

应用随机辐射传输模型反演云南松林分郁闭度

李骁尧, 黄华国

北京林业大学 林学院省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083

摘要: 随机辐射传输模型可用于模拟水平分布不均一森林的辐射传输过程。本文以云南松林分为研究对象, 提出一种应用随机辐射传输模型的郁闭度反演方法。该方法以随机辐射传输模型中参数与林分郁闭度的定量关系为基础, 提出了针对云南松的冠型等效模型, 构建了郁闭度和卫星反射率(GF-1和Landsat 8卫星影像)的查找表, 并实施了反演。基于野外实测的30个样地进行了郁闭度数据验证, 并和基于NDVI回归模型的反演方法进行对比。结果表明, 反演结果能够较准确反映云南松林分郁闭状况($R^2=0.8345$, $RMSE=0.0688$), 通过冠型修正能够降低反演误差, 冠型等效模型是合理的。反演方法机理清晰且适用范围广, 研究成果可为大面积森林郁闭度反演提供模型和方法支持。

关键词: 遥感, 随机辐射传输模型, 云南松, 郁闭度, 冠型修正, 高分一号, Landsat 8

引用格式: 李骁尧, 黄华国. 2020. 应用随机辐射传输模型反演云南松林分郁闭度. 遥感学报, 24(6): 752-765

Li X Y and Huang H G. 2020. Retrieving canopy closure of Yunnan pine forests by using stochastic radiative transfer model. Journal of Remote Sensing(Chinese), 24(6): 752-765[DOI: 10.11834/jrs.20208329]

1 引言

森林郁闭度指林冠的垂直投影面积与林地面积之比, 它可以反映林冠的疏密程度、树木利用空间的水平(李永宁等, 2008), 是森林资源调查和森林结构信息监测的一个重要因子。遥感定量估算林分郁闭度, 能够在时间、空间上大尺度地获取森林郁闭度数据, 从而实现森林资源的宏观监测, 有利于经营者的管理决策。

国内外已有较多研究利用遥感方法估算森林郁闭度, 现有森林郁闭度遥感反演模型主要包括统计模型、物理模型和混合模型3类, 其中统计模型更为广泛使用。早期, 更多研究利用光学数据的统计模型, 如Pu等(2003)基于Landsat TM数据, 采用无约束最小二乘方法和人工神经网络模型预测了橡木的冠层郁闭度; 杜晓明等(2008)用偏最小二乘回归方法建立模型对塔河县森林郁闭度进行遥感估算; 吴颢等(2012)在传统光谱特征的基础上, 结合遥感图像的纹理特征估测郁闭度, 将图像纹理特征和光谱地形等特征一起作

为自变量引入到郁闭度估测的逐步回归模型中; 郑冬梅等(2013)利用森林资源一类清查数据和TM遥感影像为基础数据, 分析了遥感因子和地形因子与森林郁闭度的定量关系, 在此基础上, 利用回归模型构建了郁闭度定量估测模型。随着激光雷达、雷达多种传感器的普及, 有研究应用多种传感器数据估算森林郁闭度, 如李奇等(2008)采用改进的最大期望算法对小光斑激光雷达波形数据进行分解, 得到了植被高度、森林郁闭度等结构参数, 用以描述森林的水平和垂直结构特性; 王蕊等(2015)结合星载激光雷达ICESat-GLAS波形数据和TM多光谱数据对研究区的森林郁闭度进行估测, 采用多元线性回归和BP神经网络方法进行数据联合; 宁凯(2014)使用ENVISAT ASAR数据和Google高分影像反演山区森林郁闭度。物理模型方面, Zeng等(2008)以Landsat TM影像和MODIS影像为数据源, 在混合像元分解的基础上, 利用几何光学模型定量估算了中国三峡地区森林郁闭度等参数, 并分析了它们的动态变化; 王聪等(2015)基于几何光学模型, 使用

收稿日期: 2018-08-15; 预印本: 2019-03-14

基金项目: 国家重点研发计划(编号:2017YFC0504003-4); 国家自然科学基金(编号:41571332)

第一作者简介: 李骁尧, 1990年生, 男, 硕士研究生, 研究方向为林业定量遥感应用。E-mail: 631502870@qq.com

通信作者简介: 黄华国, 1978年生, 男, 教授, 研究方向为植被定量遥感。E-mail: huaguo_huang@bjfu.edu.cn

无约束和全约束两种混合像元分解探讨无人机遥感数据在毛竹林郁闭度定量反演中的应用。

由于统计模型参数缺乏物理意义,难以大面积推广。物理模型方法机理清晰,适用范围广,但相对复杂,研究较少。其中,使用几何光学模型虽能通过计算光照背景所占比例来反演郁闭度,但计算方法受混合像元的端元选取精度影响,且模型需要测树因子作为参数输入。因此,发展更为优化的辐射传输模型是森林结构参数提取的发展趋势。Shabanov 等(2000)提出了模拟森林冠层辐射传输过程的模型——随机辐射传输模型 SRT 模型(Stochastic Radiative Transfer Model)。该模型引入随机场的思想,利用对相关函数描述介质分布的不均一性,具有接近于 3 维模型的精度,却具有 1 维模型的简洁形式(柳钦火 等, 2016)。模型方程的核心思想是通过积分,计算林分场景内特定水平面、特定方向的总体平均辐射度及植被区域平均辐射度,从而将辐射传输模型的适用对象扩展到空间分布不均一的森林。该模型的最初形式将树木假想成圆柱体,考虑光子在圆柱体间的碰撞。该模型有两个重要的参数:找到植被概率(the probability of finding foliage elements,表示某一水平面上能够找到植被的概率)、对相关函数(the pair-correlation function,表示沿特定方向上穿过两个水平面能够同时找到植被的概率)。

SRT 模型可模拟水平分布但具有异质性的林分,且其中的参数找到植被概率跟林分郁闭度有关。然而,至今尚未发现关于应用 SRT 模型进行郁闭度反演的研究。如果能够探索出 SRT 模型反演郁闭度的机理和方法,将有助于提高森林郁闭度反演的效率和精度。为此,本文以云南松(*Pinus Yunnanensis*)为研究对象,提出一种新的森林郁闭度遥感反演方法,利用 SRT 模型,结合样地实测云南松针叶反射率和透射率,建立查找表,以高分一号与 Landsat 8 影像为例,联合反演云南松林分郁闭度。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

研究区位于云南省曲靖市沾益区国营海寨林场,林场主要树种为云南松,存在一定的云南松梢小蠹(*Tomicus yunnanensis*)危害。该虫害有蛀干和蛀梢两个阶段,受害木目视可见树冠顶部部

分树梢针叶变红,有明显的垂直分布特征,并且随着受害程度的加深,针叶由深绿变黄绿进而变红。所以,不同健康程度的云南松林分,针叶平均反射率存在一定的差异。为减小针叶反射率的差异对冠层反射率的影响,本研究选取健康程度相近的样区(103°47'36'' E—103°48'10'' E, 25°39'37'' N—25°40'51'' N)进行反演试验(如图 1,左侧是曲靖市 TM 影像图,右侧是样地区域 GF-1 影像图,样地位置用白色十字标出)。样区坡度较缓,海拔 2200—2300 m,下垫面主要为裸土、草地或灌木,土壤类型以红壤为主。树高在 5—20 m 之间,叶面积指数不超过 6 m²。

2.2 样地数据获取

由于研究区林木分布不规则,样地布设过大可能会导致郁闭度实测值方差减小,提高反演难度;样地布设过小会难以反映林冠特征,且增加定位难度。因此,在研究样区中,选取郁闭水平不同的云南松林地临时样地 30 个,样地大小 16 m×16 m(和 GF-1 空间分辨率一致),并用 GPS 记下样地中心点经纬度坐标。同时选取在地图上标志明显的参考点 3 个,作为控制点,进行 GPS 定位观测,以进行 GPS 的坐标差分 and 遥感影像配准。调查记录各样地的林木平均高、下垫面情况。

为获取样地郁闭度真实值,本研究采用抽样和数码拍照相结合的方法,在样地内多个位置拍摄天顶方向的林冠照片,再通过提取中心区域植被像元比例作为单点郁闭度,以估算样地郁闭度真实值。具体方法为:首先,在样地范围内采用系统抽样法,均匀选取 10 个点。其次,在每个点位置,距离地面 1.3 m 高处,将数码相机(HUAWEI MHA-AL00,成像分辨率为 2976×3968)水平放置,垂直向上拍摄 3 张照片。然后,为消除相机视场角对照片边缘产生的几何畸变,使照片能更接近林冠垂直投影情况,对所有获得的 30 张照片截取中央 1488×1984 像素,再逐一进行郁闭度提取。郁闭度的图像处理主要基于图像处理软件 Can-eye(http://www6.paca.inra.fr/can_eye [2018-08-15])完成,该软件可对图像任意区域进行植被和天空像元分类(Demarez 等, 2008),将植被像元占总像元的比值作为单点郁闭度。根据系统抽样原理,将 30 张照片的郁闭度取平均,是样地平均郁闭度值的无偏估计。

