

基于森林模型参数先验知识估算高分辨率叶面积指数

张静宇^{1,2}, 王锦地^{1,2}, 石月婵³

1. 遥感科学国家重点实验室 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875;

2. 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875;

3. 北京师范大学 地理科学学部, 北京 100875

摘要: 目前, 估算高分辨率叶面积指数 LAI (Leaf Area Index) 的常用方法是采用大量地面测量数据和遥感数据建立统计模型, 再用统计模型估算 LAI。然而, 与农田地面测量实验相比, 森林地面测量实验获取的观测数据更加有限, 这使得基于统计模型的森林高分辨率 LAI 的估算精度低, 难以满足应用需求。为此, 本文提出一种基于森林模型参数先验知识、使用森林研究区少量的 LAI 地面测量数据和归一化植被指数 NDVI 数据估算森林高分辨率 LAI 的方法。首先, 获取全球 20 个森林实验区的 LAI 地面测量数据和 NDVI 数据, 建立 LAI-NDVI 统计模型并提取森林模型参数的先验知识。然后, 以一个新的森林站点 Concepción 作为研究区, 将该研究区的数据分为建模数据和验证数据两个部分。使用研究区有限的建模数据对森林模型参数先验知识进行本地化校正得到优化模型, 优化模型用于估算森林高分辨率 LAI, 使用验证数据评价 LAI 的估算精度。同时, 选取了 Camerons 站点、Gnangara 站点、Hirsikangas 站点评价本文方法的 LAI 估算精度。使用地面测量 LAI 验证基于森林模型参数先验知识估算高分辨率 LAI 的结果精度, 经验证 4 个森林站点的均方根误差分别为 0.6680, 0.4449, 0.2863, 0.5755。研究结果表明: 在仅有少量观测数据时, 采用本方法能有效地提高森林高分辨率 LAI 的估算精度。因此, 本方法可为森林高分辨率 LAI 的遥感估算提供参考。

关键词: 遥感, 先验知识, 森林模型参数, 叶面积指数, 高分辨率

引用格式: 张静宇, 王锦地, 石月婵. 2020. 基于森林模型参数先验知识估算高分辨率叶面积指数. 遥感学报, 24(11): 1342-1352

Zhang J Y, Wang J D and Shi Y C. 2020. An approach to estimate forest LAI with high resolution based on prior knowledge of model parameters. Journal of Remote Sensing (Chinese), 24 (11): 1342-1352 [DOI: 10.11834/jrs.20208400]

1 引言

叶面积指数 LAI (Leaf Area Index) 为单位地表面上单面绿叶面积的总和 (Chen 和 Black, 1992), 作为研究地表与大气之间物质、能量交换的参考量, 对模拟陆地生态过程和生物地球化学循环具有重要意义 (Curnel 等, 2011)。森林是陆地上最大的生态系统, 在全球碳、氮、水循环中的作用显著 (沈国舫, 1989)。由于森林 LAI 具有时空分异的特点, 仅仅依靠传统的地面测量方法难以获取区域或全球范围的 LAI (Jonckheere 等, 2004), 因此, 通过遥感数据估算大范围的 LAI 成为当前建立生态、环境模型的基础。现有的 LAI

遥感数据产品多为中低空间分辨率产品 (250 m—1 km), 不同产品在地表覆盖类型为森林的区域估算结果差别较大 (Xiao 等, 2014), 因此, 森林 LAI 遥感产品的精度验证问题亟待解决, 基于地面测量数据获取的高分辨率 LAI 数据是获取多尺度遥感 LAI 验证值的重要参考 (Liang 等, 2002; Weiss 等, 2014; He 等, 2016)。同时, 森林高分辨率 LAI 在森林长势的监测中也发挥着重要作用 (Qu 等, 2014)。

LAI 的遥感估算方法包括物理方法和统计方法。物理方法通过构建冠层辐射传输模型从植被光谱信号中反演 LAI, 物理模型具有严格的物理意义, 但需要输入大量的模型参数且求解困难。统

收稿日期: 2018-10-16; 预印本: 2019-02-22

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (编号: 2013CB733403)

第一作者简介: 张静宇, 1993 年生, 女, 硕士研究生, 研究方向为定量遥感。E-mail: 201621170031@mail.bnu.edu.cn

通信作者简介: 王锦地, 1955 年生, 女, 教授, 研究方向为遥感机理和应用。E-mail: wangjd@bnu.edu.cn

计方法通过建立植被指数与LAI地面测量值之间的统计模型估算LAI,是获取高分辨率LAI常用的方法(Curran等,1992;Chen和Cihlar,1996;Turner等,1999;席建超等,2004;杜春雨,2010;朱高龙等,2010;樊荣荣等2016;Shi等,2017)。统计模型的建立,需要获取大量的LAI地面测量数据和遥感数据。其中LAI地面测量数据常通过LAI-2000、AccuPAR和TRAC等光学仪器获取,由于森林环境复杂难以选取大规模测量样地、地面测量对环境要求高,又加上天气和人力等因素的影响,在森林站点获取的LAI地面观测数据有限。其次,由于天气的影响,尤其在多云雨地区,获取与LAI地面测量数据同步的高分辨率NDVI数据也有困难。综上,森林站点存在LAI地面测量数据或遥感数据不足导致的建模数据量不足的问题,使得建立的统计模型不确定性大。因此,如何使用少量数据建模并估算森林高分辨率LAI以满足验证和应用的需求就十分重要。

Li等(2001)指出使用先验知识能够补充观测信息的不足,有效地提高LAI的估算精度(Li等,2001)。先验知识是指在用遥感模型反演之前已有的信息(李小文等,1997),它可以从长期积累的实验数据或已有研究中获取。目前,国际上多家机构开展了LAI产品的验证工作(Campbell等,1999;Morissette等,2006;徐冠华等,2016),在全球范围内产生了多个站点的地面观测数据,还有已发表的相关研究,均为获取森林模型参数的先验知识提供了有利条件。Shi等(2017)提出了一种基于模型参数先验知识生成农田高分辨率LAI图的方法,与农田地面测量实验相比,森林地面测量实验获取的LAI地面测量数据更加有限。在建模数据不足的情况下,将模型参数先验知识用于森林高分辨率LAI的估算具有更大的应用价值。本文收集了全球多个森林实验区的LAI地面测量数据和遥感数据,选择了20个森林实验区的数据集用来提取森林模型参数的先验知识。一个新的森林站点Concepción的数据集作为主要的方法评价数据。同时,选取了其他针叶林和阔叶林实验区的数据集辅助评价本文方法对森林LAI的估算精度。方法评价数据分为建模数据和验证数据两部分。建模数据基于模型参数先验知识的方法得到优化后的模型参数,并使用优化模型估算森林高分辨率LAI,验证数据用于评价本文方法的有效性。

