

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2019. 03. 11

引用格式: 李晓彤,覃先林,刘树超,等. 基于 GF-1 WFV 数据森林叶面积指数估算[J]. 国土资源遥感,2019,31(3):80-86.
(Li X T,Qin X L,Liu S C,et al. Estimation of forest leaf area index based on GF-1 WFV data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2019,31(3):80-86.)

基于 GF-1 WFV 数据森林叶面积指数估算

李晓彤,覃先林,刘树超,孙桂芬,刘 倩

(中国林业科学研究院资源信息研究所国家林业局林业遥感与信息技术实验室,北京 100091)

摘要:以国产高分一号(GF-1)宽幅数据(wide field of view,WFV)为数据源,采用简单生物圈模型 2(simple biosphere model2,SiB2)对黑龙江省漠河县森林植被叶面积指数(leaf area index,LAI)进行估算,并与增强植被指数(enhanced vegetation index,EVI)线性模型的估算结果进行对比,结合地面实测 LAI 数据分别对这 2 种模型估算结果进行精度评价。结果表明,采用 EVI 线性模型估算 LAI,决定系数 R^2 为 0.582,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 0.701;而采用 SiB2 模型估算 LAI, R^2 为 0.798, RMSE 为 0.358,均比 EVI 线性模型有所改善。该研究发现,结合中高空间分辨率的 GF-1 WFV 数据,SiB2 模型更适宜于该研究区森林植被的 LAI 反演。

关键词:GF-1 WFV 数据;SiB2 模型;LAI;EVI 线性模型

中图法分类号:TP 79 文献标志码:A 文章编号:1001-070X(2019)03-0080-07

0 引言

叶面积指数(leaf area index, LAI)是指单位绿叶面积在单位地表面积上的总和^[1],是植被结构特征的重要参数,同时也与植被的光合、呼吸和蒸腾作用等重要生理过程密切相关。因此, LAI 是研究陆地生态系统水热循环、生物化学循环等陆地生态过程的重要一环,对 LAI 的研究具有较高的理论与应用意义。遥感的快速发展为反演大范围 LAI 提供了有效的技术途径,并大大降低了数据采集中的人力、物力成本。

LAI 遥感反演方法主要分为物理模型法和统计模型法。物理模型法主要利用辐射传输模型或者几何光学模型,近几年又发展了神经网络法、遗传算法和贝叶斯网络法等方法。柳艺博等^[2]利用 MOD09A1 及 MCD43A1 数据和基于 4 尺度几何光学模型的反演算法,生成了我国的森林 LAI 产品; Fang 等^[3]利用马尔可夫链反射模型和遗传算法,从实测反射率数据和 Landsat ETM+ 数据反演得到 LAI;蔡博峰等^[4]以 PROSPECT+SAIL 模型为基础,从物理机理角度反演植被的 LAI。物理模型法的优

点是考虑到了植被冠层、土壤波谱特性及非各向同性的情况^[5],即森林内多次辐射散射效应,这使得应用物理模型法进行 LAI 反演可以具有较高的精度。统计模型法则是通过观测 LAI 数据与遥感影像计算出的植被指数之间建立经验关系,最终利用拟合得到的模型对研究区 LAI 进行反演^[6]。邢丽玮等^[7]利用几种常见的高光谱和多光谱植被指数建立反演沼泽植被 LAI 的统计回归模型,并从中获取最优模型来对该区域 LAI 进行反演;Turner 等^[8]将不同 TM 影像植被指数与多个样地成果进行对比,得到了反演 LAI 与实测 LAI 之间的联系,最终建立了三阶回归模型。上述反演方法虽能较好地反演出研究区植被的 LAI,但模型较为复杂,往往需要经过复杂的统计分析和较多的参数才能进行反演,故实用性较差,给某些需要较为快速、大范围的 LAI 反演工作带来了困难。

简单生物圈模型 2(simple biosphere model2, SiB2)是 Sellers 等^[9-10]在 SiB 模型的基础上,应用能量、动量和质量守恒原理改进得出的^[11]。该模型可以很好地模拟全球不同地区的能量分配、CO₂ 通量、地表温度和土壤湿度等。在该模型中, Sellers 等^[10]基于 NOAA-AVHRR 数据,创新性地提出了

