的大气校正方法。

1.1.1 光谱特征的不确定性 在各光谱波段中,红波段和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 LAI 反演最常用的波段;另外,短波红外波段反射率能反映土壤背景信息,可见光波段光谱特征主要受绿色植被的叶绿素含量控制,与叶片的疏密程度密切相关,这 2 种波段也常用作 LAI 反演的输入数据^[22]。然而,不同传感器的波段中心

收稿日期:2016-03-10

基金项目:国家自然科学基金(编号:41171029);广东省水利科技创新项目(编号:2009-42)。

作者简介:刘 远(1979—),男,广东中山人,博士,副教授,主要从事水文预报和地理信息系统研究。E-mail:lyuan@scau.edu.cn。

通信作者:周买春,教授,博士生导师,主要从事水文学及水资源研究。E-mail:mczhou@scau.edu.cn。

值、波段宽度等存在一定的差异,造成地表反射率的不确定性。如 AVHRR、VEGETATION 和 MODIS 3 种常用的卫星遥感传感器的光谱特性就明显不同: AVHRR 共有 5 个通道,光谱响应范围在 $0.58 \sim 12.5 \mu\text{m}$,常用的红光波段和近红外波段分别在 $0.58 \sim 0.68$ 、 $0.725 \sim 1.10 \mu\text{m}$; MODIS 有 $0.4 \sim 14.5 \mu\text{m}$ 之间的 36 个波段,红光波段和近红外波段分别在 $0.620 \sim 0.670$ 、 $0.841 \sim 0.867 \mu\text{m}$; VEGETATION 有 $0.43 \sim 1.75 \mu\text{m}$ 之间的 5 个波段,其中红波段在 $0.61 \sim 0.68 \mu\text{m}$,近红外波段在 $0.79 \sim 0.89 \mu\text{m}$ 。传感器的光谱特性差异使其接收的地面辐射不同,从而导致它们在反映植被特征、空间分布和时间变化等都存在一定差异。AVHRR 的近红外波段范围较宽,含有几个强水分吸收带,叶面含水量的影响使植被反射的近红外辐射能量减少;相反,MODIS 传感器红波段中心值是叶绿素对红光的吸收峰值,近红外波段是绿色植被对近红外光的强反射区,且波段宽度小,避开了近红外区中植被的强水分吸收带,消除了水汽的干扰。MODIS 和 VEGETATION 的波段中心值、波段宽度较为相近,它们所呈现的各个波段的地表反射率也较为接近,而 AVHRR 的光谱宽度则较宽,地表反射率的差别则较大^[26]。遥感反演 LAI 通常不是直接建立 LAI 与地表反射率的关系,而是建立与植被指数(VI)的相关关系。在众多的 VI 中,NDVI(normalized difference vegetation index)是其中一种最常用的 LAI 反演参数,它是通过可见光红光波段(R)和近红外波段(NIR)2 个波段测值组合而成的, $\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{R})$ 。然而,由于不同卫星传感器光谱特性的差异,它们的 NDVI 也存在差异。许多研究表明, AVHRR、SPOT-VGT 和 MODIS 等 NDVI 在全球许多地方都存在明显的差异^[26-31]。这些差异为 LAI 的反演带来了不确定性。

多光谱传感器存在波段设置较宽、波段不连续等不足,随着高光谱遥感技术的兴起,其特有的精细光谱特征逐渐受到人们的关注。高光谱遥感(hyperspectral remote sensing)是指利用很多很窄的电磁波波带(通常 $< 10 \text{ nm}$)从目标物体获取有关数据,具有光谱分辨率高、波段多且连续性强($0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$ 范围内有几百个波段)、信息量丰富、谱像合一等优点^[32]。利用高光谱合适波段来反演 LAI 能一定程度降低由光谱特性带来的不确定性。目前,可利用的星载高光谱遥感数据主要有 EO-1/HYPERION、MIGHTYSAT-2.1/FTHSI 和 PROBA/CHRIS 等^[33],国内外学者已经开始将这些数据应用在 LAI 反演中^[34-39]。

1.1.2 大气校正的不确定性 电磁波在太阳-目标物-卫星之间的传输过程极其复杂,不仅与光照条件、传感器的探测光谱响应、地表起伏等有关,更受到吸收、散射等大气作用的影响,必然导致辐射传输失真^[40]。因此,卫星遥感地表反射率必须进行大气校正。大气校正正是采用数学或者物理模型并借助计算机技术模拟纯大气分子、气溶胶和水汽等对遥感信号的吸收和散射过程,去除吸收和散射影响,反演地学目标实际地表反射率的过程^[41]。目前,诸多的大气校正模型大致可以分为 4 类:基于地面定标的经验回归模型、基于图像特征的校正模型、基于大气辐射传输理论的校正模型和复合模型。基于地面定标的经验回归模型,是假设地面目标的反射率与传感器探测的信号之间具有一定的关系,通过获取遥感影像

上特定地物的灰度值及其成像时相应的地面目标反射光谱的测量值,建立两者之间的回归方程式,在此基础上对整幅遥感影像进行辐射校正^[42]。基于图像特征的校正模型,是仅利用遥感图像自身的信息对遥感数据进行定标,不需要同步测量地面光谱及大气参数,如暗目标法(dark-object method)^[43]、反差降低法(contrast reduction methods)^[44]、不变目标法(invariant-object method)^[45]、直方图匹配法(histogram matching method)^[46]、聚类匹配法^[47]等。基于大气辐射传输理论的校正模型,是利用电磁波在大气中的辐射传输原理建立起来的模型对遥感图像进行大气校正,如 LOWTRAN(low resolution atmospheric transmittance and radiancecode)^[48]、MODTRAN(moderate resolution transmission)^[49]、5S(simulation of the satellite signal in the solar spectrum)^[50]、6S(second simulation of the satellite signal in the solar spectrum)^[51]等。复合模型即将 2 种或多种大气校正方法组合使用^[52-54]。