2 数据

本文共收集了21个森林实验区的(LAI,NDVI)数据集,这些研究区的地理位置、地表覆盖类型等信息如表1所示。研究所用数据通过两种途径获取。一是通过已发表的文献读取。本文从收集的大量相关文献中提取了10个森林实验区的(LAI,NDVI)数据集。二是通过实验项目的数据共享网站下载,从VALERI(Validation of Land European Remote Sensing Instruments)网站(<http://w3.avignon.inra.fr/valeri/> [2018-10-10])下载了地表覆盖类型为森林的LAI地面实测数据,从USGS网站(<https://earthexplorer.usgs.gov/> [2018-10-10])下载了相应的Landsat地表反射率数据,获取了11个森林站点的(LAI,NDVI)数据集。

在21个森林实验区的(LAI,NDVI)数据集中,20个数据集用来提取森林模型参数的先验知识,提取模型参数先验知识以外的1个数据集,Concepción站点的数据集作为主要的方法评价数据,将其分为建模数据和验证数据两部分。对建模数据和验证数据的划分在下文“3.3方法评价”中进行说明。同时,在提取森林模型参数先验知识的数据中,选取了3个数据集辅助评价本文方法估算森林高分辨率LAI的精度。

2.1 提取森林模型参数先验知识的数据

在全球范围内选取具有代表性的20个森林实验区的(LAI,NDVI)数据集,即表1中编号为1-20的森林实验区,作为提取森林模型参数先验知识的数据。这20个数据集中,涵盖了不同的森林类型,且每一个数据集包含的数据量较大。表1中给出了每个实验区的信息,包括地理位置、地表覆盖类型和地面测量LAI所用的仪器,这些数据来自于法国、澳大利亚、加拿大和中国等不同的地区。

2.2 方法评价数据

Concepción站点的数据集用来评价基于模型参数先验知识估算森林高分辨率LAI的方法。如图1所示,该站点位于智利,测量范围为3 km×3 km,大部分为松树林(红色),少部分为桉树、松树幼林(蓝色)。

表1 提取森林模型参数先验知识数据的信息
Table 1 The information of data about extracting forest prior knowledge

编号	名称	地理位置	地表覆盖类型	LAI测量仪器
1	Cameron	澳大利亚	阔叶林	Hemispherical photographs
2	Chen 和 Cihlar (1996)	加拿大马尼托巴、萨斯克切温	针叶林(黑云杉、杰克松)	LAI2000/TRAC
3	Chen 和 Cihlar (1996)	加拿大马尼托巴、萨斯克切温	针叶林(黑云杉、杰克松)	LAI2000/TRAC
4	Curran 等 (1992)	佛罗里达州北部	针叶林(湿地松)	间接接触法
5	Gnangara	澳大利亚	阔叶林	Hemispherical photographs
6	Hirsikangas	芬兰	针叶林	LAI2000
7	Hyytiälä	芬兰	针叶林	Hemispherical photographs
8	Järvelsä	爱沙尼亚	针阔混交林	LAI2000
9	Larose	加拿大	针阔混交林	Hemispherical photographs
10	Nezer	法国	针叶林(松树)	LAI2000
11	Puéchabon	法国东南部	阔叶林	Hemispherical photographs
12	Sierra Chincua	墨西哥	针叶林(冷杉)	Hemispherical photographs
13	Sonian forest	比利时	阔叶林	Hemispherical photographs
14	Turner 等 (1999)	威斯康星州中北部/喀斯喀特山脉西坡	针阔混交林/针叶林	CID Laser//LAI-3000/间接接触法
15	杜春雨 (2010)	中国小兴安岭孙吴县	阔叶林为主(黑桦、白桦、枫桦、柞树、山杨、落叶松)	LAI-2000
16	樊荣荣 等 (2016)	中国琅琊山景区	针叶林/阔叶林/针阔混交林	CI-110
17	席建超 等 (2004)	江西省泰和县千烟洲站	针叶林(湿地松)	CI-110
18	席建超 等 (2004)	江西省泰和县千烟洲站	针叶林(杉木林)	CI-110
19	席建超 等 (2004)	江西省泰和县千烟洲站	针叶林(马尾松)	CI-110
20	朱高龙 等 (2010)	中国黑龙江帽儿山	阔叶林/针叶林/针阔混交林(水曲柳、胡桃楸、落叶松、樟子松等)	LAI-2000
21	Concepción	智利	针叶林(松树、桉树)	Hemispherical photographs

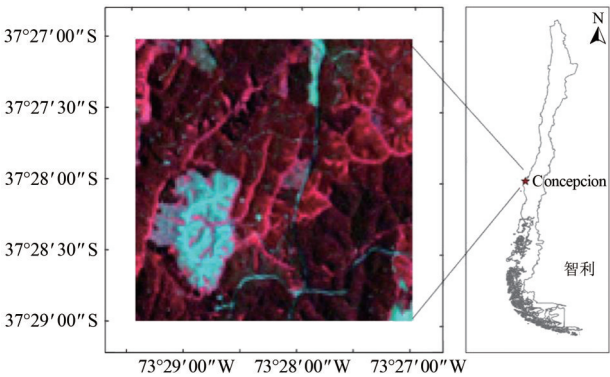


图1 研究区示意图

Fig.1 Location of the study Area

地面实验时间为2003-01-07—2003-01-10，使用半球广角照片图像获取LAI地面测量数据。NDVI由一景2003-01-07的Landsat地面反射率遥感数据计算得到。表2中列出了在Concepción站点获取的数据。基本采样点ESU (Elementary Sampling Units)是遥感野外测量实验中的一个测量单元，该站点ESU的大小为20 m×20 m。其中，ESUname的编号

与地面测量实验报告 (Garrigues, 2003) 中ESU的编号一致，ESUname为12、13、27的基本采样点没有数据记录，共记录了26个基本采样点的LAI地面测量数据。对于LAI地面测量值相同的基本采样点，计算这几个基本采样点NDVI的平均值，处理后形成由20组 (LAI, NDVI) 数据组成的方法评价数据集。

表2 Concepción 站点数据
Table 2 Data of the site Concepción

ESU name	LAI	NDVI	ESU name	LAI	NDVI	ESU name	LAI	NDVI
0	2.0	0.573	9	2.9	0.921	20	3.3	0.898
1	3.5	0.866	10	3.6	0.863	21	4.0	0.889
2	0.7	0.556	11	2.5	0.809	22	3.8	0.873
3	1.2	0.602	14	2.7	0.894	23	3.7	0.861
4	0.3	0.471	15	3.3	0.882	24	2.6	0.740
5	3.9	0.909	16	2.9	0.870	25	4.3	0.884
6	4.1	0.899	17	3.2	0.861	26	3.5	0.861
7	4.0	0.898	18	4.9	0.872	28	3.1	0.889
8	3.9	0.882	19	3.1	0.826			

同时,选取表1中地表覆盖类型为针叶林的Hirsikangas站点数据集、地表覆盖类型为阔叶林的Camerons站点数据集和Gngara站点数据集作为辅助的方法评价数据。