收稿日期:2018-07-23; 修订日期:2019-01-08

基金项目:中国林业科学研究院科研专项资金项目“机载光学全谱段数据处理及林火预警技术研究”(编号:CAFYBB2018SZ009)和国家高分专项项目“高分森林灾害监测应用示范子系统(二期)”共同资助。

第一作者:李晓彤(1995-),女,硕士研究生,主要从事林业遥感、森林参数定量反演等研究。Email:lixiaotong36@163.com。

通信作者:覃先林(1969-),男,副研究员,硕士生导师,主要从事林火预警监测技术及植被覆盖变化研究。Email: noaags@ ifrit. ac. cn。

利用该卫星的红光和近红外波段数据计算出简单植被指数 (simple ratio vegetation index, SR), 并由此来计算该模式中所需参数的方法; 其中 2 个参数为植被的吸收光合有效辐射比例 (fraction of absorbed photosynthetically active radiation, FAPAR 也作 FPAR) 和 LAI。SiB2 模型的应用为简单、快速地反演大范围植被 LAI 工作提供了一种新方法^[12]。基于上述思路, 本文以我国高空间分辨率对地观测系统重大专项首发星高分一号 (GF-1) 的宽幅数据 (wide field of view, WfV) 为数据源, 分别利用 SiB2 模型和 Boegh 等^[13] 基于 CASI 数据经验统计得出的增强植被指数 (enhanced vegetation index, EVI) 线性模型对漠河县森林植被的 LAI 进行估算, 分析这 2 种模型对估算该研究区森林植被 LAI 的适用性潜力, 为 GF-1 WfV 数据反演中国大兴安岭北部地区植被 LAI 提供方法参考。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

以黑龙江省大兴安岭地区漠河县作为研究区, 地理范围为 N52°10′~53°33′, E121°07′~124°20′。该区属于寒温带大陆性季风气候区, 年均气温为 5.5℃, 大于 10℃ 的积温为 1 436~2 062℃, 因此植物生育期较短。区内年平均降水量为 460.8 mm, 且多集中在 7 月份^[14]。该区主要的林分类型包括: 以兴安落叶松为主伴生白桦、樟子松、水杉等树种的落叶松林; 以白桦和杨树为主的阔叶林; 以樟子松为主伴生兴安落叶松、白桦、山杨等树种的樟子松林; 更多的是伴有兴安落叶松、白桦等树种的混交林^[15]。另外, 该地区还存在以兴安杜鹃、越橘为主的灌木植被区域, 主要分布于城镇、道路周边。

1.2 数据源

本研究应用到的数据主要包括地面实测 LAI 数据和 GF-1 WfV 多光谱遥感数据, 以及漠河县行政区划和数字高程模型 (digital elevation model, DEM) 等辅助数据。

1.2.1 地面实测 LAI 数据

地面测量 LAI 数据时间为 2017 年 8 月 21 日—24 日, 利用 LAI2200 冠层分析仪进行森林样地 LAI 测量, 使用 90° 视角盖。为了排除低矮植被对森林冠层 LAI 观测的影响, 冠层分析仪测量位置距地表高度为 2.0 m。结合当地林分类型, 选择了 15 个不同类型且有代表性的森林样地, 包括 5 个针叶林样地 (以兴安落叶松为主)、3 个阔叶针叶混交林样地 (以兴安落叶松、白桦等为主)、5 个阔叶林样地 (以

白桦、杨树为主) 和 2 个灌木样地 (以兴安杜鹃、越橘等为主)。每个样地面积大小为 30 m×30 m, 样地内地势相对平坦且树木空间分布相对均匀。全部样地基本涵盖了研究区的主要林分类型。在各样地内均匀选择 30 个观测点, 利用 LAI2200 冠层分析仪进行 LAI 测量 (每点测一个值) 并计算平均值作为该样地的 LAI 值。同时对样地进行拍照, 使用全球定位系统 (global positioning system, GPS) 手持机记录样地中心经纬度, 并调查了样地的林分类型、优势树种、郁闭度及林下植被状况, 对样地内的各株树的树高、胸径和冠幅等进行了量测。将获取的调查数据用于土地覆盖类型分类结果和 LAI 估算结果的精度评价。