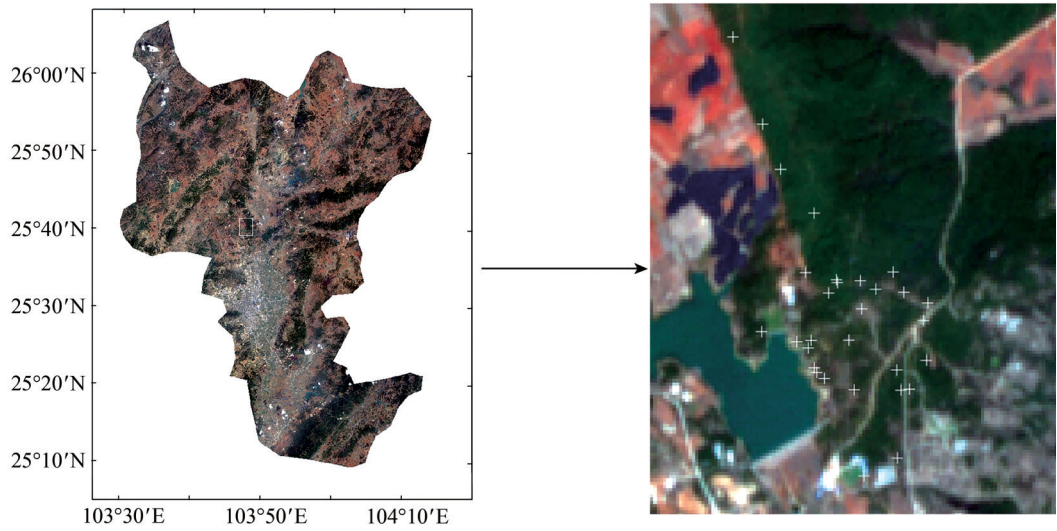


图1 研究区域遥感影像和样地(白色十字)

Fig.1 Remote sensing images and plots (white cross) of the study area

根据样地实测结果,研究区林地的郁闭度及其他有关SRT模型的结构参数的分布情况如表1所示,郁闭度实测值范围在0.05—0.68,且范围内分布较均匀,符合云南松林地实际特征。研究区其他林地参数分布情况作为反演所需的先验知识。

表1 样地参数实测值分布特征
Table 1 Statistical distribution of measured values of plot parameters

参数类型	最大值	最小值	中值	均值	标准差
郁闭度	0.68	0.05	0.34	0.32	0.16
林地叶面积指数	2.55	0.17	0.92	0.98	0.58
株密度/(株/ha)	1020	150	660	600	290
平均树冠高度/m	8.1	4	5.9	5.8	1.3
平均冠幅/m	4.6	3.0	3.9	3.9	0.5
平均树冠高与平均冠幅之比	2.03	1.25	1.48	1.51	0.22

由于样地内通常存在不同受害程度的林木,针叶反射率存在一定的变异。目视主要分为绿色的健康梢和黄色或者红色的枯梢。而SRT模型只能输入单一的叶片反射率和透过率,因此需要进行平均处理。通过统计健康梢和枯梢的数量比值,将云南松单木分为4类:重度受害、中度受害、轻度受害、健康木(林起楠等,2016;Yu等,2018)。调查样地内4种林木的数量,求得4种针

叶梢的数量比,作为权重。每类针叶反射率数据来源于实验室测量数据(林起楠等,2016)。4种反射率通过加权平均得到叶片平均反射率,再用LIBERTY模型(Dawson等,1998)模拟出最接近的反射率曲线(RMSE<0.001),其对应的透射率模拟曲线作为叶片平均透射率曲线。

为匹配GF-1宽视场相机和Landsat 8 OLI的波段响应,基于两个传感器的波段响应函数,用ENVI 5.3对模拟的反射率和透过率曲线进行重采样。

2.3 遥感数据获取与处理

高分一号卫星是国家高分辨率对地观测系统重大专项天基系统中的首发星,于2013年4月成功发射,载有2 m全色、8 m多光谱、16 m多光谱相机(全色:450—900 nm;多光谱:B1:430—520 nm,B2:520—600 nm,B3:630—690 nm,B4:760—900 nm),回归周期41 d,侧摆时重访周期为4 d。Landsat 8卫星于2013年2月由美国国家航空和宇宙航行局(NASA)成功发射,具有多光谱OLI传感器和热红外TIRS两个传感器,重访周期为16 d。OLI传感器包括433—1390 nm共9个波段,空间分辨率为30 m,其中包括一个15 m的全色波段,TIRS包括空间分辨率100 m的2个热红外波段。目前,高分一号16 m分辨率宽视场多光谱数据和

Landsat 8 OLI多光谱数据均可免费获取。

云南松针叶实测数据光谱范围在400—1700 nm (林起楠等, 2016), 考虑选择蓝、绿、红、近红外、短波红外波段进行SRT模型中的郁闭度敏感性分析。由于高分一号宽幅相机重访周期短, 与同谱段的高分六号卫星组网后, 观测效率大幅提高, 但缺乏短波红外数据, 对于旱和虫害响应不足。为探索国产高分卫星的应用潜力, 本研究使用高分一号16 m分辨率的蓝、绿、红、近红外4个波段与Landsat 8的短波红外1波段进行影像合成。研究区域四季温度变化较不明显, 同云南松林木的时相变化相比, 云量变化对地表反射率影响较大; 因此影像下载时, 在外业调查时间前后优先选择云量较小的影像。外业调查数据于2018年5月获取, 选择2018-02-16的高分一号数据(云量0%)和2018-04-02的Landsat 8数据(云量2.1%), 以减小云量和森林经营活动对林分反射率的影响。作为常绿针叶林, 云南松在2个月左右时间内郁闭度变化不大。

用ENVI 5.3软件对所选两幅影像分别进行辐射定标、大气校正, 其中高分一号影像处理所需的辐射定标参数和光谱响应函数下载自中国资源卫星应用中心官网 (<http://www.cresda.com/CN/>

[2018-08-15])。Landsat 8 OLI进行全色和多光谱融合可以获得15 m的多光谱图像。由于Landsat 8的几何校正精度较高, 仅采用地面控制点对Landsat 8融合图像进行微调平移, 并将分辨率重采样到16 m。然后以Landsat 8为基准图像, 对GF-1图像进行配准。最后将Landsat 8的短波红外和GF-1的4个波段进行图层合成, 获得最终5个波段数据, 将30个样地对应的像元反射率值导出用于反演和验证。

同时, 将仅使用Landsat 8影像时, 30个样地相应的5个波段的像元反射率值导出用于对比分析。

3 模型与反演方法

基于SRT模型和查找表算法开展郁闭度反演(图2)。SRT模型可以模拟水平分布异质性的林分的冠层方向反射率, 在已知林分冠层反射率的条件下, 通过SRT模型参数反演找到植被概率, 可以得到水平面上树冠(含冠内间隙)组分所占比例, 再结合随机比尔—朗伯定律(Shabanov等, 2018)可计算树冠内部的间隙率, 进而得到林分郁闭度, 这是本文的主要思路。