3 方法

解决森林LAI地面实测数据少或遥感数据难获取,不足以支持构建具有足够精度统计模型的问题,本文的基本思路是要为建模提供观测数据以外的信息。本文发展的基于模型参数先验知识估算森林高分辨率LAI的方法,首先给定估算森林LAI的统计模型形式(式(1)),收集实测数据较多的森林实验区数据,分别得到每个实验区用(LAI, NDVI)数据成功建模的模型参数($x_1, x_2, \dots, x_n$),统计分析这些模型参数的分布特征,作为森林模型参数的先验知识。

$$\text{NDVI} = f(x_1, x_2, \dots, x_n, \text{LAI}) \quad (1)$$

然后,将森林模型参数的先验知识作为对观测数据量少的研究区建模的信息补充,用有限的建模数据作为约束条件优化模型参数,使用贝叶斯反演方法构建代价函数,使用SCE-UA算法得到优化后的模型参数,以提高建模数据不足研究区统计模型的建模精度和模型的适用性。最后,方法评价数据中的验证数据用来进行方法评价,优化模型估测的LAI与地面测量LAI的均方根误差(RMSE)用来描述LAI的估算误差,对比本文方法与最小二乘法计算出的LAI估算误差,以评价本文方法。具体的方法流程图如图2所示。

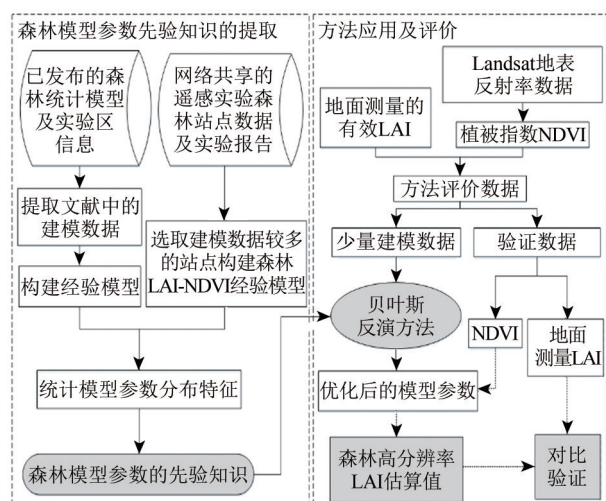


图2 基于模型参数先验知识估算森林高分辨率LAI的流程图

Fig.2 Flowchart of a prior knowledge-based method to estimate forest high-resolution LAI

3.1 提取森林模型参数的先验知识

提取森林模型参数的先验知识是本文方法的关键,先验知识用于构建优化模型参数的代价函数、约束模型参数的取值范围。先验知识的提取分为3个步骤:第1步确定获取模型参数的模型形式;第2步选择大量的观测数据较多的森林实验区,每个实验区的观测数据基于选定的模型形式建立模型并确定模型参数;第3步统计模型参数的均值和标准差,确定参数的分布特征。

本文选取的模型形式如式(2)所示。使用多种模型形式构建NDVI-LAI统计模型,式(2)中的模型形式构建的NDVI-LAI统计模型精度最高最稳定,因此本文选取式(2)中的模型形式开展研究。

$$\text{NDVI} = a \times \text{LAI}^b \quad (2)$$

提取模型参数先验知识的数据来源于长期积累的实验数据和已有的研究,本文收集了提取森林模型参数先验知识所需的地面测量LAI和NDVI数据。但与农田观测数据相比,森林观测数据仍较少。且森林生长周期长,大部分野外观测实验集中在生长季,获取的森林LAI地面测量值分布相对集中。针对以上情况,尽可能多地收集用于提取森林模型参数先验知识的数据,以得到可靠的先验知识。本文筛选出的用于提取森林模型参数先验知识的数据如2.1节所述。

从提取森林模型参数先验知识的数据中获取模型参数的先验知识。首先,每个森林实验区的数据基于最小二乘法根据式(2)建立NDVI与地面测量LAI之间的统计模型,得到每个站点的两个模型参数 a, b 。然后对所有站点的这两个模型参数,分别统计其均值 μ 和标准差 σ ,将 μ 作为模型参数的先验初值,将 2σ 作为模型参数先验初值的不确定性,得到式(2)中模型参数 a 和 b 的先验知识,用于支持在森林实验区建模数据量不足条件下模型参数的优化。

3.2 基于先验知识优化森林LAI-NDVI模型的参数

在观测数据量不足条件下,引入先验知识可以实现对有限遥感信息的有效使用,贝叶斯反演方法是将先验知识引入遥感估算的方法(Li等,1998),表达式如下:

$$p(x|z) = (p(x)p(z|x))/p(z) \quad (3)$$

式中, x 表示模型参数, z 表示观测值, $p(x)$ 表示 x 的先验概率, $p(z|x)$ 表示在给定 x 条件下观测 z 的条件概率, $p(z)$ 表示观测的全概率, $p(x|z)$ 表示在观测条件 z 下模型参数为 x 的后验概率, 后验概率中包含先验知识的信息和观测数据的信息。

求取在特定观测条件下模型参数的最优解, 即求取模型参数的最大后验概率 $p(x|z)$ 。为此, 通过贝叶斯反演算法构建代价函数 $J(\mathbf{x})$, 计算 $J(\mathbf{x})$ 的最小值得到优化后的模型参数 $\mathbf{x}$ (Tarantola, 1987)。代价函数 $J(\mathbf{x})$ 如式 (4) 所示:

$$J(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n \frac{(h_i(\mathbf{x}) - z_i)^2}{R_i^2} + \sum_{j=1}^k \frac{(\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_j^{\text{prior}})^2}{B_j^2} \right) \quad (4)$$

式中, n 和 k 分别代表观测数据量、模型参数量, i 表示第 i 个观测, j 表示第 j 个参数。 $h_i(\mathbf{x})$ 表示第 i 个 LAI 模型预测值, z_i 表示第 i 个观测的 LAI 地面观测值。 $\mathbf{x}_j$ 表示第 j 个待求解的模型参数, $\mathbf{x}_j^{\text{prior}}$ 表示第 j 个模型参数的先验初值。 R_i 表示第 i 个观测的不确定性, B_j 表示第 j 个模型参数的先验不确定性。 R 根据经验设置为 0.1, B 为模型参数先验初值的不确定性。观测数据、模型参数先验初值及其不确定性、建模数据量等因素都将影响代价函数的求解。当建模数据量较少时, 地面观测值对 $J(\mathbf{x})$ 求解产生影响小, 先验知识对 $J(\mathbf{x})$ 求解的作用被增强。因此, 当建模数据较少以致不足以支持满足应用需求精度的模型构建时, 是先验知识提供的辅助信息为在实测数据不足条件下建立高精度的 LAI-NDVI 统计模型提供了必要的信息量, 这时少量实测数据的作用在于对模型参数先验信息的本地化校正。