1.2.2 GF-1 WfV 多光谱数据

GF-1 卫星装载 4 台多光谱宽幅相机, 运行在 645 km 高度的太阳同步轨道, 宽幅相机幅宽大于 830 km^[16]。GF-1 WfV 数据具有中高空间分辨率和大宽幅成像等优势, 其基本参数如表 1 所示。

表 1 GF-1 WfV 数据参数
Tab.1 Parameters of GF-1 WfV data

传感器	重访周期/d	波段名称	波长/ μm	空间分辨率/m
GF-1 WfV	4	Band1: 蓝光	0.45~0.52	16
		Band2: 绿光	0.52~0.59	
		Band3: 红光	0.63~0.69	
		Band4: 近红外	0.77~0.89	

从中国资源卫星应用中心陆地观测卫星数据服务平台上, 选用 2017 年 9 月 7 日的 2 景影像用于 LAI 反演 (由于 2017 年 8 月下旬漠河县多云天气较多, 云量较大的多光谱数据对估算结果影响较大), 可完全覆盖研究区。

2 研究方法

在对选取的 GF-1 WfV 数据进行预处理后, 分别采用 SiB2 模型和 EVI 线性模型, 对研究区内森林植被 LAI 进行估算, 并结合研究区实测 LAI, 对 2 种模型估算结果进行精度评价和分析。

2.1 GF-1 WfV 数据预处理

对获取的 2 景 GF-1 WfV 1A 级影像数据进行辐射校正、大气校正、正射校正和图像配准等处理。辐射校正采用绝对辐射定标方法; 大气校正采用 FLAASH 大气校正模型, 其中所使用的绝对辐射定标参数和光谱响应函数均来自 2017 年中国资源卫星应用中心公布数据; 正射校正处理中的 DEM 数据采用全球 30 m 数据; 图像配准以地面 GPS 实测数据为准。

由于选取的 GF-1 WFV 影像仍存在少量云及其阴影,会对实验结果产生一定影响。为了避免干扰,需要将其进行识别剔除。大部分云在 GF-1 WFV 的 4 个波段反射率均大于 0.1^[17],将 4 个波段反射率均大于 0.1 的像元归类为云。遵循拉依达准则^[18],将阴影作为异常值进行剔除。

2.2 SiB2 模型

2.2.1 植被类型分类

根据研究区植被类型特点,结合 SiB2 模型应用需求,将该区域的植被类型分为针叶林、阔叶林、混交林(主要为针阔混交林)和灌木;非植被类型(包括建筑物、道路、水体以及云和阴影覆盖区域)不进行 LAI 估算。利用预处理后的 GF-1 WFV 数据,结合当地实地考察样地数据建立训练样本,采用神经网络法进行植被类型分类。根据野外实地调查数据和该地多个时相高空间分辨率影像,采用目视解译方法获取研究区各个类别的样本,形成验证数据,并对分类结果进行验证。将分类得到的植被类型应用

到 SiB2 模型中,对研究区的 LAI 进行估算。

2.2.2 LAI 估算模型

SR 为近红外与可见光波段的半球反射率的简单比值^[19],即归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)的简单转化^[10]。SiB2 模型中,SR 由 AVHRR 数据反演得到,然后经过一系列推演最终得出 LAI。GF-1 WFV 数据波段与 AVHRR 数据在红光与近红外波段相似,因此可以利用 GF-1 WFV 影像反演 SR 进而得到 LAI。GF-1 WFV 数据对 SiB2 模型反演 LAI 具有一定的适用性。SR 计算公式为

$$SR = \frac{1 + NDVI}{1 - NDVI} \quad (1)$$

植被吸收的光合有效辐射占入射太阳辐射的比例即为 FPAR。FPAR 表征了植被冠层能量的吸收能力;同时,它也能很好地反应植被的生长状况和演化过程,是植被基本生物物理参数。Sellers^[20]的研究表明,FPAR 与 SR 有着近线性关系^[9],即

$$FPAR = \frac{(SR - SR_{i,min})(FPAR_{max} - FPAR_{min})}{SR_{i,max} - SR_{i,min}} + FPAR_{min} \quad (2)$$

式中: $SR_{i,min}$ 为对应第 i 种植被类型 NDVI 在 5% 时对应的 SR 值; $SR_{i,max}$ 为对应第 i 种植被类型 NDVI 在 98% 时对应的 SR 值; $FPAR_{min}$ 为最小光合有效辐射比例,取 0.001; $FPAR_{max}$ 为最大光合有效辐射比例,取 0.950。