尽管光学遥感大气校正已有很多研究成果,但并没有一个普遍公认的模型。基于地面定标的经验回归模型原理简单,但需进行实地同步定标点的光谱测量,地面定标点的测量精度对模型的精度影响很大;基于图像特征的校正模型不需要地面光谱及大气环境参数的测量,但该方法基于很多前提的假设,如果遥感图像不满足假设条件,模型精度就会降低;基于大气辐射传输理论的校正模型虽有严格的物理基础,但需要确定大气参数,大气参数空间分布的随机性和非均匀性使其测量或估算会产生较大的误差,从而影响模型的精度;复合模型在一定程度上弥补了利用单一方法进行校正的局限,但同样也集合了多种方法的不确定因素。在几种常用的卫星遥感的地面产品中,AVHRR PAL(pathfinder AVHRR land) II 的大气校正分别对瑞利散射、臭氧散射、水汽吸收和气溶胶 4 个影响因素进行直接校正^[55]; VEGETATION 数据产品 VGT-S 系列采用的大气校正模型是一种简化的 5S 大气辐射传输模型-SMAC 模型^[56]; MODIS 全球地表反射率标准产品 MOD09 是采用 6S 大气辐射传输模型进行大气校正^[57]。

各种大气校正模型的前提假设和原理都有不同,校正后的植被反射光谱信号也不同,从而造成 LAI 反演的不确定性。目前,国内外针对大气校正模型对 LAI 反演影响的研究还不多,陈新芳等对比 6S 模型和基于影像自身的 Gilabert 模型校正后 TM 数据反演的褒河流域阔叶林和针阔混交林 LAI 结果,指出不同大气校正模型对 LAI 的遥感估算结果有较大影响^[58];顾哲衍等利用 6S 模型、FLAASH 模型和 ATCOR2 模型对 Landsat 8 OLI 影像进行大气校正,反演南京市江宁区阔叶林的 LAI,结果显示 ATCOR2 模型校正的 VI 不适于阔叶林 LAI-VI 的回归建模,基于 FLAASH 模型的阔叶林 LAI 估算精度优于 6S 模型^[40]。

1.2 土地覆盖分类的不确定性

由于不同类型植被的冠层结构和叶片形状等存在差异,反演 LAI 的物理模型通常需要根据土地覆盖分类对模型植被参数进行参数化;经验模型一般也是区分不同植被种类来建立地面实测 LAI 与遥感 VI 间的统计关系。不管是经验模型还是物理模型,LAI 反演都是在现有土地覆盖数据的基础上进行的。如 MOD15 的主算法和备用算法在 GLC2000 土地覆盖数据集的基础上将全球植被归为 6 种生物群系类型^[9];

ECOCLIMAP 将全球地表划分为 15 种主要类型,主要的土地覆盖分类来源于 UMD 土地覆盖数据集^[4];GLOBCARBON 在 GLC2000 的基础上进行简化和合并,将全球地表分为 6 种类型^[8];GLOBMAP 采用的是 MODIS 土地覆盖类型产品 MCD12Q1,将全球地表划分为 17 种类型^[14]。

目前,常用的全球土地覆盖产品主要有 USGS (United States geological survey) 的 GLCC (global land cover characteristics)^[59]、美国马里兰大学的 UMD 土地覆盖数据集^[60]、欧盟委员会 JRC (European commission joint research centre) 的 GLC2000 (global landcover for the year 2000)^[61] 以及 MODIS 土地覆盖类型产品 MOD12Q1^[62]。除 GLC2000 采用 FAO (food and agriculture organization_LCCS (land cover classification system) 将土地覆盖分为 22 类外, GLCC、MODIS 和 UMD 都是采用 IGBP (international geosphere – biosphere program) 分类系统将土地覆盖分为 17 种类型 (UMD 去掉了当中的 3 类分为 14 类)。4 种土地覆盖数据的空间分辨率都是 1 km,但各自采用的遥感数据源和分类方法有所不同, GLCC 和 UMD 是由 AVHRR 数据生成的,前者采用非监督分类,后者采用监督分类树; GLC2000 和 MOD12Q1 分别由 VEGETATION 和 MODIS 数据生成,前者采用非监督分类,后者采用监督分类树。国内外已有一些学者针对这些土地覆盖分类数据的差异展开研究,表明这些数据在各类土地覆盖空间分布、制度精度等都存在较大的差异^[63–67]。Ran 等指出这 4 种土地覆盖数据在我国陆域部分的精度都不能满足我国陆面过程模拟的需要^[68],他随后在 2000 年的 MOD12Q1 土地覆盖数据的基础上,融入了我国多种土地利用/土地覆盖数据,建成了 IGBP 分类系统的 2000 年 1 km 分辨率的我国土地覆盖数据 MICLCove^[69]。研究表明,使用不同的土地覆盖分类数据对 LAI 的反演精度有较大的影响^[70–72]。

1.3 输入数据时空分辨率的不确定性

时空分辨率是 LAI 精度的一个重要体现,分辨率不同,呈现出的 LAI 大小和变化往往是不同的。LAI 的时空分辨率由输入数据决定,然而,不同卫星遥感数据的时空分辨率存在一定的差异,从而造成 LAI 的不确定性。如常用的 AVHRR、MODIS 和 SPOT – VGT 3 种植被遥感数据,时间分辨率一般能达到 15、8 d; AVHRR 数据的空间分辨率比较低,一般是 8 km, MODIS 和 SPOT – VGT 数据的空间分辨率一般能达到 1 km 或 500 m。虽然 AVHRR 数据的空间分辨率较低,但数据的时间序列较长 (1981—2006 年),其 20 世纪 80、90 年代的数据是 MODIS 和 SPOT – VGT 所不能具有的。全球变化、气候模拟等研究需要长时间序列的多时相 LAI 产品,所以人们尝试将这些不同遥感来源的数据进行融合,如 GEOV1 融合了 MOD15 和 CYCLOPES 不同数据源的 LAI 产品; GLOBMAP 和 GLASS 采用不同的方法融合了 AVHRR 和 MODIS 地表反射率,得到长时间序列的 LAI 产品。