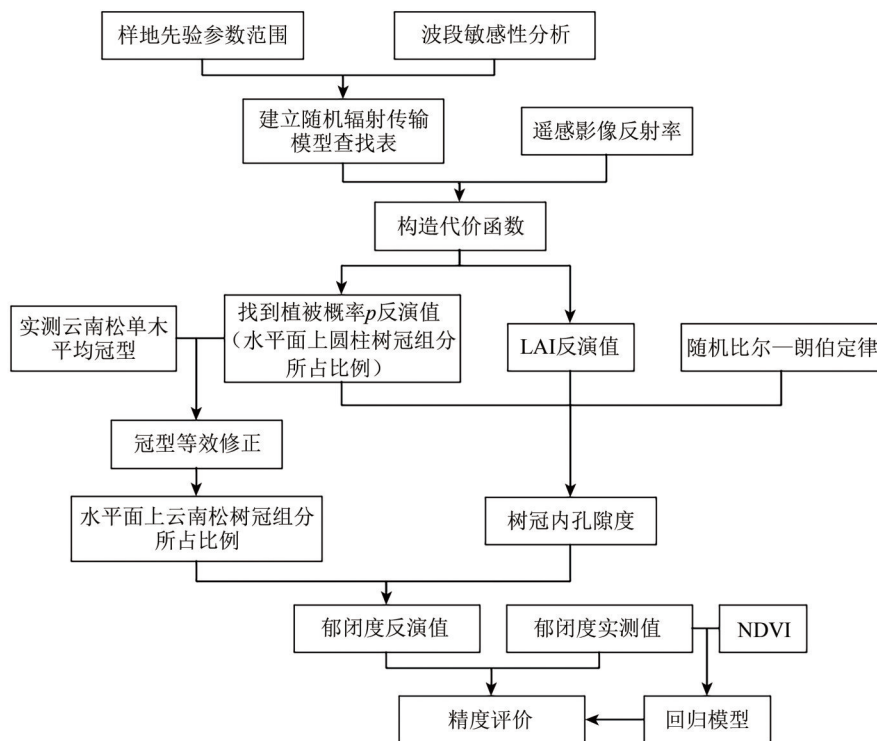


图2 郁闭度反演技术路线图

Fig.2 Technical route for canopy closure retrieval

3.1 随机辐射传输模型简介

SRT模型最早来源于气象遥感,用于模拟碎云辐射传输过程 (Vainikko, 1973a, 1973b)。后来 Shabanov 等 (2000) 提出了用于森林的 SRT 模型。Shabanov 等 (2007) 把 SRT 模型扩展到混交林, 提出随机混合辐射传输模型 (Stochastic Mixture Radiative Transfer Model)。随机混合辐射传输模型能考虑五尺度模型在树冠群落分布的聚集效应, 其特点是能适用于由光学特性与结构特性存在差异的不同树种构成的混交林。Huang 等 (2008) 运用蒙特卡洛方法, 通过对林分 3 维结构的构建, 实现 SRT 模型对相关函数的模拟。理论和数值分析表明, 描述植被要素空间相关性的对相关函数能够表征林分的 3 维冠层结构, 以及植被冠层反射辐射表现出的空间变化, 并且与传统非随机模型相比, 随机辐射传输模型能够提高冠层反射率随林分 LAI 的变化饱和点。Shabanov 等 (2018) 把比尔—朗伯定律耦合到植被模型的构建, 从而将间隙率和叶面积指数融入到模型中。

为模拟林分内特定水平面特定方向平均辐射度, SRT 模型引入找到植被概率 $p(\xi)$ 和对相关函数 $q(z, \xi, \bar{\Omega})$ 来模拟林分的空间结构及辐射传输过程。如图 3 所示, 在 3 维空间中, $p(\xi)$ 表示在水平面 ξ 找到植被的概率, $q(z, \xi, \bar{\Omega})$ 表示光子沿 $\bar{\Omega}$ 方向穿过 ξ 和 z 两个水平面时同时找到植被的概率。由于目前版本模型将树冠假想为圆柱体, 则对于不同水平面, $p(\xi)$ 的取值为常数, 因此本文在应用参数找到植被概率时, 将其简写为 p 。

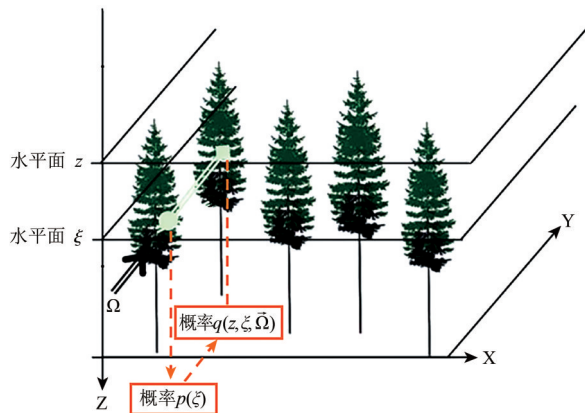


图 3 SRT 模型参数 p 和 q 示意图

Fig.3 Schematic diagram of parameters p and q in the SRT model

SRT 模型的核心方程组如式 (1) 所示

$$\left\{ \begin{aligned} & \bar{I}(z, \bar{\Omega}) + \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_0^z \sigma(\bar{\Omega}) p(\xi) U(\xi, \bar{\Omega}) d\xi = \\ & \quad \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_0^z d\xi p(\xi) \int_{4\pi} \sigma_s(\bar{\Omega}' \rightarrow \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}') d\bar{\Omega}' + \bar{I}(x, y, 0, \bar{\Omega}), \Omega_z < 0; \\ & \bar{I}(z, \bar{\Omega}) + \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_z^H \sigma(\bar{\Omega}) p(\xi) U(\xi, \bar{\Omega}) d\xi = \\ & \quad \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_z^H d\xi p(\xi) \int_{4\pi} \sigma_s(\bar{\Omega}' \rightarrow \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}') d\bar{\Omega}' + \bar{I}(x, y, H, \bar{\Omega}), \Omega_z < 0; \\ & U(z, \bar{\Omega}) + \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_0^z \sigma(\bar{\Omega}) K(z, \xi, \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}) d\xi = \\ & \quad \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_0^z d\xi K(z, \xi, \bar{\Omega}) \int_{4\pi} \sigma_s(\bar{\Omega}' \rightarrow \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}') d\bar{\Omega}' + \bar{I}(x, y, 0, \bar{\Omega}), \Omega_z < 0; \\ & U(z, \bar{\Omega}) + \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_z^H \sigma(\bar{\Omega}) K(z, \xi, \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}) d\xi = \\ & \quad \frac{1}{|\mu(\bar{\Omega})|} \int_z^H d\xi K(z, \xi, \bar{\Omega}) \int_{4\pi} \sigma_s(\bar{\Omega}' \rightarrow \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}') d\bar{\Omega}' + \bar{I}(x, y, H, \bar{\Omega}), \Omega_z > 0 \end{aligned} \right. \quad (1)$$

式中, z 和 ξ 表示水平面, $\bar{I}(z, \bar{\Omega})$ 表示林分在 z 平面 $\bar{\Omega}$ 方向上的平均辐射度, $U(z, \bar{\Omega})$ 表示林分在 z 平面中的植被部分在 $\bar{\Omega}$ 方向上的平均辐射度, 两者为模型输出所需计算的重要参数。 $\mu(\bar{\Omega})$ 表示 $\bar{\Omega}$ 方向极角的余弦, $\sigma(\bar{\Omega})$ 表示消光系数, $K(z, \xi, \bar{\Omega})$ 表示沿 $\bar{\Omega}$ 方向上穿过 z 水平面找到植被的条件下同时在 ξ 平面找到植被的概率 (条件对相关函数, 即 $q(z, \xi, \bar{\Omega})$ 的条件概率), $\int_{4\pi} \sigma_s(\bar{\Omega}' \rightarrow \bar{\Omega}) U(\xi, \bar{\Omega}') d\bar{\Omega}'$ 表示 ξ 平面植被部分从各个方向散射到 $\bar{\Omega}$ 方向的辐射的平均值的积分。积分公式中, 0 表示林分的上边界, H 表示林分的下边界, $\bar{I}(x, y, 0, \bar{\Omega})$ 表示冠层顶部辐射初始平均值, $\bar{I}(x, y, H, \bar{\Omega})$ 表示冠层底部辐射初始平均值, $\Omega_z < 0$ 表示下行辐射, $\Omega_z > 0$ 表示上行辐射。

为确定方程组中参数的输入, 需要森林的 3 维

空间特征信息。本研究使用的SRT模型代码来自于作者 Nikolay V. Shabanov, 用 Fortran 语言编写。目前版本中, 通过输入树冠高度与直径比定义圆柱体单木冠型特征, 通过输入叶面积指数、叶倾角分布描述林木光学特性, 通过找到植被概率 p 和对相关函数描述林木空间分布情况, 可模拟不均匀林分的冠层特征。再通过输入叶片反射率和透射率、土壤反射率, 可模拟不均匀林分冠层尺度的辐射传输过程和冠层反射率。通过调整太阳/观测角度参数可模拟不同角度的冠层BRF。

SRT模型的输入输出参数见表2。

3.2 基于查找表的参数反演方法

结合表1中样地林木参数分布特征, 通过修改

SRT模型源代码, 实现批处理运算, 生成给定参数范围的查找表。为涵盖不同空间分布类型的林分, 且充分利用先验知识, 模型查找表输入输出参数设置见表3。

表2 SRT模型输入输出参数

Table 2 Input and output parameters of the SRT model

输入参数	输出参数
太阳角度	
树冠高度与直径之比	方向反射率(BRF)
叶面积指数及叶倾角分布	
叶片反射率及透射率	
找到植被概率	半球反射率、透射率、吸收率
对相关函数	
土壤反射率	

表3 SRT模型查找表参数设置

Table 3 Parameter settings of SRT model look-up-table

模型输入参数	输入参数类型	模型输出参数
树冠高度与直径之比	固定(根据3.3节等效圆柱体参数计算)	
太阳/卫星天顶角和方位角	固定(表4)	
叶片反射率和透射率	固定(表4)	
叶片分布类型	固定(球形分布)	485 nm, 555 nm, 675 nm, 789 nm, 1609 nm波段的冠层BRF
土壤反射率	变动(表4)	
林地叶面积指数	变动(表5)	
找到植被概率 p	变动(表5)	