基于模型参数先验知识和 2.2 节方法评价数据中的建模数据, 本文使用 SCE-UA 优化算法得到观测数据为 z 时模型参数 $\mathbf{x}$ 的最优解, 用于确定式 (2) 所示模型的参数 a 和 b 的取值, 得到优化模型。敏感性分析结果显示模型参数 a 与模型参数 b 均为较敏感的参数, 可使用 SCE-UA 算法得到最优值。

3.3 方法评价

为了探究建模数据量对估算结果的影响, 在 2.2 节所述的方法评价数据中分别随机抽取 3 组、4 组、……、19 组数据为建模数据, 相应的剩余数据为验证数据, 每种建模数据和验证数据的组合

重复 50 次。例如: 抽取 3 组 (LAI, NDVI) 数据为建模数据, 则 17 组 (LAI, NDVI) 数据作为验证数据, 这种数据组合随机抽取一次得到一个方法评价数据集, 重复抽取 50 次得到 50 个方法评价数据集。每种建模数据和验证数据的组合均随机抽取 50 次得到方法评价数据。

使用方法评价数据中的少量建模数据基于 3.2 节中描述的方法, 得到优化模型。将验证数据的 NDVI 输入到优化模型中, 估算 LAI。用估算 LAI 与地面测量 LAI 的均方根误差 (RMSE) 计算出 LAI 估算误差, RMSE 计算如下

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

式中, y_i 表示地面测量 LAI 值, $\hat{y}_i$ 表示优化模型估算的 LAI 值, n 表示验证数据的数量, i 表示第 i 个验证数据, RMSE 越小, LAI 估算误差越小。每一种组合的方法评价数据中包含 50 组数据, 计算 50 组数据基于先验知识的方法得到的 RMSE 均值。并与 50 组数据基于最小二乘法得到的 RMSE 均值对比, 以评价本文提出的基于模型参数先验知识的森林高分辨率 LAI 估算方法的有效性。

同时, 为体现本文方法估算森林高分辨率 LAI 的稳定性, 选取方法评价数据中一组代表性较弱的“少量数据”进行方法评价。首先, 使用本文提出的基于模型参数先验知识的方法根据式 (2) 得到本地化校正后的优化模型, 使用相应的“验证数据”基于优化模型估算 LAI 并计算 RMSE。同时, 相同的“少量数据”采用最小二乘法基于式 (2) 建立统计模型, 使用同样的“验证数据”基于回归模型估算 LAI 并计算 RMSE。对比以上两者的 LAI 估算误差, 探究模型参数的先验知识对估算森林高分辨率 LAI 的影响。进一步选择地表覆盖类型为针叶林的 Hirsikangas 站点和地表覆盖类型为阔叶林的 Camerons 站点、Gnangara 站点, 在每个站点各选取 1 组代表性较弱的“少量数据”, 按照上述流程, 进一步评价本文发展的在研究区实测数据量不足条件下基于森林模型参数先验知识估算高分辨率 LAI 方法的有效性。

4 结 果

4.1 森林模型参数先验知识的生成

根据 3.1 节中描述的方法提取森林模型参数的

先验知识。表3中展示了提取森林模型参数先验知识的数据建模后得到的模型参数，从表3中可以看出：模型参数 a 和 b 的取值充分表现出由于森林冠层结构复杂多变导致模型参数变化大的实际情况。

由各实验区的模型参数统计出的先验知识如表4所示，模型参数 a 的先验初值为0.6042，模型参数 a 的先验不确定性为0.2447，模型参数 b 的先验初值为0.1643，模型参数 b 的先验不确定性为0.2151。

表3 提取森林模型参数先验知识的模型参数

Table 3 Model parameters using for extracting prior knowledge of forest model parameters

编号	数据来源	参数 a	参数 b	编号	数据来源	参数 a	参数 b
1	Camerons	0.5975	0.1126	11	Puéchabon	0.5459	0.1053
2	Chen 和 Cihlar(1996)	0.5520	0.1844	12	Sierra Chincua	0.7264	0.0810
3	Chen 和 Cihlar(1996)	0.6539	0.1057	13	Sonian forest	0.6764	0.0035
4	Curran 等(1992)	0.4545	0.1625	14	Turner (1999)	0.6998	0.0891
5	Gnangara	0.5743	0.2815	15	杜春雨 等(2010)	0.6876	0.1912
6	Hirsikangas	0.5780	0.2317	16	樊荣荣(2016)	0.3972	0.3609
7	Hyytiälä	0.7999	0.0543	17	席建超 等(2004)	0.3646	0.4165
8	Järvelja	0.6856	0.0247	18	席建超 等(2004)	0.5086	0.1889
9	Larose	0.7941	0.0653	19	席建超 等(2004)	0.4333	0.2907
10	Nezer	0.6497	0.2989	20	朱高龙 等(2010)	0.6720	0.1255

表4 森林模型参数的先验知识

Table 4 Prior knowledge of forest model parameters

先验知识	参数 a	参数 b
初值= μ	0.6042	0.1643
不确定性= 2σ	0.2447	0.2151

为分析模型参数先验知识对森林的代表性，分别统计模型参数 a 和参数 b 取值的频率分布直

方图，如图3所示。模型参数 a 的先验初值对应图3（a）中的取值范围为0.6—0.7，参数 a 在此范围内取值的频率最高为0.35；模型参数 b 的先验初值对应图3（b）中的取值范围为0.1—0.2，参数 b 在此范围内取值的频率最高为0.4。因此，选取20组模型参数的均值作为森林 $NDVI = a \times LAI^b$ 模型参数先验初值具有较好的代表性。

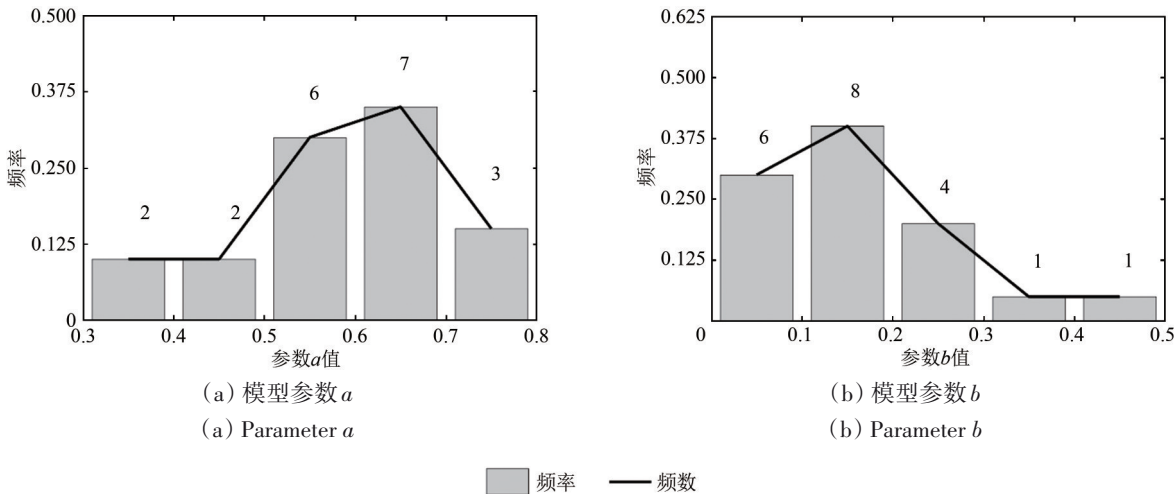


图3 20个实验区的模型参数 a 、 b 的频率分布直方图

Fig.3 Frequency distribution histogram of model parameter a and parameter b for 20 sites