土地覆盖分类数据作为 LAI 反演的重要输入,其空间分辨率对反演结果同样有重要的影响。每个像元上土地覆盖类别往往不是单一的,即便是同种的生物群落类型内部的植被和土壤背景也会存在一定的差异,土地覆盖数据的空间分辨率越高,越能体现地表的异质性。“1.2”节中介绍的几种全球土地覆盖数据的空间分辨率都是 1 km,而很多国家和地区

都有更高分辨率的土地覆盖数据。土地覆盖数据代表的是其数据源覆盖时段的地表土地覆盖情况,不具有时间分辨率。如 GLCC 和 UMD 是基于 1992 年 4 月至 1993 年 3 月的 AVHRR 数据建立的,代表该时期的土地覆盖分类; GLC2000 是基于 2000 年 1—12 月的 VGT 数据建立的,代表的是 2000 年的土地覆盖分类; MODIS 提供了 2001—2004 年的数据,分别代表各年的土地覆盖分类,可以说在该时段其时间分辨率为年; MICLCove 融合了我国多种 2000 年的土地利用数据和 MODIS 2001 年的土地覆盖数据,代表的是 2000 年土地覆盖分类。然而,地表土地覆盖通常存在年际变化和季节变化,而且随着人类活动对自然的干扰,土地覆盖将在越来越小的时间尺度内发生变化,采用不变的土地覆盖数据来反演长时间序列的 LAI,必将增加反演结果的不确定性。因此,在一定的时期内更新土地覆盖数据或使其具有较高的分辨率是十分必要的。

2 反演模型的不确定性

LAI 遥感反演就是建立遥感光谱信号和植被 LAI 两者间的关系模型,实现从光谱信号到植被结构参数 LAI 间的转换。但是由于植被结构和生物物理特性多样,冠层和大气辐射传输过程复杂,这种转换存在很大的不确定性^[22]。目前,光学遥感反演 LAI 的方法主要可分为 2 类:经验或半经验模型和物理模型。

2.1 经验或半经验模型的不确定性

经验或半经验模型是通过建立地面实测 LAI 与遥感 VI 之间的经验线性或非线性回归模型估算植被 LAI,通常针对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。常用于建立 LAI 经验模型的植被指数主要是 NDVI 和 SR [simple ratio, $SR = (1 + NDVI) / (1 - NDVI)$], 它们都是采用红波段和近红外波段测值组合而成的。选择这 2 个波段主要是因为植被在红波段强吸收,在近红外波段强反射,随着植被 LAI 的增大,红波段反射率减小,近红外波段反射率增大,由它们组合的植被指数能够突出植被信息,同时也减小了冠层阴影、土壤背景、大气污染和角度效应等的影响^[22]。经验或半经验模型反演植被 LAI,不需要考虑光子在冠层内复杂的传输过程,方法简单高效,在小尺度范围内可以获得较高的精度。但是,在大尺度或者全球范围内使用该方法反演 LAI,不确定性将增大,主要体现在以下 3 个方面: (1) 未能充分利用遥感光谱信息。经验或半经验模型反演 LAI 一般仅以 2 ~ 3 个波段组合生成的植被指数作为自变量,构造与 LAI 的回归模型。将 2 ~ 3 个波段的信息合成 1 个简单的系数,同时忽略了多光谱传感器其他波段的光谱信息,必会造成地表信息的缺失,增加反演结果的不确定性。 (2) 地面测量 LAI 的不确定性和空间代表性的尺度效应。地面测量 LAI 的不确定性主要由测量仪器本身的测量能力和测量者的测量方法、测量习惯 2 个方面引起。一般来讲,通过仪器标定、制定操作规范、进行测量人员培训和重复测量等措施,可在一定程度上降低 LAI 测量的不确定性。LAI 测量常用的方法是在每个基本采样单元内,按照某种采样方法 (简单随机采样法、分层采样法、系统空间均匀采样法等),用直接或间接测量方法进行 LAI 单点测量,然后通过一定的转换关系 (如算术平均、面积

加权平均等)将单点 LAI 值转换到采样单元尺度。由地面采样点观测值升尺度到基本采样单元尺度会产生一定的不确定性,与地表异质性和采样方法密切相关。(3)回归模型的不确定性。经验或半经验模型可分为线性回归模型和非线性回归模型,其不确定性主要体现在统计函数形式。目前应用在 LAI 反演的统计模型有线性函数、幂函数和指数函数等多种形式,选择不同的函数, LAI 的反演结果也会不同。

常用的全球 LAI 产品不乏采用经验或半经验模型的,如 MOD15 的备用算法是通过全球不同区域的大量观测,建立起 MODIS NDVI 与 6 种不同植被类型实测 LAI 的对应关系,这种关系通过 LUT(look-up tables)来表达^[9]; ECOCLIMAP 是根据在 15 种植被类型上定点实测的 LAI 最大值和最小值,分别建立与 AVHRR NDVI 的线性关系,得到月时间序列的 LAI 值^[4]; ISLSCP-II 通过建立 FPAR(fraction of photosynthetically active radiation)与实测 LAI 之间的经验关系来获得, FPAR 是基于 SR 或 NDVI,区分 12 种土地覆盖类型计算得到的,实测 LAI 数据来自于 FIFE(first ISLSCP field experiment)和 BOREAS(boreal ecosystem-atmosphere study)^[5]。这些 LAI 数据产品在植被指数的选择、植被种类的划分、使用的地面实测数据和遥感数据以及采用的统计模型的函数形式等都不尽相同,造成 LAI 的精度和不确定性也不同。