目前版本SRT模型模拟的林分场景由单木冠型相同的圆柱体树冠构成。由表1可知, 研究区不同样地的平均树冠高与平均冠幅之比差异不大, 并且根据样地调查结果, 样地内部树高整体差异不大, 不同样地间的云南松冠型也无明显变化规律。因此, 可以将林木树冠等效设置为高度与直径之比为固定值的圆柱体, 以满足当前版本SRT模型假设并降低反演难度。圆柱树冠高度与直径之比根据等效冠型修正计算得到并作为固定参数输入, 具体计算方法在3.3节中介绍(根据4.1节结果, 等效圆柱体直径 x 和冠高 H 的关系为 $x=0.59H$)。

然后, 太阳/卫星天顶角和方位角从GF-1和Landsat 8遥感影像头文件中分别获取, 蓝、绿、红、近红外波段的查找表需要输入GF-1影像的太阳/卫星天顶角和方位角, 短波红外波段的查找表需要输入Landsat 8影像的太阳/卫星天顶角。叶片分布类型默认设为球形分布。叶片反射率及透射率按照2.2节中方法, 将得到的叶片平均反射率及

透射率曲线, 用波段响应函数重采样后, 得到影像对应5个波段的叶片平均反射率及透射率值, 作为固定参数输入。土壤反射率根据先验知识设置为2类, 分别代表下垫面类型为裸土和灌草, 根据研究区实地调查与影像判读, 选取影像中裸土和灌草的像元各3个, 分别计算反射率平均值作为裸土和灌草覆盖土的反射率输入。

找到植被概率 p 和林地叶面积指数LAI为反演目标参数, 但是两者有一定的制约关系。在SRT模型中, 可借由设置 p 值与LAI的关系类型来输入 p 值, 以提高反演效率。模型中 p 值设置有固定型、线性型、指数型, 其中, 线性型假设跟林分实际情况往往不相符(Shabanov等, 2018), 所以本研究设定 p 值和LAI的关系类型为指数型。指数型公式由Shabanov等(2018)在其提出的非连续冠层随机比尔—朗伯定律中获取, 是表示找到植被概率 p 与林地LAI之间关系的半经验公式。表达式如下

$$p = 1 - \exp(-k \cdot \text{LAI}) \tag{2}$$

式中, k 为经验系数, 用于描述冠间间隙率(1- p)

和 LAI 的相关程度。对于针叶林, k 通常取值在 0.3—0.5 (Bréda, 2003, 从不同林分取值列表中得到; Gonsamo 和 Pellikka, 2009)。不同树种、不同聚集程度的林分, k 取值有所不同, 由于未获得云南松林分的经验系数 k 的准确值, 所以本研究将 k 取值为 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, 0.5 共 5 种类型, 以模拟 LAI 一定时不同的冠间间隙和冠内间隙的林分。LAI 以一定步长设置, 使其覆盖范围包含样地 LAI 实测范围, 同时计算得到的 p 值范围在 0—1。

表 4 太阳/卫星角度及光谱数据设置

Table 4 Sun/satellite positions and spectral data settings

中心波长/nm	太阳天顶角/(°)	太阳方位角/(°)	观测天顶角/(°)	观测方位角/(°)	叶片反射率	叶片透射率	土壤反射率 1	土壤反射率 2
485	41.51	156.61	17.74	103.35	0.13	0.13	0.072	0.065
555					0.165	0.165	0.093	0.073
675					0.13	0.13	0.11	0.082
789					0.44	0.33	0.19	0.20
1609	31.16	128.57	0	0	0.21	0.21	0.20	0.20

表 5 林分结构数据设置

Table 5 Parameter settings on forest stand structures

p 值与 LAI 关系	LAI	p 值
指数型($k=0.3$)	[0.1, 5.95], step=0.15	0.02955, 0.07226, 0.11308, ..., 0.82448, 0.83220
指数型($k=0.35$)		0.03439, 0.08378, 0.13064, ..., 0.86866, 0.87538
指数型($k=0.4$)		0.03921, 0.09516, 0.14786, ..., 0.90173, 0.90745
指数型($k=0.45$)		0.04400, 0.10640, 0.16473, ..., 0.92647, 0.93127
指数型($k=0.5$)		0.04877, 0.11750, 0.18127, ..., 0.94498, 0.94895

然后, 构造代价函数, 将 30 个样地对应的各波段 BRF, 对照查找表中相应波段 BRF 值, 找到代价函数最小的项, 该项对应的 p 值即为反演所得 p 值。代价函数定义如下

$$\text{COST}(R) = \sum_{i=1}^n (R_{\text{MUL}-i} - R_{\text{LUT}-i})^2 \quad (3)$$

式中, n 表示波段数 ($n=5$), i 表示波段序号, $R_{\text{MUL}-i}$ 是影像中提取的第 i 波段冠层 BRF, $R_{\text{LUT}-i}$ 是查找表中 SRT 模型模拟的第 i 波段冠层 BRF。

3.3 冠型等效修正方法

由于 SRT 模型将树冠假设为圆柱体, 找到植被概率 p 即表示水平面上树冠组分 (含冠内间隙) 所占比例。但是云南松实际冠型不是典型的圆柱体, 不能直接用观测林木的冠幅等资料进行参数化, 因此 p 值需要纠正。为了将 p 值纠正为云南松树冠组分 (含冠内间隙) 在水平面上投影所占

再按照式 (2) 计算得出 LAI 和 k 的不同组合对应的 5 组 p 值。

根据上述模型输入参数的设置方法与范围, 以及波段敏感性分析结果, 最终生成 400 行 8 列的查找表, 包括 400 种 LAI、 p 值、土壤类型的林分参数组合, 与对应的蓝、绿、红、近红外、短波红外 5 个波段冠层反射率。5 个波段对应的太阳/卫星角度及光谱数据设置结果如表 4, p 值与 LAI 设置结果见表 5。

比例 p' , 实测研究区域具有代表性的云南松单木 50 棵, 通过每木检尺得到的胸径、树高、冠幅、枝下高等数据分析, 将云南松平均冠型设定为中心纵剖面为一个梯形和一个等腰三角形的组合, 其横截面均为圆形。梯形上边和下边长分别为 L_1 和 L_2 , 三角形和梯形的高分别为 H_1 和 H_2 。 L_2 即为平均木冠幅 y , 高度 H 是 H_1 和 H_2 的和。如果已知上述参数, 通过数学推导可转化为直径 x 、等体积、等高度的圆柱体 (如图 4, 左侧为云南松单木照片, 中间为树冠纵剖面, 右侧为圆柱体纵剖面)。

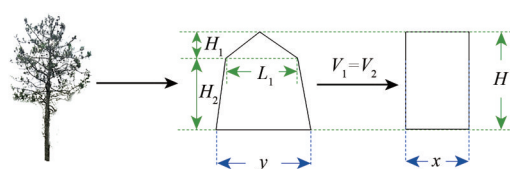


图 4 冠型等效修正模型示意图

Fig.4 Schematic diagram of equivalent shape correction model

变换公式如下

$$\begin{aligned} V_1 &= \frac{1}{3} \pi H_1 \left(\frac{L_1}{2} \right)^2 + \frac{1}{3} \pi H_2 \left(\left(\frac{L_1}{2} \right)^2 + \left(\frac{y}{2} \right)^2 + \left(\frac{L_1 y}{4} \right) \right) \\ V_2 &= \pi \left(\frac{x}{2} \right)^2 (H_1 + H_2) \\ x^2 &= \frac{L_1^2}{3} + \frac{H_2(y^2 + yL_1)}{3(H_1 + H_2)} \end{aligned} \quad (4)$$

则修正后的 p' 和 p 的关系如下

$$\begin{aligned} \frac{p'}{p} &= \frac{\pi \left(\frac{y}{2} \right)^2}{\pi \left(\frac{x}{2} \right)^2} \\ p' &= p \times \frac{y^2}{x^2} \end{aligned} \quad (5)$$

3.4 郁闭度计算方法

根据式 (1) 可知, 对于 SRT 模型中的找到植被概率 p , 将树冠内部区域均视为找到植被的区域, 而树冠内部间隙的影响用树冠内消光系数来表达。所以, 反演得到的找到植被概率 p 和冠型修正后的 p' 并未去除冠内间隙所占比例, 还需计算冠内间隙率 F_0 以最终得到林地郁闭度。根据比尔—朗伯定律, 可根据冠内叶面积指数 d_L 计算冠内间隙率 F_0 , 进而得到郁闭度 C 。具体计算过程如下:

首先, 根据 SRT 模型圆柱树冠假设, 冠内叶面积指数 d_L 和林地叶面积指数 LAI 的关系为

$$d_L = \frac{\text{LAI}}{p} \quad (6)$$

其次, 根据比尔—朗伯定律可以计算冠内间隙率 F_0

$$F_0 = \exp(-G \cdot d_L) \quad (7)$$

式中, G 表示树冠内消光系数, 当叶片分布类型未球形分布时, G 取值 0.5。则冠型修正后的郁闭度 C 计算公式为

$$C = p' \cdot (1 - F_0) = p' \cdot \left(1 - \exp \left(-G \cdot \frac{\text{LAI}}{p} \right) \right) \quad (8)$$