4.2 方法评价结果

根据3.3节中陈述的评价方法，从两个方面来评价本文方法在“少量数据”下建立的LAI-NDVI

模型的有效性。首先，采用不同数量的建模数据，根据3.2节中描述的方法优化模型参数、估算森林高分辨率LAI，并对比本文方法与最小二乘法的

LAI估算结果。然后，在一组给定的“少量数据”的情况下，对本文提出的基于模型参数先验知识估算森林高分辨LAI的方法进行更加细致的分析和评价。

4.2.1 方法的有效性评价结果

Concepción方法评价数据中，不同数量的建模数据根据3.2节中描述的方法得到本地化校正后的优化模型，根据3.3节中陈述的评价方法，得到不同建模数据量下的LAI估算误差RMSE的均值，如图4所示。

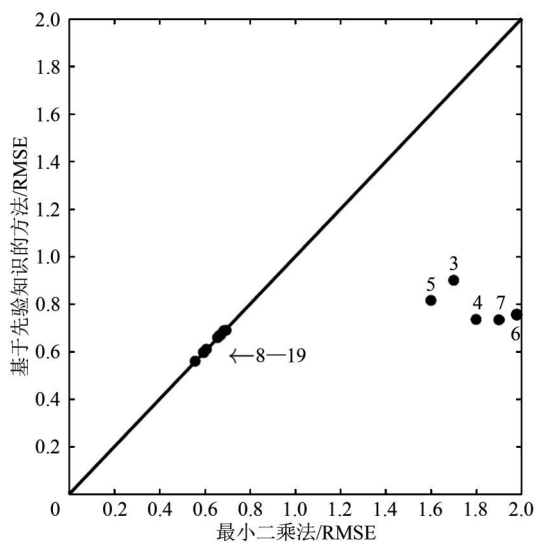


图4 基于先验知识的方法与最小二乘法的RMSE的对比
Fig.4 Compare RMSE using prior knowledge-based method with the least square method

图4中，纵轴表示方法评价数据采用本文方法得到的RMSE均值，横轴表示方法评价数据基于最小二乘法得到的RMSE均值。数字标识表示建模

数据的数据量，例如：3表示3组数据用于建模。

从图4可以看出，当建模数据量在[3, 7]之间取值时，基于模型参数先验知识的方法估算森林高分辨率LAI的误差小；当建模数据量大于8时，基于模型参数先验知识的方法和未使用先验知识的方法估算LAI的误差接近。这是由于实测数据量小时数据所包含的建模信息少，模型参数先验知识可以增加信息量，提高建模精度。而当建模数据较多时，实测数据可以提供较多的信息，模型参数的先验知识只起辅助作用，两种方法估算出的LAI误差相近。因此，当建模数据量不足时，基于模型参数先验知识的方法可以有效改进数据量不足条件下的森林高分辨率LAI估算精度。

4.2.2 使用一组典型少量数据评价的结果

当建模数据量不足时，若建模数据对研究区有较好的代表性，通过最小二乘法也能得到较好的模型。为体现基于模型参数先验知识估算森林高分辨率LAI方法的稳定性，本文选择一组对研究区代表性较弱的“少量数据”评价本文方法。

将Concepción站点的20组数据作为“完全数据”，从中选取6组作为“少量数据”，其余14组数据作为“验证数据”，不同数据中LAI、NDVI的相关统计值如表5所示。从表5可以看出“少量数据”中LAI的中值、均值较“完全数据”的值偏低，对研究区LAI的代表性较差；“验证数据”中LAI的中值、均值与“完全数据”相近，对研究区有较好的代表性。“少量数据”使用基于森林模型参数先验知识的方法和最小二乘法分别建立模型估算LAI，二者的估算结果与地面测量LAI的对比如图5所示。

表5 不同数据中LAI、NDVI的统计值

Table 5 Statistics of LAI and NDVI in limited data, validated data and total data

数据	数量	LAI					NDVI				
		最小值	最大值	中值	均值	标准差	最小值	最大值	中值	均值	标准差
少量数据	6	0.30	3.30	2.60	2.20	1.09	0.47	0.89	0.84	0.75	0.16
验证数据	14	0.70	4.90	3.65	3.36	1.02	0.56	0.90	0.87	0.82	0.11
完全数据	20	0.30	4.90	3.25	3.02	1.17	0.47	0.90	0.86	0.80	0.13

图5(a)是“少量数据”基于森林模型参数先验知识的方法得到优化模型，并估算森林高分辨率LAI，RMSE为0.668。图5(b)是“少量数据”基于最小二乘法建模，并估算森林高分辨率

LAI，RMSE为0.83；通过对比两者的误差可以看出，本文方法得到的LAI估算误差小。在“少量数据”中LAI主要分布在低值区，对整个研究区的代表性较差，因此，基于最小二乘法得到的LAI估算