2.2 物理模型的不确定性

物理模型是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,其理论基础是认为植被具有非朗伯体特性,即植被对太阳光短波辐射的散射具有各向异性,利用 BRDF(bidirectional reflectance distribution function)模型将冠层结构参数(LAI 等)、土壤背景、观测和入射几何角度等与遥感光谱反射率联系起来。物理模型可分为几何光学模型、辐射传输模型和两者相结合的混合模型 3 类^[73]。物理模型一般分叶片和冠层 2 个尺度来模拟光子的辐射传输过程:叶片尺度的模拟采用叶片辐射传输模型,建立叶片光学属性(反射率和透射率)与叶片结构参数、生物物理参数(叶绿素浓度、水分含量等)的关系,常用的叶片辐射传输模型有 PROSPECT^[74]和 LIBERTY^[75];从叶片扩展到冠层尺度可采用冠层辐射传输模型,如 SAIL^[76],也可采用几何光学模型,如 4-scale 模型^[77]。相对于经验或半经验模型,物理模型以物理光学为基础,适用的植被类型和空间范围更广,是反演大面积 LAI 的唯一可行方法^[78]。然而,和经验或半经验模型一样,物理模型反演 LAI 仍不可避免不确定性。正如李新所说,物理模型的不确定性是本质的、内蕴的^[79],通常可以估计、控制和减小这种不确定性,但由于异质性总是存在,并不能将其完全消除。归纳起来,物理模型的不确定性主要来源于以下 3 个方面:(1)模型的基本假设。物理模型的核心方程对地表参数的空间和角度分布都做了一些假设,这些假设与真实的场景存在不一致性,从而带来一定的不确定性^[80]。如叶片辐射传输模型 PROSPECT 将叶片看成是由 N 层均一平板堆叠而成,平板间由 $N-1$ 层气体空间隔开,将叶片反射率和透射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;针叶模型 LIBERTY 在细胞层次上将针叶组织简化为分散分布的球形颗粒,根据叶绿素、水分等主要吸收要素在单位叶片面积的含量,通过这些要素吸

收系数的线性组合计算总体吸收系数,从而模拟针叶的反射率和透射率;冠层辐射传输模型 SAIL 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,叶片均具有漫散射的发射和透射特性,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;4-scale 几何光学模型从树群落、树冠、树枝和树梢 4 个尺度考虑冠层 BRDF 效应,假设树的分布服从 Neyman 分布,考虑了树冠间的多重阴影和光照背景、树枝的结构、树冠表面的多重阴影和热点,来计算冠层的方向反射率。LAI 反演应根据植被冠层特征选择合适的辐射传输模型,如 PROSPECT 和 LIBERTY 分别适用于阔叶和针叶植被;SAIL 模型考虑了多次散射的因素,但没有考虑植被的几何结构,适于模拟连续、均匀的植被群体;4-scale 模型考虑了植被个体的结构特征,适于模拟离散植被群落。(2)模型参数。物理模型参数众多,如目前常用的辐射传输 PROSPECT + SAIL 的输入参数包括 PROSPECT 所需的叶片生化组分(叶绿素、叶片水分、干物质、胡萝卜素含量)、叶片结构参数, SAIL 所需的叶片反射率和透射率、LAI、平均叶倾角、热点参数、土壤反射率、天空光散射比、太阳天顶角和方位角、观测天顶角和方位角;又如几何光学模型 4-scale 的输入参数包括树结构参数(冠层半径和高度、needle-to-shoot 比例、典型叶片或树梢尺寸、集聚度指数)、叶片和背景的光谱反射特征、站点参数(样区面积、LAI、植被浓密度、树群指数、太阳天顶角和观测方位角)。一些参数很难通过实测获得,即便是可以实测的参数,也很难对异质地表的每个像元进行测量,必须根据植被类型做一些简化或假设来获得大范围的参数。因此,不可避免带来不确定性。(3)反演算法。物理模型结构复杂,参数众多,实际反演过程中常采用的反演方法主要有数值优化法、查找表法(LUT)、人工神经网络法以及数据同化法等^[81]。数值优化法是利用优化算法迭代优化模型输入参数(包括 LAI),直到模拟的反射率与观测反射率最接近,此时优化得到的模型输入参数即为最佳估算参数,从而得到最优的 LAI;LUT 是利用模型不同输入参数组合,模拟出各种观测几何和土壤背景下的各波段反射率,构建输入参数与地物反射率的关系表,然后采用查找表的方式搜寻观测反射率与模拟反射率最为接近时的输入参数组合,从而实现 LAI 的反演;神经网络法首先应用模型模拟构建一个代表各种植被状况的大的数据集,来训练 BP(back-propagation)神经网络,将地表反射率输入 BP 网络,应用 BP 算法使冠层变量最接近,从而得到 LAI;数据同化法是利用遥感反射率数据或实测反射率数据,将 LAI 作为传递参量,结合物理模型与构建的 LAI 预测模型,得到最优的 LAI。数值优化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;查找表法和人工神经网络法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;数据同化法动态地融合不同来源和不同尺度的直接与间接观测,是减小和控制不确定性的新方法。