3.5 反演精度评价方法

将模型反演得到的郁闭度作为估测值, 实测郁闭度作为真实值, 反演精度用决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 评价。

另外, 为比较本研究基于 SRT 模型的郁闭度反演方法和传统基于统计模型的郁闭度反演方法, 将样地的郁闭度实测值和对应的 GF-1 图像像元的 NDVI 值建立统计模型, 以对比不同反演方法精度的差异。具体方法为: 在 30 组数据中选取 20 组作为训练样本建立回归模型, 另外 10 组作为郁闭度反演及验证样本。为提高训练样本的代表性, 采用分层抽样的方法选取, 即将 30 个样地的数据按郁闭度实测值从小到大排列并等分为 10 层, 每层随机抽取 2 个样本。将 20 组训练样本拟合回归模型公式, 将另外 10 组样地数据的 NDVI 值代入公式, 得到基于 NDVI 回归模型的郁闭度反演值。

4 结果与分析

4.1 基于随机辐射传输模型的郁闭度反演结果

根据调查结果, 云南松平均木冠型参数 L_1 和 L_2 分别为 $0.6H$ 和 $0.7H$, H_1 和 H_2 分别为 $0.25H$ 和 $0.75H$, 等效圆柱体直径 x 为 $0.59H$ 。从而根据式 (4)、式 (5) 得到 $p' = 1.41p$ 。

为评价反演过程中得到的 p 、LAI、 k 的可靠性, 根据表 1 研究区林地参数分布情况可估算区域内 p 、LAI、 k 的实际范围。通过株密度和平均冠幅可估算云南松树冠组分 (含冠内间隙) 在水平面上投影所占比例 p' , 进而求出 p , 再结合实测 LAI 求出 k 。3 个参数基于 SRT 反演值范围和基于野外实测数据估算值的范围如表 6 所示。可以看出, 模型反演值范围和野外实测数据估算范围相近, 且查找表参数范围包含了野外实测数据估算值, 查找表设置合理。

表 6 基于 SRT 反演和基于野外实测数据估算的参数范围比较

参数类型	基于野外实测数据的估算值范围	基于 SRT 模型的反演值范围	查找表设置范围
p	[0.08, 0.71]	[0.03, 0.65]	[0.03, 0.95]
LAI	[0.17, 2.55]	[0.10, 2.35]	[0.10, 5.95]
k	[0.4, 0.5]	[0.3, 0.5]	[0.3, 0.5]

进一步, 将反演得到的 p 和相应的 LAI 值代入式 (8), 得到 30 个样地的郁闭度 C 的反演值。将实测值和计算得到的郁闭度 C 值做散点图, 用 R^2 和 RMSE 评价反演精度 (如图 5 黑色实心点所示)。

同时,为验证本研究采用的冠型等效修正方法的效果,将未进行冠型等效修正的郁闭度反演值(即 $p'=p$)与实测值的关系用灰色空心点展示。

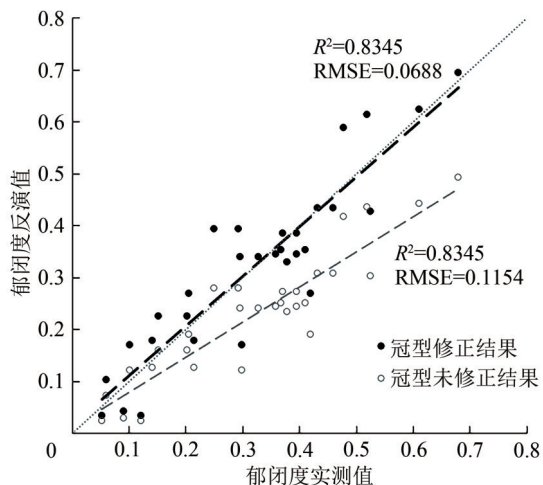


图5 郁闭度反演值与实测值的相关性(修正冠型与未修正冠型结果对比)

Fig.5 Correlation of canopy closure between inversed values and measured values
(Comparison between crown shape corrected and uncorrected results)

结果表明,对于郁闭度总体处于0.7以下的云南松林分而言,本方法反演值精度较高, R^2 达到0.8345, RMSE为0.0688。而冠型未修正时, RMSE达0.1154,且反演值普遍低于实测值。这是因为反演所得 p 值的物理意义是圆柱体冠型林分在水平面的面积占比,而云南松冠型上下不均一, p 值随高度而变化,不能直接用 p 值表示郁闭度。而冠型修正建立了 p 值与特殊冠型投影面积的映射关系,使郁闭度反演值更符合林冠实际,降低了RMSE,提高了反演精度。

存在的误差原因有两方面:一方面可能是由于本研究输入的针叶叶片平均反射率和透射率为固定值,虽然样地选择尽量为健康程度相似的林地,但实际各样地的叶片平均反射率会有所差别,导致反演值与实测值存在一定波动。另一方面,为克服云量干扰,选择的遥感影像同野外调查具有一定时间差,虽当地气候四季不分明,仍可能会造成叶片光谱特征的变化。

本研究结合云南松树种特征与样地先验知识,仅选择符合实际的LAI、LAI- p 函数的关系、土壤类型,避免了无效的参数组合,降低了多参数反演的不确定性。同时,将叶片反射率和透射率根据实测光谱数据以加权平均值作为固定值输入,

不考虑各样地之间叶片光谱特征的差别,仅保留接近真实特征的400种林分组合建立查找表,进一步降低了查找表的大小,缓解了同谱异物的干扰,降低了反演难度,适用于健康水平差别不大的林分郁闭度反演。冠型等效修正方法使用简单,能提高反演精度,并且其原理基于几何变换,所以理论上适用于任意冠型的树种。由于本研究采用固定冠型进行等效修正,不会改变郁闭度反演值和实测值的相关性。云南松真实冠型较为多变,如果可以探索不同郁闭水平的林分冠型的差异,根据 p 值的范围分别求出不同的修正系数,可能进一步提高反演精度。

4.2 基于NDVI回归模型的郁闭度反演结果

将所选20组训练样本郁闭度实测值和NDVI作散点图,两者相关性拟合公式如图6(a)所示。10组验证样本的郁闭度实测值和反演值作散点图,用 R^2 和RMSE评价反演精度,如图6(b)所示。

可以看出,反演精度($R^2=0.7029$, RMSE=0.0938)显著低于基于SRT模型的反演方法($R^2=0.8345$, RMSE=0.0688)。这可能是因为对于郁闭度较低的林分,NDVI会受下垫面类型、LAI等多种因素影响,“同谱异物”现象严重,对郁闭度反演造成干扰。并且该方法拟合的公式会随着训练样本的不同而变化,训练样本不足时难以具有代表性,在不同地区难以推广。

4.3 波段选择对反演结果的影响

为验证所选波段的反演能力,进行5个波段的 p 值对BRF的敏感性分析。将5个波段对应的叶片平均反射率和透射率输入,其他参数均设置为固定值,仅将 p 值设定为变动参数(由于本研究中假定 p 值和LAI存在指数型关系,所以LAI也随 p 值变动而变动),变动范围和固定参数输入值均符合云南松林分实际情况,5个波段BRF随 p 值变化趋势如图7所示。可见,在 p 值取0—0.4的范围内,BRF变化较明显,之后除近红外波段外均呈饱和趋势。随 p 值增加,可见光波段呈下降趋势,红波段下降趋势相对明显,这可能是由于研究区土壤类型为红壤,导致红波段反射率较高;近红外波段随 p 值增加而增加,符合植被长势越好,近红外反射率越高的规律;短波红外波段则明显下降,说明土壤的贡献下降,植被反射光谱在短波红外贡献上升。