误差大，且与实测数据相比估算结果偏小；基于模型参数先验知识的方法在“少量数据”之外增加了先验知识的信息，补充了因建模数据少导致

的信息量不足的问题，LAI估算结果偏小的问题得到了很大程度的改善。

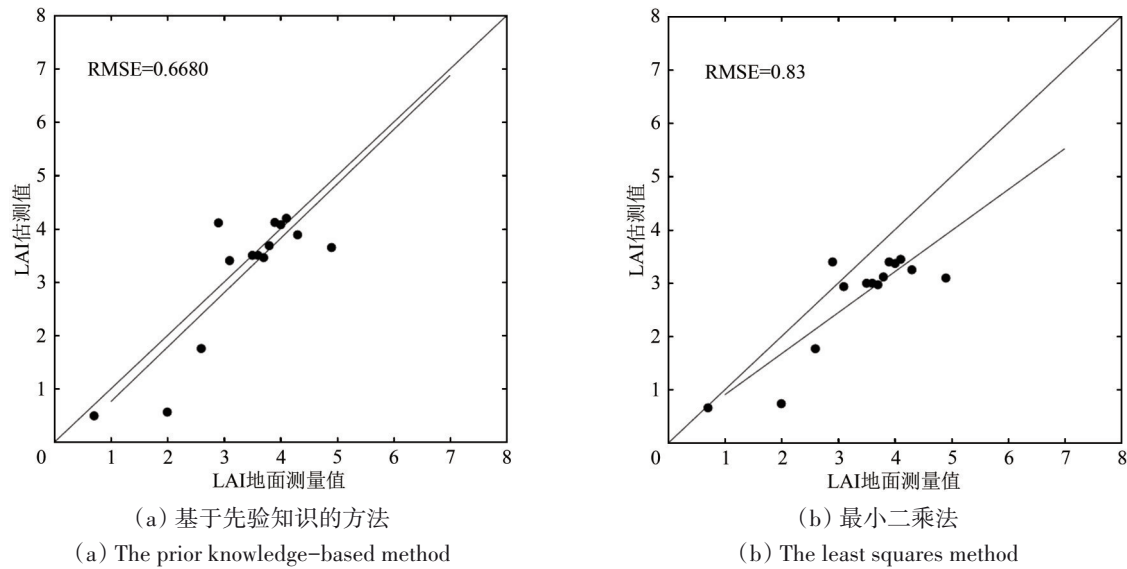


图5 基于先验知识的方法和最小二乘法的森林高分辨率 LAI 估算误差(少量数据)
Fig.5 Estimation errors of forest high-resolution LAI using prior knowledge-based method and the least squares method respectively compared with limited data

表6展示了 Concepción 站点、Camerons 站点、Gnangara 站点、Hirsikangas 站点分别用6组数据作为的“少量数据”，其余数据作为“验证数据”评价本文方法的结果。其中 Camerons 站点与 Gnangara 站点森林覆盖类型为阔叶林，Concepción 站点、Hirsikangas 站点森林覆盖类型为针叶林。从表6可以看出，在针叶林和阔叶林研究区，基于森林模型参数先验知识的方法估算出的 LAI 误差较最小二乘法均更小。由此可见，在地表覆盖类型为森林的区域，基于森林模型参数先验知识的方法能改善森林高分辨率 LAI 的估算精度。

表6 一组典型少量数据进行评价的结果
Table 6 The result of validation using a typical group of limited data

站点名称	地表覆盖类型	基于先验知识方法的 RMSE	基于最小二乘法的 RMSE
Concepción	针叶林	0.6680	0.8300
Camerons	阔叶林	0.4449	0.8044
Gnangara	阔叶林	0.2863	1.6990
Hirsikangas	针叶林	0.5755	1.0595

5 讨论

在本研究中仍存在一些值得讨论和进一步研究的问题。

(1) 模型形式对模型参数先验知识的影响。模型形式会对模型参数先验知识产生影响。模型形式的选择会导致不同的拟合结果，拟合结果中包含着从观测数据中获取的信息，不同模型形式得到的模型参数包含的不确定性不同。常用的 LAI-NDVI 统计模型形式包括：1) 一元线性回归模型 $NDVI = a \times LAI + b$ ，2) 半经验模型 $NDVI = NDVI_{\infty} - (NDVI_{\infty} - NDVI_{min}) \times \exp(-k \times LAI)$ ，3) 三次多项式模型 $NDVI = a \times LAI^3 + b \times LAI^2 + c \times LAI + d$ ，4) 幂函数模型 $NDVI = a \times LAI^b$ 等 (Chen 和 Cihlar, 1996; Turner 等, 1999; 靳华安 等, 2008)。本文应用这4种模型形式分别对2.1节中提取森林模型参数先验知识的数据建立模型，图6展示了表1中编号为6、15、17数据集的建模情况。如图6(a)所示，线性模型虽拟合结果较好，但 NDVI 随着 LAI 增加而增加最终达到饱和，并非以

线性形式增加, Chen 和 Cihlar (1996) 也指出 NDVI 与 LAI 的关系是非线性的。如图 6 (b) 所示, 用半经验模型拟合时, 模型参数会超出物理边界。如图 6 (c) 所示, 三次多项式模型的使用范围有限, 在有测量数据时模型与数据一致性较好, 在没有测量数据时编号为 20 的函数曲线显示

出不合理的下降趋势。如图 6 (d) 所示, 幂函数模型拟合结果趋势合理、表现稳定, 适合于提取模型参数先验知识, 因此本文选取模型 $NDVI = a \times LAI^b$ 用于提取森林模型参数的先验知识。但此模型形式是否为森林的最佳估算模型, 有待进一步研究。