在常用的全球 LAI 产品中,MOD15 主算法和 AVHRR LAI 采用的是三维辐射传输模型, LUT 来反演^[6,9];CYCLOPES 和 MERIS 采用的是一维辐射传输模型(PROSPECT + SAIL),神经网络法来反演^[7,10];GLOBCARBON 采用 4-scale 模型,基于植被类型模拟 SR 或 RSR(reduced simple

ratio) 与 LAI 关系, 并采用迭代的方法消除 BRDF 效应^[8]。随着多角度遥感和激光雷达的兴起和发展, 为植被结构的提取提供了更多的技术支持, 越来越多的植被物理和生物化学参数可以直接或间接由遥感数据获得。合理地将多传感器数据进行定量融合, 在反演中更加细致地考虑植被的结构, 能够使 LAI 反演算法的精度和适用性得到提高, 减小反演模型的不确定性。

2.3 植被集聚效应的不确定性

LAI 的另外一个不确定性来源是反演模型对植被集聚效应的考虑。集聚效应是由叶片面积的集度在空间的变化所引起的, 植被在多个空间尺度上发生集聚效应: 植株尺度对应于叶片在植物的茎或树木的树干、树枝上的分布; 冠层尺度相应于冠层下植物的排列, 如行作物地会形成不连续的冠层; 最后是景观尺度, 它是由多种土地覆盖类型组成的混合用地所产生的, 因为对于中等分辨率的遥感数据, 林地、耕地、草地、裸地等土地覆盖类型的面积经常会比像元小。遥感反演 LAI 通常获得的是有效叶面积指数 (LAI_e), LAI_e 没有考虑植被的集聚效应, 比真实叶面积指数小。它们之间可以通过聚集度指数 (clumping index) Ω 来转换, $LAI = LAI_e / \Omega$ 。聚集度指数表征植被冠层叶片的空间分布特征, 是集聚效应的定量表达。目前植被的集聚效应研究还处于起步阶段, 聚集度系数的空间分布资料还很缺乏, 所以现有的 LAI 遥感反演模型很少考虑聚集度系数或简单根据植被的类型凭经验给定, 这样处理无疑增加了 LAI 反演的不确定性。

在常用的全球 LAI 产品中, CYCLOPES 没有考虑植株和冠层尺度的集聚相应, 只考虑了景观尺度的集聚效应, 它在使用 SAIL 模型模拟像元的 VEGETATION 地表反射率时, 将具有多种土地覆盖类型的混合像元看成是由很多小块的纯植被或纯裸土组成^[7]; ECOCLIMAP 是根据 15 种植被类型定点实测 LAI 来建立与 AVHRR NDVI 的关系, 实测 LAI 的变化范围考虑了植株和冠层尺度的集聚效应^[4]; GLOBCARBON 和 GLOBMAP 同样考虑了植株和冠层尺度的集聚效应, 通过引入聚集度指数将有效叶面积指数转换为真实叶面积指数, 聚集度指数根据土地覆盖的类型确定^[8,14]; MOD15 通过三维辐射传输模型来考虑裸株、冠层和景观 3 个尺度的集聚效应, 生成真实叶面积指数^[9]。Garrigues 等指出对植被冠层结构 (集聚效应) 的不同表达是造成 MODIS、CYCLOPES、GLOBCARBON 和 ECOCLIMAP 4 种全球 LAI 产品差异的重要原因^[19]。随着 MISR、POLDER 等多角度遥感数据在植被结构信息提取中的应用, LAI 遥感反演开始关注植被的集聚效应, 如 Chen 等利用 MISR 和 MODIS 数据反演得到全球聚集度指数^[82], 朱高龙利用 POLDER 和 MODIS 数据反演得到我国 2003—2008 年 500 m 分辨率的聚集度指数数据^[83]。

3 结语

遥感反演植被 LAI 的不确定性总是存在的, 不可能完全消除, 只能采用合适的方法控制或减小其不确定性, 在这之前首先要对 LAI 的不确定性有充分的认识和合理的评价。本文从输入数据和反演算法 2 个主要的方面深入阐释了遥感反演 LAI 的不确定性, 认识了 LAI 不确定性的根源。其不确定性可通过与地面实测 LAI 比较定量评价, 但对于大尺度或全球

范围的 LAI, 采样点植被的代表性具有较大的局限性; 也可通过对比不同 LAI 产品的空间分布和季节变化的相对合理性、时间序列的相对平滑性等因素, 作定性的评价。近年, TCEM (triple collocation error model) 方法的提出, 使得在 LAI 真值未知的情况下可直接获得 3 种 LAI 数据集的不确定性^[84]。

空间信息技术的快速发展, 为控制和减少遥感反演 LAI 的不确定性带来了许多新的思路, 如多源传感器数据的定量融合改进 LAI 的反演; 通过星载高光谱遥感数据获得更丰富、准确的地表信息; 多角度遥感和激光雷达技术应用于植被结构参数的提取。另外, 随着数据同化技术的兴起和在陆面系统模拟中的应用, 可实现实测 LAI 与模型反演 LAI 的动态融合, 利用模型与观测的互补, 减少模型反演 LAI 的不确定性。总之, “不确定性加上不确定性并不等于更大的不确定性”^[79], 只有充分利用多源信息, 同时使用先进的方法, 才能更好地控制和减少 LAI 反演的不确定性。

参考文献:

- [1] 柳艺博, 居为民, 陈镜明, 等. 2000—2010 年中国森林叶面积指数时空变化特征[J]. 科学通报, 2012, 57(16): 1435—1445.
- [2] Watson D J. Comparative physiological studies on 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(1): 41—76.
- [3] Chen J M, Black T A. Defining leaf—area index for non—flat leaves[J]. Plant Cell and Environment, 1992, 15(4): 421—429.
- [4] Masson V, Champeaux J L, Chauvin F. Ecoclimap: a global database of land surface parameters at 1 km resolution[J]. Meteorological Applications, 2005, 12(1): 29—32.
- [5] 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.
- [6] Ganguly S, Schull M A, Samanta A 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): 4333—4343.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Myneni R B, Hoffman S, Knyaxikhin 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): 214—231.
- [10] Bacour C, Baret F, Beal D, et al. Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI \times Cab, from top of canopy MERIS reflectance data: principles and validation[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 105(4): 313—325.
- [11] Hu J N, Tan B, Shabanov N, et al. Performance of the MISR LAI and FPAR algorithm: a case study in Africa[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 88(3): 324—340.