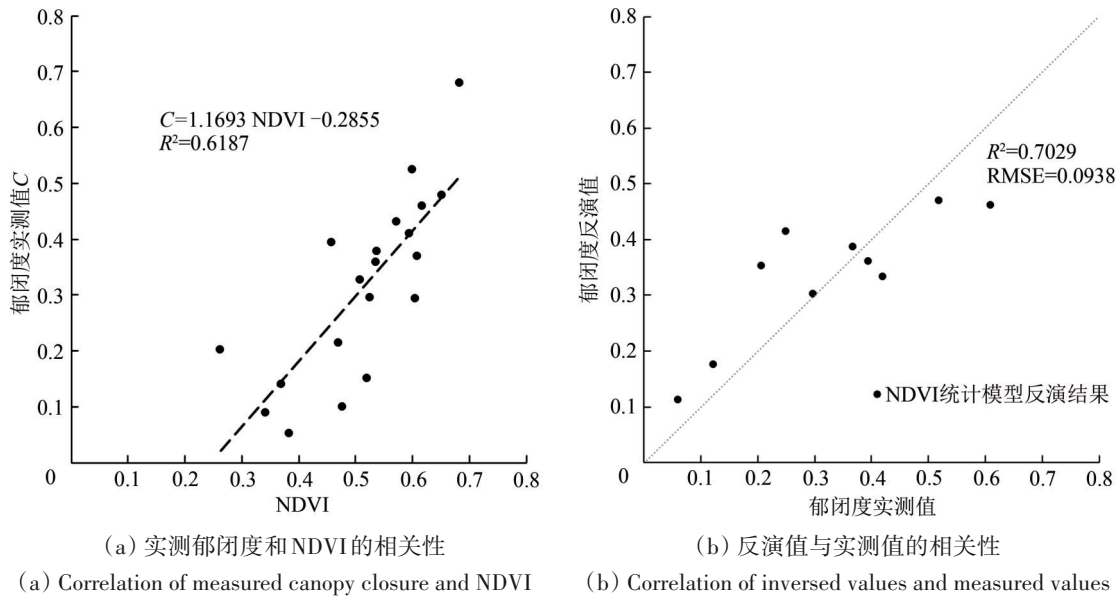
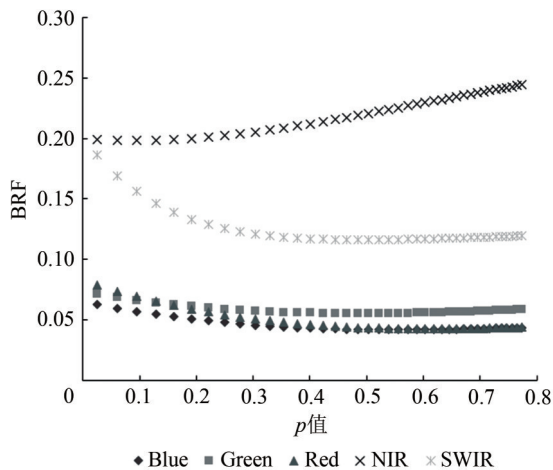


图6 基于NDVI回归模型的郁闭度反演结果

Fig.6 Results of canopy closure inversion based on NDVI statistical model

由于BRF在 p 值取0—0.4范围内变化较为敏感,而在本研究中,根据式(5)、式(8)计算得到的郁闭度值 C 一般大于 p 值,且由于针叶林郁闭度较阔叶林小,实测云南松林地均在0.7以下,所以使用所选5个波段模型模拟BRF用于云南松林分郁闭度反演是可行的。但是,对于郁闭度大于0.7的林分,BRF变化敏感性会降低,反演效果可能会变差。

图7 各波段BRF随 p 值变化趋势图Fig.7 Trend pattern of BRF varying with p for each band

为比较波段选择对反演结果的影响,进行了2次对照实验,即选择不同的波段组合代入式(3)构造代价函数:(1)仅使用红、近红外波段;(2)仅使用红、近红外、短波红外波段。分别将代价函

数最小项作为反演值,最终得到的郁闭度反演值和实测值的相关性如图8所示。

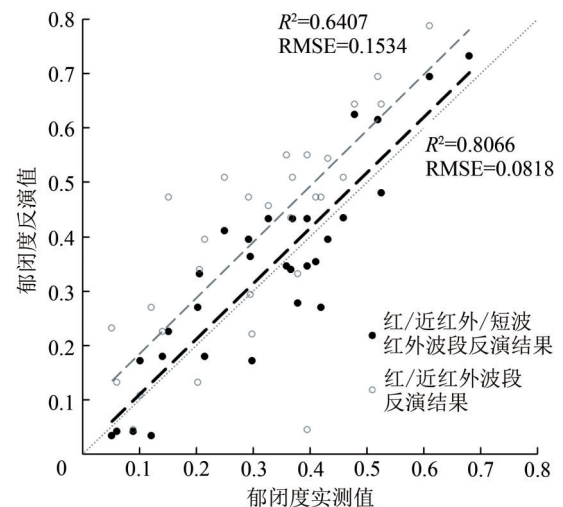


图8 仅使用部分波段时的郁闭度反演值与实测值的相关性

Fig.8 Correlation of canopy closure between inversed and measured values using partial bands

可以看出,随着使用波段减少,反演精度有所降低,这可能是因为本方法需同时反演 p 、LAI、下垫面类型的参数组合,波段较少难以约束多参数反演;并且郁闭度较低的林分,土壤贡献较大,多波段能降低土壤的干扰。

4.4 卫星角度对反演结果的影响

由于卫星传感器视场角的影响,影像边缘位

置像元对应的观测天顶角和方位角和中心位置的观测角度可能不一致, 用一个固定角度可能会产生误差。比如, Landsat 8 OLI 多光谱相机天顶角变化约为 0° 到 7° ; 高分一号卫星的宽幅相机天顶角变化约为 0° 到 45° 。因此, 分别模拟了不同观测天顶角、方位角的输入对郁闭度反演结果的影响, 即

反演方法和其他参数设置均不变, 分别改变观测天顶角和方位角, 分析其对 30 个样地郁闭度反演结果的 RMSE 的影响。如图 9 所示, 空心圆点表示以影像头文件中心位置观测角度输入的结果, 实心圆点表示不同模拟观测角度输入的结果。

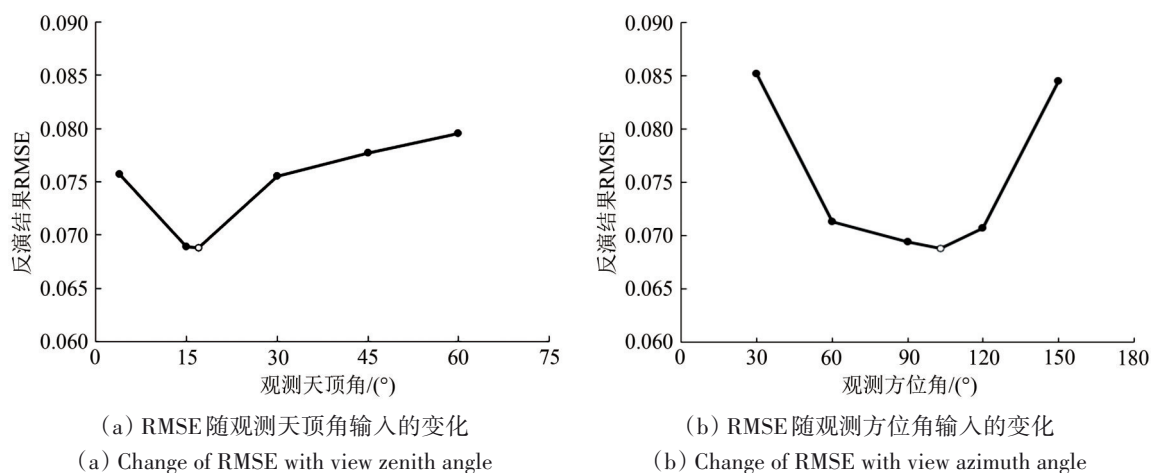


图9 反演RMSE随观测角度输入的变化

Fig.9 Change of inversion RMSE with deviation of view angle input

可以看出, 由于样地均靠近影像中部, 以头文件中心位置观测角度值输入得到的 RMSE 最小。随着观测角度输入的偏离, 反演误差也会加大; 但是即使样地在影像最边缘, 因观测天顶角误差导致的反演 RMSE 最多增大 0.01 左右, 因观测方位角误差导致的反演 RMSE 最多增大 0.015 左右。因此, 本研究中将观测角度设为固定值虽然会产生一定误差, 但对反演结果影响较小, 而且能够降低反演的复杂程度。

4.5 影像选择对 p 值反演的影响

为验证使用 Landsat 8、GF-1 合成影像反演的效果, 仅使用 Landsat 8 影像进行了反演作为对照。使用 Landsat 8 单一影像反演按照同样方法进行, 仅在查找表输入参数中调整太阳/卫星角度及波段对应的叶片平均反射率/透射率。结果如图 10 所示, 仅使用 Landsat 8 影像反演的 p 值与实测值 R^2 为 0.5914, 剔除最上方异常点后 R^2 为 0.7223, RMSE 为 0.1029。可以看出, 使用 Landsat 8、GF-1 合成影像反演效果更好, 说明 Landsat 8 的 15 m 分辨率融合影像重采样得到的反射率值代替 16 m 分辨率的值会产生一定的误差, 这可能是因为