FPAR 与 LAI 之间也存在着一定的联系, Monteith 等^[21]将这种联系表示为

$$LAI = LAI_{i,max} \frac{\ln(1 - FPAR)}{\ln(1 - FPAR_{max})} \quad (3)$$

式中 $LAI_{i,max}$ 为植被充分生长时的最大 LAI。但该模型是在局部区域上产生的,适用于区域尺度上均匀

分布的植被。对于簇生叶序的植被(如针叶林或部分灌木植被),由于水平分布不均匀,其 LAI 与 FPAR 之间的关系是不同的。因此 Harrison 等^[22]推算得

$$LAI = \frac{LAI_{i,max} FPAR}{FPAR_{max}} \quad (4)$$

Sellers 等^[23]将常绿针叶林、落叶针叶林和稀疏灌木林(该类型较为典型,在裸土上生长的宽叶灌木,仅存在于中亚、北美西岸地区)归为簇生叶序的植被类型,并引入了簇生植被比例,即单位面积内簇生叶序的植被覆盖比率,用 F_{cl} 表示。由此, LAI 可表示为

$$LAI = (1 - F_{cl}) LAI_{i,max} \frac{\ln(1 - FPAR)}{\ln(1 - FPAR_{max})} + F_{cl} \frac{LAI_{i,max} FPAR}{FPAR_{max}} \quad (5)$$

式(2)和式(5)中 $SR_{i,min}$, $SR_{i,max}$, $LAI_{i,max}$, F_{cl} 等参数的取值分别参考 Sellers 等^[10]和 Zhou 等^[19]

文献获得,各植被类型的 4 种参数取值分别如表 2 所示。

表 2 各植被类型的 $SR_{i,min}$, $SR_{i,max}$, $LAI_{i,max}$ 和 F_{cl} 取值
Tab.2 Value of $SR_{i,min}$, $SR_{i,max}$, $LAI_{i,max}$ and F_{cl} for various vegetation types

代码	植被类型	$NDVI_{98\%}$	$NDVI_{5\%}$	$SR_{i,max}$	$SR_{i,min}$	$LAI_{i,max}$	F_{cl}
1	针叶林	0.689	0.039	5.43	0.961	3.3	1.0
2	阔叶林	0.721	0.039	6.17	0.961	7.0	0
3	混交林	0.721	0.039	6.17	0.961	5.7	0.5
4	灌木	0.674	0.039	5.13	0.961	4.6	0

2.3 EVI 线性模型

Boegh 等^[13]基于机载高光谱传感器 CASI 数据

计算多种植被指数,并与样地实测的植被 LAI 进行比较。研究表明,植被指数与 LAI 之间存在显著相

关性,特别是 EVI。LAI 与 EVI 的线性关系计算公式为^[13]

$$LAI = 3.618EVI - 0.118 \quad , \quad (6)$$

$$EVI = 2.5 \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + 6\rho_{RED} - 7.5\rho_{BLUE} + 1} \quad , (7)$$

式中: ρ_{NIR} 为 CASI 数据 2 个近红外波段 Band10 (0.748 μm) 和 Band11 (0.778 μm) 的平均反射率; ρ_{RED} 为红光波段 Band6 (0.671 μm) 反射率; ρ_{BLUE} 为蓝光波段 Band1 (0.457 μm) 反射率。以上波段参数分别与 GF-1 WFV 数据在近红外、红光和蓝光波段基本相似。

3 结果与分析

3.1 植被类型分类结果分析

根据上述分类方法,得到的植被类型分类结果如图 1 所示。将分类结果与检验样本进行精度验证如表 3 所示。统计各类型面积所占比例,结果如表 4 所示。

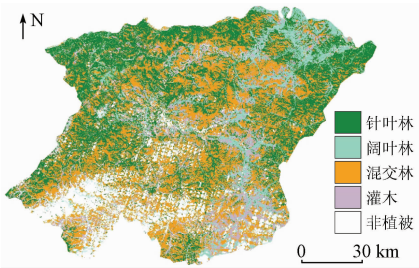


图 1 研究区植被类型分类

Fig.1 Classification of vegetation types in study area

表 3 研究区植被类型分类精度评价结果
Tab.3 Results of vegetation classification accuracy evaluation of the study area