- [12] Hu J N, Su Y, Tan B, et al. Analysis of the MISR LA/FPAR product for spatial and temporal coverage, accuracy and consistency [J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 107 (1/2): 334 – 347.
- [13] Baret F, Weiss M, Lacaze R, et al. GEOV1: LAI and FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products. Part I: principles of development and production [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 137 (10): 299 – 309.
- [14] Liu Y, Liu R G, Chen J M, et al. Expanding MISR LAI products to high temporal resolution with MODIS observations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50 (5): 3915 – 3927.
- [15] Xiao Z, Liang S, Wang J, et al. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from Time-Series MODIS surface reflectance [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52 (1): 209 – 223.
- [16] Pisek J, Chen J M, Deng F. Assessment of a global leaf area index product from SPOT – 4 VEGETATION data over selected sites in Canada [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2007, 33 (4): 341 – 356.
- [17] Liu R, 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.
- [18] Li X, Ju W, Zhou Y, et al. Retrieving leaf area index of forests in red soil hilly region using remote sensing data [C]. Bellingham: Second International Conference on Earth Observation for Global Changes, 2009.
- [19] Garrigues S, Lacaze R, Baret F, et al. Validation and intercomparison of global leaf area index products derived from remote sensing data [J]. Journal of Geophysical Research Biogeosciences, 2008, 113 (G2): 1 – 20.
- [20] 向阳, 肖志强, 梁顺林, 等. GLASS 叶面积指数产品验证 [J]. 遥感学报, 2014, 18 (3): 573 – 596.
- [21] Hill M J, Senarath U, Lee A, et al. Assessment of the MODIS LAI product for Australian ecosystems [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 101 (4): 495 – 518.
- [22] 刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 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.
- [23] Combal B, Baret F, Weiss M, et al. Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance: using prior information to solve the ill – posed inverse problem [J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84 (1): 1 – 15.
- [24] Knyazikhin Y, Martonchik J V, Myneni R B, et al. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data [J]. Journal of Geophysical Research, 1998, 103 (D24): 32257 – 32275.
- [25] Tan B, Hu J N, Zhang P, et al. Validation of moderate resolution imaging spectroradiometer leaf area index product in croplands of alpillles, France [J]. Journal of Geophysical Research, 2005, 110 (D1): 1 – 15.
- [26] 刘远, 周买春. AVHRR、SPOT – VGT 和 MODIS 3 种 NDVI 遥感数据在韩江流域的对比分析 [J]. 华南农业大学学报, 2015, 36 (1): 106 – 112.
- [27] Brown M E, Pinzon J E, Didan K, et al. Evaluation of the consistency of long – term NDVI time series derived from AVHRR, SPOT – Vegetation, SeaWiFS, MODIS, and Landsat ETM+ sensors [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44 (7): 1787 – 1793.
- [28] Fensholt R, Rasmussen K, Nielsen T T. Evaluation of earth observation based long term vegetation trends – Intercomparing NDVI time series trend analysis consistency of Sahel from AVHRR GIMMS, Terra MODIS and SPOT VGT data [J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113 (9): 1886 – 1898.
- [29] 刘良明, 梁益同, 马慧云, 等. MODIS 和 AVHRR 植被指数关系的研究 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2004, 29 (4): 307 – 310.
- [30] 严晓瑜, 董文杰, 何勇. 不同传感器数据在若尔盖湿地植被变化监测应用中的适宜性分析 [J]. 遥感技术与应用, 2008, 23 (3): 300 – 304, 图版 VI.
- [31] 宋富强, 康慕谊, 杨朋, 等. 陕北地区 GIMMS、SPOT – VGT 和 MODIS 归一化植被指数的差异分析 [J]. 北京林业大学学报, 2010, 32 (4): 72 – 80.
- [32] 邢著荣, 冯幼贵, 李万明, 等. 高光谱遥感叶面积指数 (LAI) 反演研究现状 [J]. 测绘科学, 2010, 35 (增刊 1): 162 – 164.
- [33] 谭炳香, 李增元, 陈尔学, 等. 高光谱遥感森林信息提取研究进展 [J]. 林业科学研究, 2008, 21 (增刊 1): 105 – 111.
- [34] 宋开山, 张柏, 王宗明, 等. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究 [J]. 中国农业科学, 2006, 39 (6): 1138 – 1145.
- [35] Gong P, Pu R, Biging G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41 (6): 1355 – 1362.
- [36] Lee K S, Cohen W B, Kennedy R E, et al. Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91 (3/4): 508 – 520.
- [37] Pu R, Gong P. Wavelet transform applied to EO – 1 hyperspectral data for forest LAI and crown closure mapping [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91 (2): 212 – 224.
- [38] 王秀珍, 黄敬峰, 李云梅, 等. 水稻叶面积指数的高光谱遥感估算模型 [J]. 遥感学报, 2004, 8 (1): 81 – 88.
- [39] 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.
- [40] 顾哲衍, 张金池, 林杰, 等. 大气校正模型对阔叶林叶面积指数遥感估算的影响 [J]. 华南农业大学学报, 2014, 35 (3): 100 – 104, 110.
- [41] 朱忠敏. 主被动光学遥感相结合的对地观测大气校正方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
- [42] 韩晓庆, 苏艺, 李静, 等. 海岸带地区 SPOT 卫星影像大气校正方法比较及精度验证 [J]. 地理研究, 2012, 31 (11): 2007 – 2016.
- [43] Kaufman Y J, Sendra C. Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near – IR satellite imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9 (8): 1357 – 1381.
- [44] Tanre D, Deschamps P Y, Devaux C, et al. Estimation of Saharan aerosol optical thickness from blurring effects in thematic mapper data [J]. Journal of Geophysical Research, 1988, 93 (D12): 15955 – 15964.