Landsat 8 全色波段为 500—680 nm, 影像融合对近红外、短波红外波段效果不佳, 而研究区树木分布不均匀, 分辨率不同对郁闭度值影响较大。

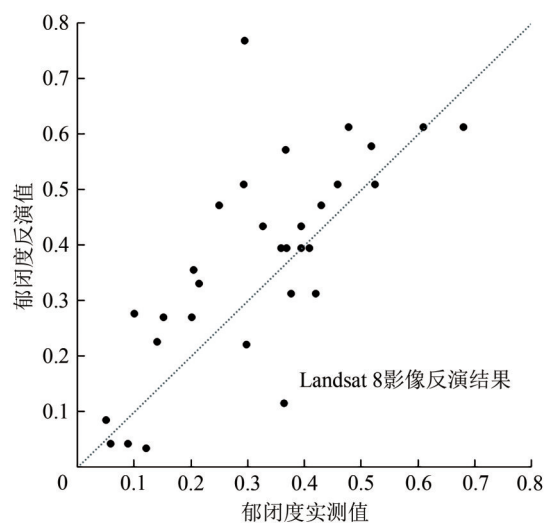


图10 仅使用的 Landsat 8 影像时的郁闭度反演值与郁闭度实测值散点图

Fig.10 Scattering-point figures of canopy closure between inversed and measured values only using the Landsat 8 image

4.6 郁闭度空间分布图

在样地反演基础上, 进一步测试基于 SRT 模

型的郁闭度的区域反演能力。在本研究使用的 Landsat 8、GF-1 合成影像中, 截取研究区周围 $1.6\text{ km}\times 1.6\text{ km}$ 范围作为测试区域。该区域较为典型, 以植被像元为主, 涵盖道路、裸地和大片的云南松林。反演得到的郁闭度空间分布图如图 11 (a) 所示。利用谷歌地球中对应区域的高分辨率影像

图 11 (b) 进行目视判读比较。结果表明, 反演得到的郁闭度的分布情况和实际情况吻合较好, 高、中、低郁闭度林地及裸地像元区分度良好。所以, 本研究提出的郁闭度反演方法具备应用 16 m 空间分辨率遥感数据进行大面积林地郁闭度估算的能力和潜力; 相比统计方法适用性和应用价值更强。

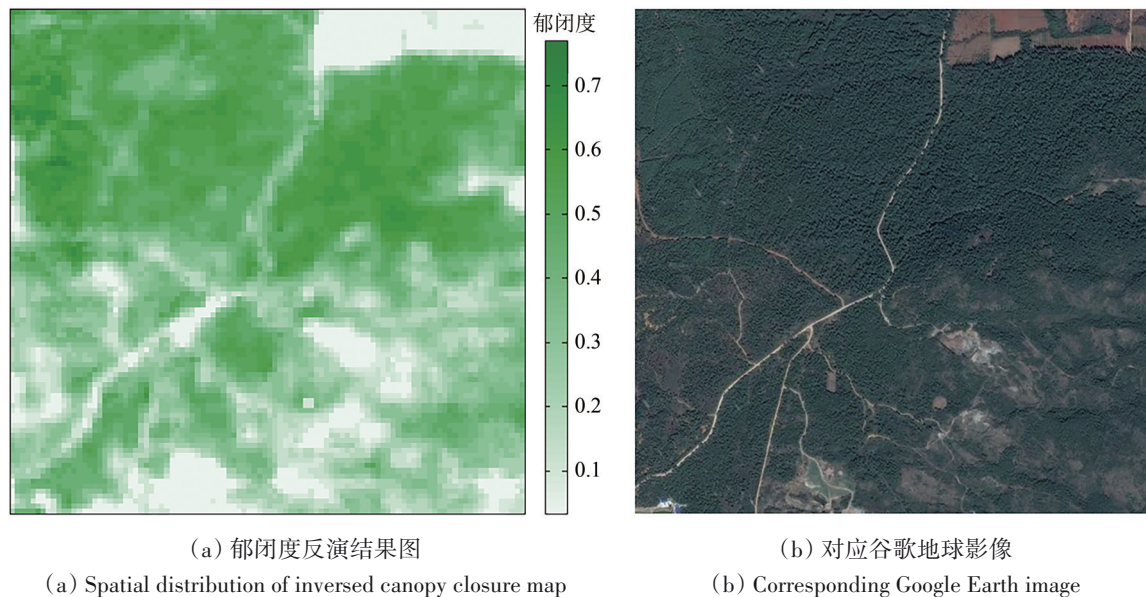


图 11 典型区域($1.6\text{ km}\times 1.6\text{ km}$)郁闭度反演

Fig.11 Canopy closure inversion in a subset study area ($1.6\text{ km}\times 1.6\text{ km}$)

5 结 论

本文利用高分一号宽视场和 Landsat 8 OLI 卫星影像, 提出了一种应用随机辐射传输模型反演林分郁闭度的方法, 同时针对云南松进行了冠型等效修正。郁闭度反演值跟野外实测值相比, R^2 达 0.8345, RMSE 为 0.0688, 使用冠型等效修正模型同未修正冠型相比, RMSE 降低了 0.0466, 能够较准确反映云南松林分状况。和基于 NDVI 回归模型的郁闭度反演方法相比, SRT 模型无需进行回归训练, 通过一定的参数设置, 即能表达不同的林分特征, 更适用于不同林分条件的郁闭度反演。

SRT 模型用一维的算法模拟 3 维的林分, 形式简单, 运算效率高, 并且参数意义明确, 反演机理清晰, 能够模拟不同郁闭度林分反射率变化特征。冠型修正方法提高了反演精度, 计算简单, 基于几何变换可扩展到任意冠型, 为冠型独特树种的林分结构参数提取提供一定的应用价值。使用高分一号和 Landsat 8 多光谱数据反演林分郁闭度是可行的, 随着高分六号卫星的组网运行, 如

果未来结合高分六号数据, 将能显著增强该方法的实用性。因此, 本研究提出的应用 SRT 模型反演林分郁闭度方法, 对于郁闭度 0.7 以下的云南松林分精度较高, 且计算相对简单, 可以根据林分情况调整模型参数, 通过改变参数输入可推广到任意树种, 对于大面积估测森林郁闭度具有一定的实践意义。然而, 由于针叶林地郁闭度普遍较阔叶林低, 虽然 SRT 模型反演云南松林分郁闭度效果较好, 但对于高郁闭度林分可能存在一定的反射率饱和问题, 暂时仍没有解决高郁闭度阔叶林分、混交林分等复杂情况的郁闭度反演问题。但 SRT 模型具有模拟混交林分的潜力, 但目前尚未发现其应用, 如可探索 SRT 模型模拟混合林分的方法, 可将模型适用范围推广到更复杂的林分。

此外, 模型参数输入对先验知识依赖较高, 本研究为了降低多参数反演的不确定性, 根据样地调查数据减少了模型输入参数范围, 缓解了病态反演。虽然在已知树种平均叶片反射率的情况下反演精度较高, 但对于叶片反射率差别较大的林分, SRT 模型查找表需设置多种叶片反射率输入

值,使林分参数组合更加复杂化。在遥感反演的过程中,叶片反射率的变化和林分郁闭度变化会相互干扰。同时,本研究以模型参数 p 和林分郁闭度的关系为基础,在建立林分郁闭度与冠层反射率的关系时,仅考虑林木均匀分布的林分,而在SRT模型中, p 值相同的林分,林木聚集情况的变化会导致对相关函数 q 取值的变化,从而导致反射率发生变化。对于林木空间分布差异较大的林分,需要通过一定模拟方法在模型中输入不同的林木空间分布,导致反演过程中,林木聚集情况的变化和林分郁闭度变化会相互干扰。

未来,要进一步扩大查找表范围,使本文提出的郁闭度反演方法扩展到更复杂的林分,同时研究如何缓解相应产生的病态反演问题。可以通过探索多源传感器遥感数据相结合的方式,降低多参数协同反演时的不确定性。此外,在冠型问题上,一方面要改进冠型等效修正的方法,研究郁闭程度对林木冠型的影响,进而根据郁闭水平不同分别修正;另一方面要改进模型对相关函数算法,使对相关函数能够表征不同冠型、不同空间分布的林分,从而更直接地模拟复杂冠型林分的辐射传输过程。

志 谢 衷心感谢森林SRT模型作者Nikolay V. Shabanov提供模型源代码,感谢北京林业大学森林经理学博士研究生王景旭、林起楠提供的云南松针叶光谱数据。

参考文献(References)

Bréda N J J. 2003. Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. *Journal of Experimental Botany*, 54(392): 2403-2417 [DOI: 10.1093/jxb/erg263]

Dawson T P, Curran P J and Plummer S E. 1998. LIBERTY—Modeling the effects of leaf biochemical concentration on reflectance spectra. *Remote Sensing of Environment*, 65(1): 50-60 [DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00007-8]

Demarez V, Duthoit S, Baret F, Weiss M and Dedieu G. 2008. Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(4): 644-655 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2007.11.015]