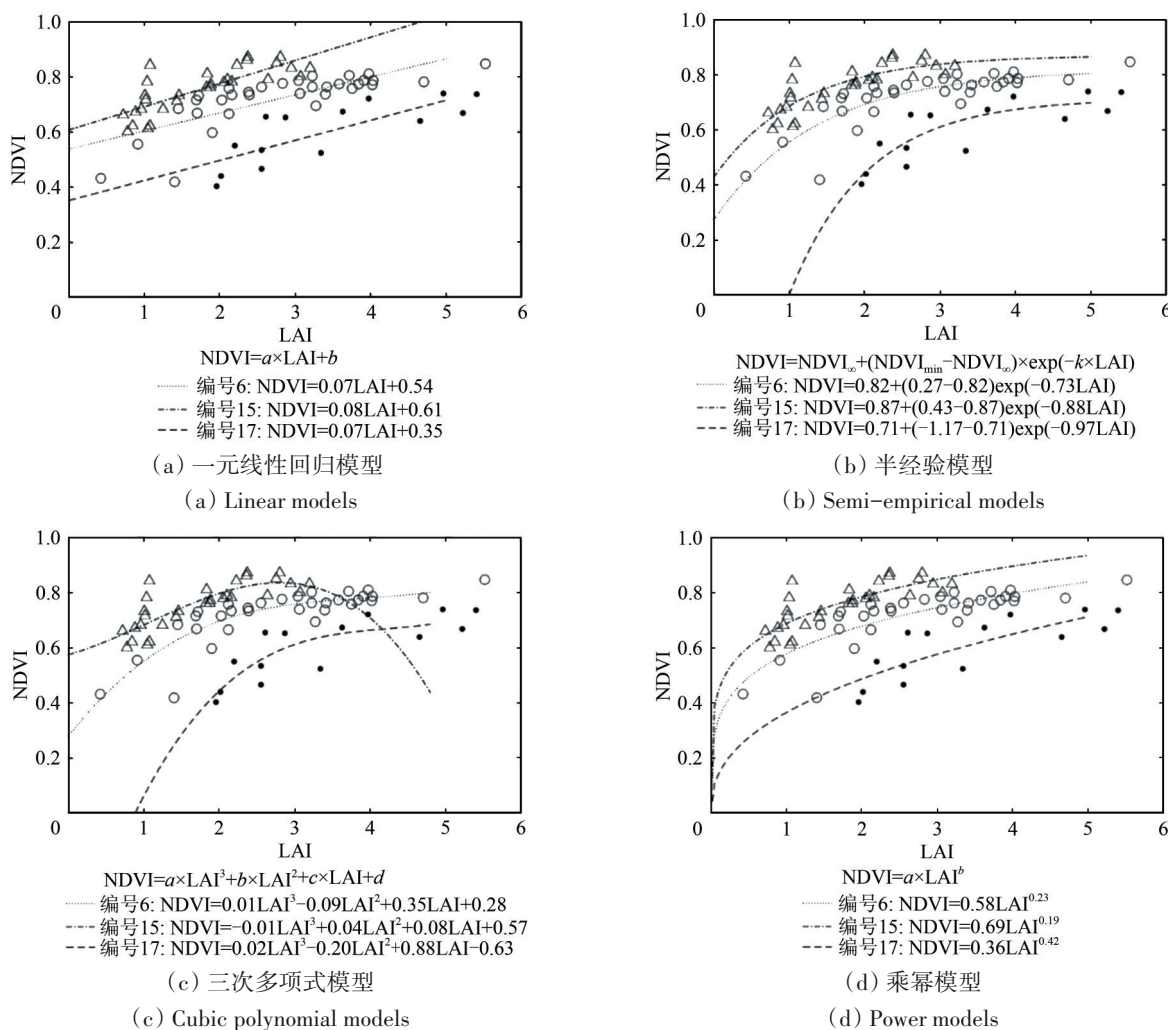


图 6 3组提取森林模型参数先验知识的数据集分别基于4种 LAI-NDVI 模型形式的拟合结果对比

Fig. 6 Comparison of fitting results of three datasets for extracting prior knowledge of forest model parameters based on four LAI-NDVI modeling patterns

(2) 数据不确定性对模型参数先验知识的影响。由于本文采用的数据来自于全球分布站点, 这些站点所处的经纬度、海拔和地理环境的差异性, 会影响建模数据的不确定性。在森林野外实验中获取的数据存在不确定性。地面测量 LAI 数据少, 由这些测量数据建立的模型存在不确定性, 因此在模型参数先验知识的获取和使用当中, 需要进一步明确先验知识不确定性的表达。

(3) 森林类型对先验知识获取与应用的影响。

森林冠层结构复杂多变, 不同森林类型的结构特征差别较大, 模型参数的取值存在差异。由于本文收集的用于获取先验知识的数据有限, 无法对森林类型进行更细类别的划分。将模型参数先验知识按照植被类型分类, 有可能进一步提高森林高分辨率 LAI 的反演精度。

6 结 论

针对森林 LAI 地面测量数据偏少、遥感估算森

林LAI精度有待提高的问题,本文提出了一种基于全球分布的森林观测数据提取模型参数先验知识优化模型参数,支持在研究区仅有少量观测数据条件下提高建模精度进而改进遥感估算森林高分辨率LAI精度的思路,本文所提出的基于模型参数先验知识的方法可有效解决森林研究区由于地面测量数据不足导致的统计模型精度低的问题。它比使用最小二乘法建立的LAI-NDVI统计模型误差小、稳定性强。研究结果表明,在仅有少量观测数据时,采用本方法能有效地提高森林高分辨率LAI的估算精度,增强统计模型的适用性。

参考文献(References)

- Campbell J L, Burrows S, Gower S T and Cohen W B. 1999. BigFoot: Characterizing land cover, LAI, and NPP at the landscape scale for EOS/MODIS validation. Field manual, version 2.1[EB/OL]. Environmental Science Division Pub, Oak Ridge. [2018-10-10]. https://daac.ornl.gov/data/bigfoot_val/Field_Measurements/comp/
- Chen J M and Black T A. 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell and Environment*, 15(4): 421-429 [DOI: 10.1111/j.1365-3040.1992.tb00992.x]
- Chen J M and Cihlar J. 1996. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. *Remote Sensing of Environment*, 55(2): 153-162 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00195-6]
- Curnel Y, de Wit A J W, Duveiller G and Defourny P. 2011. Potential performances of remotely sensed LAI assimilation in WOFOST model based on an OSS Experiment. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(12): 1843-1855 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2011.08.002]
- Curran P J, Dungan J L and Gholz H L. 1992. Seasonal LAI in slash pine estimated with Landsat TM. *Remote Sensing of Environment*, 39(1): 3-13 [DOI: 10.1016/0034-4257(92)90136-8]
- Du C Y. 2010. Study on Estimation of LAI Models Based on TM. Shenyang: Northeast Forestry University: 16-17 (杜春雨. 2010. 基于TM影像的叶面积指数反演. 沈阳: 东北林业大学: 16-17)
- Fan R R, Wang N, Li X, Zhang S S, Chen C and Yu Y H. 2016. Establishment of leaf area index estimation model based on TM data of Chuzhou City. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 44(21): 241-244 (樊荣荣, 王妮, 李霞, 张洒洒, 陈财, 余俞寒. 2016. 基于滁州市TM数据的叶面积指数估算模型研建. 安徽农业科学, 44(21): 241-244) [DOI: 10.3969/j.issn.0517-6611.2016.21.077]
- Garrigues S. 2003. Ground measurement acquisition report for the VALERI site[EB/OL]. [2018-10-09]. <http://w3.avignon.inra.fr/valeri/amerique-du-sud/chili/2003/Campaign/Report.pdf>
- He Y Q, Bo Y C, Chai L L, Liu X L and Li A H. 2016. Linking in situ LAI and fine resolution remote sensing data to map reference LAI over cropland and grassland using geostatistical regression method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50: 26-38 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.02.010]
- Jin H A, Liu D W, Wang Z M, Song K S, Li F, Yang F, Du J and Li F X. 2008. Remote sensing estimation models of wetland vegetation LAI in Sanjiang Plain. *Chinese Journal of Ecology*, 27(5): 803-808 (靳华安, 刘殿伟, 王宗明, 宋开山, 李方, 杨飞, 杜嘉, 李凤秀. 2008. 三江平原湿地植被叶面积指数遥感估算模型. 生态学报, 27(5): 803-808) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.2008.0162]
- Jonckheere I, Fleck S, Nackaerts K, Muys B, Coppin P, Weiss M and Baret F. 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination: part I. theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1/2): 19-35 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2003.08.027]
- Li X W, Gao F, Wang J D and Strahler A. 2001. A priori knowledge accumulation and its application to linear BRDF model inversion. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D11): 11925-11935 [DOI: 10.1029/2000JD900639]
- Li X W, Gao F, Wang J D and Zhu Q J. 1997. Uncertainty and sensitivity matrix of parameters in inversion of physical BRDF model. *Journal of Remote Sensing*, 1(1): 5-14 (李小文, 高峰, 王锦地, 朱启疆. 1997. 遥感反演中参数的不确定性与敏感性矩阵. 遥感学报, 1(1): 5-14) [DOI: 10.11834/jrs.19970102]
- Li X W, Wang J D, Hu B X and Strahler A H. 1998. On utilization of a priori knowledge in inversion of remote sensing models. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 41(6): 580-585 (李小文, 王锦地, 胡宝新, Strahler A H. 1998. 先验知识在遥感反演中的作用. 中国科学(D辑), 28(1): 67-72) [DOI: 10.1007/BF02878739]
- Liang S H, Fang H L, Chen M Z, Shuey C J, Walthall C, Daughtry C, Morisette J, Schaaf C and Strahler A. 2002. Validating MODIS land surface reflectance and albedo products: methods and preliminary results. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 149-162 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00092-5]
- Morisette J T, Baret F, Privette J L, Myneni R B, Nickeson J E, Garrigues S, Shabanov N V, Weiss M, Fernandes R A, Leblanc S G, Kalacska M, Sanchez-Azofeifa G A, Chubey M, Rivard B, Stenberg P, Rautiainen M, Voipio P, Manninen T, Pilant A N, Lewis T E, Iames J S, Colombo R, Meroni M, Busetto L, Cohen W B, Turner D P, Warner E D, Petersen G W, Seufert G and Cook R. 2006. Validation of global moderate-resolution LAI products: a framework proposed within the CEOS land product validation subgroup. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7): 1804-1817 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.872529]
- Qu Y H, Zhang Y Z and Xue H Z. 2014. Retrieval of 30-m-Resolution leaf area index from China HJ-1 CCD data and MODIS products through a dynamic Bayesian network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(1): 222-228. [DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2259472]
- Shen G F. 1989. *Forestry Panorama*. Beijing: China Forestry Publishing House: 48-132 (沈国舫. 1989. 林学概论. 北京: 中国林业出版社: 48-132)
- Shi Y C, Wang J D, Wang J and Qu Y H. 2017. A prior knowledge-based method to derivate high-resolution leaf area index maps with limited field measurements. *Remote Sensing*, 9(1): 13 [DOI: 10.3390/rs9010013]
- Tarantola A. 1987. *Inverse Problem Theory: Methods for Data Fitting and Model Parameter Estimation*. New York: Elsevier
- Turner D P, Cohen W B, Kennedy R E, Fassnacht K S and Briggs J M. 1999. Relationships between leaf area index and Landsat TM spectral vegetation indices across three temperate zone sites. *Remote Sensing of Environment*, 70(1): 52-68 [DOI: 10.1016/