- [45] Hall F G, Strebel D E, Nickeson J E, et al. Radiometric rectification; toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 35(1): 11–27.
- [46] Richter R. A spatially adaptive fast atmospheric correction algorithm [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(6): 1201–1214.
- [47] Liang S L, Fang H L, Chen M Z. Atmospheric correction of landsat ETM+ land surface imagery. Part I: methods[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(11): 2490–2498.
- [48] Kneizys F X, Shettle E P, Abreu L W, et al. Users guide to LOWTRAN 7 [R]. Massachusetts: US Air Force Geophysics Laboratory Hanscom AFB, 1988.
- [49] Berk A, Bernstein L S, Robertson D C. MODTRAN: A moderate resolution model for LOWTRAN 7 [R]. Massachusetts: US Air Force Geophysics Laboratory Hanscom AFB, 1987.
- [50] Tanre D, Deroo C, Duhaut P, et al. Technical note description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(4): 659–668.
- [51] Vermote E, Tanre D, Deuze J L, et al. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: an overview[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(3): 675–686.
- [52] Goetz A F H, Boardman J W, Kindel B C, et al. Atmospheric corrections; on deriving surface reflectance from hyperspectral imagers: SPIE 3118, San Diego [C]//Optical Science, Engineering and Instrumentation. International Society for Optics and Photonics, 1997: 14–22.
- [53] Clark R N, Swayze G A, Heidebrecht K B, et al. Calibration of surface reflectance of terrestrial imaging spectrometry data: comparison of methods[C]//Proceedings of Summaries of the 5th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop. Pasadena: Publication, 1995: 41–42.
- [54] Goetz A H, Heidebrecht K B, Kindel B, et al. Using ground spectral irradiance for model correction of AVIRIS data[C]//Proceedings of Summaries of the Seventh Annual JPL Airborne Earth Science Workshop. California: Publication, 1999: 159–168.
- [55] 王正兴, 索玉霞, 林 昕, 等. AVHRR 全球时间序列研究进展: PAL–GIMMS–LTDR[J]. *资源科学*, 2008, 30(8): 1252–1260.
- [56] Rahman H, Dedieu G S. A simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(1): 123–143.
- [57] Privette J L, Myneni R B, Knyazikhin Y, et al. Early spatial and temporal validation of MODIS LAI product in the Southern Africa Kalahari [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1/2): 232–243.
- [58] 陈新芳, 陈镜明, 安树青, 等. 不同大气校正方法对森林叶面积指数遥感估算影响的比较[J]. *生态学杂志*, 2006, 25(7): 769–773.
- [59] Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(6/7): 1303–1330.
- [60] Hansen M C, Defries R S, Townshend J R, et al. Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(6/7): 1331–1364.
- [61] Bartholome E, Belward A S. GLC2000: a new approach to global land cover mapping from earth observation data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(9): 1959–1977.
- [62] Friedl M A, Mciver D K, Hodges J, et al. Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1/2): 287–302.
- [63] McCallum I, Obersteiner M, Nilsson S, et al. A spatial comparison of four satellite derived 1 km global land cover datasets [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2006, 8(4): 246–255.
- [64] Giri C, Zhu Z L, Reed B. A comparative analysis of the Global Land Cover 2000 and MODIS land cover data sets [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94(1): 123–132.
- [65] 吴文斌, 杨 鹏, 张 莉, 等. 四类全球土地覆盖数据在中国区域的精度评价 [J]. *农业工程学报*, 2009, 25(12): 167–173, 封 2.
- [66] Hansen M C, Reed B. A comparison of the IGBP DISCover and University of Maryland 1 km global land covers products [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(6/7): 1365–1373.
- [67] 刘 远, 周买春. AVHRR, SPOT–VGT 和 MODIS 3 种 NDVI 遥感数据在韩江流域的对比分析 [J]. *华南农业大学学报*, 2015(1): 106–112.
- [68] Ran Y H, Li X, Lu L. Evaluation of four remote sensing based land cover products over China [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(2): 391–401.
- [69] Ran Y H, Li X, Lu L, et al. Large-scale land cover mapping with the integration of multi-source information based on the Dempster–Shafer theory [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2012, 26(1): 169–191.
- [70] Gonsamo A, Chen J M. Evaluation of the GLC2000 and NALC2005 land cover products for LAI retrieval over Canada [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011, 37(3): 302–313.
- [71] 李显凤, 居为民, 陈 姝, 等. 地表覆盖分类数据对区域森林叶面积指数反演的影响 [J]. *遥感学报*, 2010, 14(5): 974–989.
- [72] Fang H L, Li W J, Myneni R B. The impact of potential land cover misclassification on MODIS leaf area index (LAI) estimation: a statistical perspective [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 830–844.
- [73] 陈洪萍, 贾根锁, 冯锦明, 等. 气候模式中关键陆面植被参量遥感估算的研究进展 [J]. *地球科学进展*, 2014, 29(1): 56–67.
- [74] Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT—a model of leaf optical properties spectra [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1990, 34(2): 75–91.
- [75] 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.
- [76] 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.
- [77] 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.
- [78] Chen J M, Pavlic G, Brown L, et al. Derivation and validation of