评价指标	针叶林	阔叶林	混交林	灌木	非植被
生产者精度/%	91.79	64.73	65.43	80.42	99.24
用户精度/%	87.94	76.49	76.08	73.90	92.67
总体精度/%	83.49				
Kappa 系数	0.79				

表 4 研究区各植被类型比例
Tab.4 Vegetation rate of the study area (%)

分类类型	针叶林	阔叶林	混交林	灌木	非植被
比例	30.09	10.93	30.12	14.91	13.95

结合图 1 和表 4 可以发现,研究区植被面积比例较高,大于 86%。区内以针叶林和针阔混交林为主,面积比例分别为 30.09% 和 30.12%; 针叶树作为优势树种主要集中在北部、中部及西部地区。相比之下,阔叶林的面积比例最低,仅为 10.93%; 主要分布在东北部地区。由于针叶林和非植被具有较为明显的光谱特征,因而分类精度较高,生产者精度分别为 91.79% 和 99.24%, 用户精度分别为 87.94% 和 92.67%; 而由于其他 3 类光谱特征相似,导致分类精度相对有所下降,但研究区总体分类精度为 83.49%,Kappa 系数为 0.79。这表明以 GF-1 WFV 影像为数据源,对研究区植被类型进行分类具有较好的可靠性。

3.2 LAI 估算结果

基于 2017 年 9 月 7 日 GF-1 WFV 影像,分别采用 SiB2 模型和 EVI 线性模型,对研究区森林植被 LAI 进行估算,结果如图 2 所示。将 LAI 值分段统计,每段取值范围内的 LAI 占地面积与总植被面积的比值,用 P 表示,统计结果见表 5。

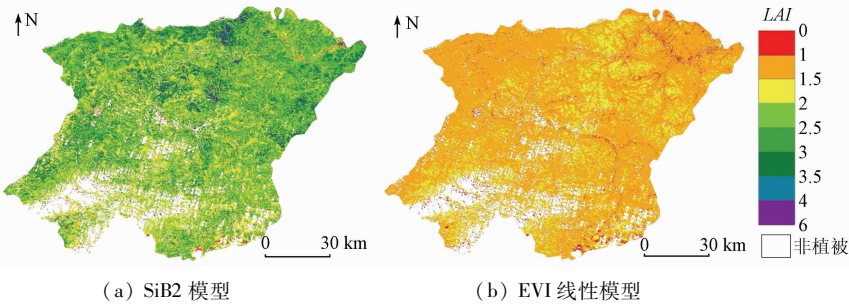


图 2 LAI 估算结果对比

Fig.2 Comparison of LAI inversion results

表 5 2 种模型估算结果统计

Tab.5 Statistics of the inversion results of two models (%)

LAI 范围	P_{SiB2}	P_{EVI}	LAI 范围	P_{SiB2}	P_{EVI}
[0,1.0)	0.69	3.03	[2.5,3.0)	22.41	0
[1.0,1.5)	3.20	79.44	[3.0,3.5)	11.65	0
[1.5,2.0)	27.60	17.45	[3.5,4.0)	4.46	0
[2.0,2.5)	27.94	0.08	[4.0,6.0]	2.05	0

由图 2 和表 5 可以看出,利用 EVI 线性模型估算的森林 LAI 值主要分布在 [1.0,2.0) 区间,且数

值较为集中,在 $[1.0, 1.5)$ 区间的 LAI 占植被总面积的 79.44%; 仅在研究区中部、北部和东部部分区域的 LAI 值大于 1.5。相较于 EVI 线性模型,利用 SiB2 模型估算森林 LAI 的结果数值较高,主要在 $[1.5, 3.5)$ 区间内,估算结果极差较大,区分度明显; LAI 值相对较高的区域与图 2(b)分布相似; 与图 2(b)相比, LAI 低值区域分布较为明显,主要分布在道路、城镇和河流周围等明显受人类活动影响的区域。

3.3 LAI 估算模型验证

利用 15 组实测 LAI 数据对估算值精度进行评价。由于样地为 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$ 的正方形,为保证卫星影像估算值能够更加准确反映样地 LAI 情况,采用覆盖样方的 4 个像元的 LAI 估算平均值与样地实测值进行对比。图 3 为 2 种模型 LAI 估算值与样地实测值的散点图。