- S0034-4257(99)00057-7]
- Weiss M, Baret F, Block T, Koetz B, Burini A, Scholze B, Lecharpentier P, Brockmann C, Fernandes R, Plummer S, Myneni R, Gobron N, Nightingale J, Schaepman-Strub G, Camacho F and Sanchez-Azofeifa A. 2014. On line validation exercise (OLIVE): a web based service for the validation of medium resolution land products. Application to FAPAR products. *Remote Sensing*, 6(5): 4190-4216 [DOI: 10.3390/rs6054190]
- Xi J C, Zhang H Q and Zhang Z Q. 2004. Retrieving effective leaf area index of conifer forests using Landsat TM images. *Journal of Beijing Forestry University*, 26(6): 36-39 (席建超, 张红旗, 张志强). 2004. 应用遥感数据反演针叶林有效叶面积指数. *北京林业大学学报*, 26(6): 36-39 [DOI: 10.3321/j.issn:1000-1522.2004.06.007]
- Xiao Z Q, Liang S L, Wang J D, Chen P, Yin X J, Zhang L Q and Song J L. 2014. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1): 209-223 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2237780]
- Xu G H, Liu Q H, Chen L F and Liu L. 2016. Remote sensing for China's sustainable development: opportunities and challenges. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 679-688 (徐冠华, 柳钦火, 陈良富, 刘良). 2016. 遥感与中国可持续发展: 机遇和挑战. *遥感学报*, 20(5): 679-688 [DOI: 10.11834/jrs.20166308]
- Zhu G L, Ju W M, Chen J M, Fan W Y, Zhou Y L, Li X F and Li M Z. 2010. Forest canopy leaf area index in Maoershan mountain: ground measurement and remote sensing retrieval. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 21(8): 2117-2124 (朱高龙, 居为民, Chen J M, 范文义, 周艳莲, 李显凤, 李明泽). 2010. 帽儿山地区森林冠层叶面积指数的地面观测与遥感反演. *应用生态学报*, 21(8): 2117-2124 [DOI: 10.13287/j.1001-9332.2010.0305]

An approach to estimate forest LAI with high resolution based on prior knowledge of model parameters

ZHANG Jingyu^{1,2}, WANG Jindi^{1,2}, SHI Yuechan³

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by Beijing Normal University and Institute of Remote Sensing and Digital Earth of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100875, China;
2. Beijing Engineering Research Center for Global Land Remote Sensing Products, Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
3. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: At present, the high-resolution Leaf Area Index (LAI) is usually estimated by statistical models, which is established by a large quantity of Vegetation Index (VI) data and ground LAI measurements. Compared with a cropland field campaign, the ground LAI measurements of the forest field campaign are less. The accuracy of the high-resolution LAI estimated by statistical models in the forest is low, and it is difficult to meet the application requirements. In this paper, a method was developed to estimate the high-resolution LAI in the forest based on the prior knowledge of modeling parameters for the forest, a small amount of forest ground LAI measurements and the Normalized Differential Vegetation Index (NDVI) data. First, for the power model which contains parameter a and parameter b , the prior knowledge of modeling parameters in the forest was achieved. 20 forest sites with a large amount of ground LAI measurements were collected. LAI and NDVI data were obtained from the 20 forest sites respectively. The LAI-NDVI statistical model which is suitable for each forest site was established with the obtained LAI and NDVI data respectively too. The values of the parameter a were extracted from the 20 statistical models, and the mean value and the standard deviation of the values were calculated to determine the prior distribution of the parameter a . The mean value of the parameter a was chosen as the prior initial value and two times of the standard deviation of parameter a was chosen as the uncertainties of the prior initial value. The same method was used to extract the prior initial value and the uncertainties of the prior initial value for the parameter b . So far, the prior knowledge of the modeling parameters for the forest was extracted. Second, the optimized LAI-NDVI statistical model was constructed for the study area. A new forest site, Concepción, was selected as the study area. The data of this site were divided into two parts: the modeling data and the validation data. The limited modeling data were used to adjust the prior initial value under the limitation of the uncertainties of the prior initial value and obtain an optimization model which is suitable for this new forest site by the optimization method SCE-UA. At last, the high-resolution forest LAIs were estimated and validated in the Concepción site. The high-resolution forest LAIs were estimated using the optimization model and the NDVIs in the validation data. The estimated high-resolution forest LAIs were evaluated by the ground LAI in the validation data. Moreover, the Camerons site, Ngarara site, and Hirsikangas site were selected as the study area to evaluate this method too. Compared the estimated high-resolution forest LAI with the ground LAI, the root mean square errors were 0.6680, 0.4449, 0.2863 and 0.5755 respectively. These results indicated that when only a small amount of ground LAI measurements is available, this method based on the forest prior knowledge could improve the accuracy of the high-resolution LAI estimation in the forest. Therefore, the method based on the forest prior knowledge of modeling parameters provided a reference for high-resolution forest LAI estimation.

Key words: remote sensing, prior knowledge, forest model parameters, LAI, high-resolution

Supported by National Basic Research Program of China (No.2013CB733403)