付龙龙,周 刚,李跃华,等. 中华绒螯蟹种性早熟研究进展[J]. 江苏农业科学,2017,45(12):19-23.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.12.004

中华绒螯蟹种性早熟研究进展

付龙龙,周 刚,李跃华,陆全平,潘建林

(江苏省淡水水产研究所,江苏南京 210017)

摘要:中华绒螯蟹 1 龄蟹种性早熟问题始终是困扰河蟹产业的顽疾,概述了 1 龄蟹种性早熟的判别、形成原因、内分泌调控及生理生化等方面的研究成果,提出今后的研究方向是对单一诱因和多诱因复合作用的深层发生机制研究及性早熟蟹种与正常发育蟹种分子生物学研究。

关键词:中华绒螯蟹;1 龄蟹种;性早熟;诱因;发生机制;内分泌调控;生理生化;研究进展

中图分类号: S966.16 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)12-0019-05

中华绒螯蟹(*Eriocheir sinensis*)属节肢动物门甲壳纲十足目方蟹科绒螯蟹属,别称河蟹、大闸蟹,在我国主要分布于长江水系、辽河水系、瓯江水系三大淡水水系中,是我国淡水渔业的重要经济养殖品种。经过近 40 年的发展,我国中华绒螯蟹从蟹苗繁育、蟹种培育、成蟹养殖、成蟹加工再到出口创汇形成了稳固的产业链,已成为各地农业增收、农(渔)民致富的主要途径之一。然而在蟹种培育环节,1 龄蟹种性早熟问题始终是困扰中华绒螯蟹产业的顽疾,最大程度地降低蟹种性早熟比例是确保产量效益的关键之一。蟹种性早熟是指当年个体较大(通常 20 g 以上)、性腺已发育成熟的蟹种,别称老头蟹。长江流域自然水体当年蟹种性早熟率为 5%~10%,人工培育条件下,受温度、营养、盐度等条件的影响,当年蟹种性早熟率可达 18.2%~98.0%^[1]。用性早熟蟹种养殖成蟹,死亡率可达 60%~90%^[2],因此性早熟蟹种不具备养殖成蟹的价值,但作为成蟹销售则规格偏小,价值较低。对 1 龄蟹种性早熟的相关研究一直是广大学者关注和重视的热点问题,本试验就对蟹种性早熟的判别、形成原因、内分泌调控及生理生化等方面的研究作一综述。

收稿日期:2016-03-08

基金项目:江苏省农业科技自主创新资金[编号: CX(15)1011];江苏省水产三新工程重大项目(编号: D2015-5);江苏省水产三新工程项目(编号: Y2014-24);江苏省科技支撑计划(编号: BE2014412)。

作者简介:付龙龙(1987—),男,山东潍坊人,硕士,助理工程师,主要从事河蟹遗传育种研究。Tel:(025)86581575;E-mail:550493554@qq.com。

1 性早熟蟹种的判别

根据徐兴川等的“五看识别法”判别性早熟蟹种:一看腹部。正常蟹种,不论雌雄,腹部狭长且略呈三角形,性早熟雌蟹腹部变圆且周围密生城毛。二看交接器。正常蟹种,交接器为软管状,性早熟雄蟹的交接器为坚硬的骨质化管状体。三看绒毛。正常蟹种螯及步足的绒毛短且稀疏,性早熟蟹种绒毛长、稠密且颜色较深。四看性腺。正常蟹种只见橘黄色的肝胰腺,性早熟雌蟹肝胰腺有 2 个紫色长条状物,即为卵巢,肉眼可看到卵粒,性早熟雄蟹肝胰腺有两白色块状,即为精巢。五看颜色和蟹纹。正常蟹种头胸甲背部颜色较浅,为黄色或夹杂少量淡绿色,其颜色在蟹种个体越小时越淡,背部较平坦,起伏不明显,性早熟蟹种背部颜色较深,为绿色或墨绿色,背部凸凹不平,起伏明显^[2]。

2 导致蟹种性早熟的几大主因

目前国内外学者对蟹种性早熟的真正发生机制尚不十分明确,普遍认为水体积温过高和营养过剩是导致中华绒螯蟹发生性早熟的主要原因^[3]。

2.1 水温

水温是影响水生动物生存、生长、生殖、发育等的重要环境因素。通常在一定范围内,水温越高,水生动物新陈代谢越旺盛,性腺发育也越快,反之亦然。黄显清等通过不同温度对大型溞(水生甲壳动物)生长、生殖的影响发现,随温度升高,大型溞性成熟、产卵提前,生殖率加快。对蟹种而言,一定范围内的水温升高能够促进其摄食及对营养物质的转化,而推迟其性腺发育所需要的水体有效积温尚未见报道^[4]。对比

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.

[79]李 新. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制[J]. 中国科学:地球科学,2013,43(11):1735-1742.

[80]吴小丹,肖 青,闻建光,等. 遥感数据产品真实性检验不确定性分析研究进展[J]. 遥感学报,2014,18(5):1011-1023.

[81]姜志伟. 区域冬小麦估产的遥感数据同化技术研究[D]. 北京:中国农业科学院,2012.

[82]Chen J M,Menges C H,Leblance S G. Global mapping of foliage clumping index using multi-angular satellite data[J]. Remote Sensing of Environment,2005,97(4):447-457.

[83]朱高龙. 植被叶面积指数与叶片聚集度系数遥感反演方法研究[D]. 南京:南京大学,2011.

[84]Fang H L,Wei S S,Jiang C Y,et al. Theoretical uncertainty analysis of global MODIS, CYCLOPES, and GLOBCARBON LAI products using a triple collocation method[J]. Remote Sensing of Environment,2012,124(124):610-621.