Du X M, Cai T J and Ju C Y. 2008. Estimation of forest canopy closure by using partial least square regression. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 19(2): 273-277 (杜晓明, 蔡体久, 琚存勇. 2008. 采用偏最小二乘回归方法估测森林郁闭度. *应用生态学报*, 19(2): 273-277) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.2008.0110]

Gonsamo A and Pellikka P. 2009. A new look at top-of-canopy gap fraction measurements from high-resolution airborne imagery. *EARSeL eProceedings*, 8: 64-74

Huang D, Knyazikhin Y, Wang W, Deering D, Stenberg P, Shabanov N, Tan B and Myneni R. 2008. Stochastic transport theory for investigating the three-dimensional canopy structure from space measurements. *Remote Sensing of Environment*, 112(1): 35-50 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.05.026]

Li Q, Ma H C, Wu J W and Tian L Q. 2008. Use of small-footprint scanning airborne LIDAR to estimate forest stand characteristics. *Forest Resources Management*, (1): 74-81, 102 (李奇, 马洪超, 邬建伟, 田礼乔. 2008. 机载小光斑LIDAR的森林参数评估. *林业资源管理*, (1): 74-81, 102) [DOI: 10.13466/j.cnki.lyzygl.2008.01.018]

Li Y N, Zhang B L, Qin S Y, Li S Y and Huang X R. 2008. Review of research and application of forest canopy closure and its measuring methods. *World Forestry Research*, 21(1): 40-46 (李永宁, 张宾兰, 秦淑英, 李帅英, 黄选瑞. 2008. 郁闭度及其测定方法研究与应用. *世界林业研究*, 21(1): 40-46) [DOI: 10.13348/j.cnki.sjlyyj.2008.01.006]

Lin Q N, Huang H G, Chen L, Yu L F and Huang K. 2016. Simulation of needle reflectance spectrum and sensitivity analysis of biochemical parameters of *Pinus yunnanensis* in different healthy status. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 36(8): 2538-2545 (林起楠, 黄华国, 陈玲, 俞琳峰, 黄侃. 2016. 不同病虫害危害程度下云南松针叶光谱模拟及其生化参数敏感性分析. *光谱学与光谱分析*, 36(8): 2538-2545) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2016)08-2538-08]

Liu Q H, Cao B, Zeng Y L, Li J, Du Y M, Wen J G, Fan W L, Zhao J and Yang L. 2016. Recent progresses on the remote sensing radiative transfer modeling over heterogeneous vegetation canopy. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 933-945 (柳钦火, 曹彪, 曾也鲁, 李静, 杜永明, 闻建光, 范渭亮, 赵静, 杨乐. 2016. 植被遥感辐射传输建模中的异质性研究进展. *遥感学报*, 20(5): 933-945) [DOI: 10.11834/jrs.20166280]

Ning K. 2014. Forest Canopy Density Evaluation in the Mountain Areas based on SAR Images. Chengdu: Southwest Jiaotong University: 77 (宁凯. 2014. 基于SAR影像反演山区森林郁闭度的方法研究. 成都: 西南交通大学: 77)

Pu R, Xu B and Gong P. 2003. Oakwood crown closure estimation by unmixing Landsat TM data. *International Journal of Remote Sensing*, 24(22): 4422-4445 [DOI: 10.1080/0143116031000095989]

Shabanov N V, Huang D, Knjazikhin Y, Dickinson R E and Myneni R B. 2007. Stochastic radiative transfer model for mixture of discontinuous vegetation canopies. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 107(2): 236-262 [DOI: 10.1016/j.jqsrt.2007.01.053]

Shabanov N V, Knyazikhin Y, Baret F and Myneni R B. 2000. Stochastic modeling of radiation regime in discontinuous vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 74(1): 125-144 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00128-0]

Shabanov N V and Gastellu-Etcheberry J P. 2018. The stochastic Beer

- Lambert - Bouguer law for discontinuous vegetation canopies. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 214: 18-32 [DOI: 10.1016/j.jqsrt.2018.04.021]
- Vainikko G M. 1973a. The equation of mean radiance in broken cloudiness. *Trudy MGK SSSR, Meteorological Investigations*, 21: 28-37 (in Russian)
- Vainikko G M. 1973b. Transfer approach to the mean intensity of radiation in non-continuous clouds. *Trudy MGK SSSR, Meteorological Investigations*, 21: 38-57 (in Russian)
- Wang C, Du H Q, Zhou G M, Xu X J, Sun S B and Gao G L. 2015. Retrieval of crown closure of moso bamboo forest using unmanned aerial vehicle (UAV) remotely sensed imagery based on geometric-optical model. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 26(5): 1501-1509 (王聪, 杜华强, 周国模, 徐小军, 孙少波, 高国龙. 2015. 基于几何光学模型的毛竹林郁闭度无人机遥感定量反演. *应用生态学报*, 26(5): 1501-1509) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.20150302.001]
- Wang R, Xing Y Q, Wang L H, You H T, Qiu S and Wang A J. 2015. Estimating forest canopy cover by combining spaceborne ICESat-GLAS waveforms and multispectral Landsat-TM images. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 26(6): 1657-1664 (王蕊, 邢艳秋, 王立海, 尤号田, 邱赛, 王爱娟. 2015. 联合星载ICESat-GLAS波形与多光谱Landsat-TM影像的森林郁闭度估测. *应用生态学报*, 26(6): 1657-1664) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.20150331.005]
- Wu Y, Zhang D R, Zhang H K and Wu H G. 2012. Remote sensing estimation of forest canopy density combined with texture features. *Scientia Silvae Sinicae*, 48(2): 48-53 (吴颀, 张登荣, 张汉奎, 武红敢. 2012. 结合图像纹理特征的森林郁闭度遥感估测. *林业科学*, 48(2): 48-53) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20120207]
- Yu L F, Huang J X, Zong S X, Huang H G and Luo Y Q. 2018. Detecting shoot beetle damage on Yunnan pine using Landsat time-series data. *Forests*, 9(1): 39-52 [DOI: 10.3390/f9010039]
- Zeng Y, Schaepman M, Wu B, Clevers J and Bregt A. 2008. Scaling-based forest structural change detection using an inverted geometric-optical model in the Three Gorges region of China. *Remote Sensing of Environment*, 112(12): 4261-4271 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.07.007]
- Zheng D M, Zeng W S, Zhi C G and Shi P C. 2013. Remote sensing estimation of forest canopy closure in forests of Three Gorges Reservoir Region. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 33(9): 1-4, 26 (郑冬梅, 曾伟生, 智长贵, 施鹏程. 2013. 三峡库区森林郁闭度的遥感定量估测. *中南林业科技大学学报*, 33(9): 1-4, 26) [DOI: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2013.09.012]

Retrieving canopy closure of Yunnan pine forests by using stochastic radiative transfer model

LI Xiaoyao, HUANG Huaguo

The Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

Abstract: Remote sensing is an important method used to estimate forest canopy closure in large scale. The three kinds of remote sensing algorithms for canopy closure retrieval are statistical, physical, and mixed models. Although statistical models are commonly used, they lack physical explanation and are limited in local areas. Physical models have clear understanding on mechanism, which can be used in large areas. However, due to higher complexity, physical models are less applied. The Stochastic Radiative Transfer (SRT) model is applicable in simulating forests with horizontally distributed heterogeneity, which may represent different canopy closures. Exploring the inversion method using the SRT model could improve the efficiency and precision of canopy closure inversion.

On the basis of the SRT model, an inversion method has been proposed on canopy closure retrieval of Yunnan pine forests. The fundamental step is to determine the quantitative relationship between the canopy closure and the probability of finding foliage elements in SRT model. To match the Yunnan pine crown shape, an equivalent model was used to correct the cylinder shape assumption. Then, a look-up-table was constructed to inverse the canopy closure to obtain the reflectance from GF-1 and Landsat 8 satellite images. The probability of finding foliage elements and leaf area index were determined in the case of a minimum difference between simulated reflectance and satellite observations, and to calculate the canopy closure on the basis of the stochastic Beer - Lambert - Bouguer law. Thirty plots of field data were used to assess the inversion accuracy. A statistical inversion method based on NDVI was conducted for comparison.

Results showed that the inversion can accurately map the canopy closure of Yunnan pine forests in the study area ($R^2=0.8345$, $RMSE=0.0688$). Reflectance of the bands used for retrieval performed sensitively to canopy closure. The use of composite image from GF-1 and Landsat 8 is feasible. The equivalent shape correction model is reasonable, which reduced $RMSE$ by 0.0466, and the algorithm is flexible in different crown cases.

This study can support forward models and inversion methods for large-scale forest canopy closure retrieval. The research could be extended to any tree species by changing the model parameter input, and any crown type by crown shape equivalent correction.

Key words: remote sensing, stochastic radiative transfer model, Yunnan pine, canopy closure, crown shape correction, GF-1, Landsat 8

Supported by National Key Research and Development Program of China (No.2017YFC0504003-4); National Natural Science Foundation of China (No. 41571332)