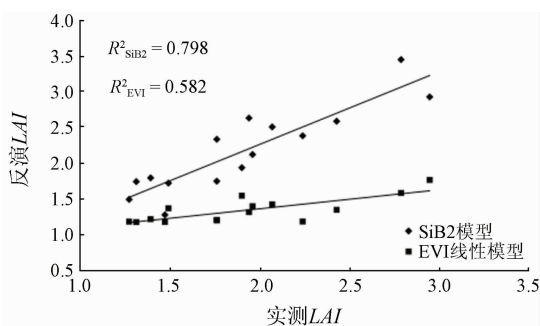


图 3 LAI 估算结果验证

Fig. 3 Verification of LAI inversion results

图 3 中的结果表明, EVI 线性模型估算值决定系数 R^2 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 分别为 0.582 和 0.701, SiB2 模型的 R^2 和 RMSE 分别为 0.798 和 0.358。EVI 线性模型估算值普遍低于实测 LAI 值, 且数值范围较集中, 极差仅为 0.59; 而 SiB2 模型算法中, 与 EVI 线性模型估算值相比估算值极差明显增大, 为 2.18, 且 R^2 更高, RMSE 更低。这表明与 EVI 线性模型相比, SiB2 模型与地面实测数据之间存在更加吻合的线性关系, 在估算研究区森林植被 LAI 中具有更高的适用性和可靠性。

4 结论

以黑龙江省漠河县为研究区, 利用 GF-1 WFV 数据, 分别采用 SiB2 模型和 EVI 线性模型, 对该区域的森林植被 LAI 进行估算并利用地面实测数据对 2 种模型估算结果进行精度评价。主要结论如下:

1) 利用 EVI 和 LAI 之间的线性模型对研究区

森林的 LAI 进行估算, 但得到估算结果与实测 LAI 数据相比较低, 且 LAI 数值极差较小; 验证 EVI 线性模型的 R^2 和 RMSE 分别为 0.582 和 0.701, 说明 EVI 线性模型对于该研究区适用性较差。

2) 与 EVI 线性模型相比, SiB2 模型考虑到了不同类别植被的结构和光谱差异性, 建立了不同类型的计算方法。结合植被类型分布, 对研究区植被 LAI 进行估算, 有利于增强估算结果的精度。其估算的 LAI 值与实测拟合程度较好, R^2 和 RMSE 分别为 0.798 和 0.358, 说明 SiB2 模型具有较好的适用性。考虑简单实用性原则, 在精度允许的范围内, 可以应用该模型对大范围区域进行 LAI 反演。

3) 基于 GF-1 WFV 数据的森林植被 LAI 反演具有很好的可行性, 能得到较高的反演精度, 在定量反演 LAI 等地表植被参数方面具有一定的应用价值和潜力。

本研究表明, GF-1 WFV 数据通过 SiB2 模型估算 LAI 具有一定的适应性。这为快速、准确地反演大范围内的 LAI 提供了较为有效的方法。但仍存在如遥感影像获取时间与实测数据时间间隔较大、验证样本数据林地类型较为单一、仅利用单时相影像进行 LAI 反演等问题, 下一步将结合 GF-1 影像和 SiB2 模型各自的优势, 对森林植被 LAI 进行时间序列上的变化分析研究, 以进一步探究森林植被 LAI 季节及年际变化规律, 为森林科学经营决策提供更加有效的数据支撑。

参考文献 (References):

- [1] Chen J M. Canopy architecture and remote sensing of the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by boreal conifer forests[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(6): 1353 - 1368.
- [2] 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.
Liu Y B, Ju W M, Chen J M, et al. Spatial and temporal variations of forest LAI in China during 2000—2010[J]. Chinese Science Bulletin, 2012, 57(16): 1435 - 1445.
- [3] Fang H, Liang S, Kuusk A. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(3): 257 - 270.
- [4] 蔡博峰, 绍霞. 基于 PROSPECT + SAIL 模型的遥感叶面积指数估算[J]. 国土资源遥感, 2007, 19(2): 39 - 43. doi:10.6046/gtzyyg. 2007. 02. 10.
Cai B F, Shao X. Leaf area index retrieval based on remotely sensed data and PROSPECT + SAIL model[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2007, 19(2): 39 - 43. doi:10.6046/gtzyyg. 2007. 02. 10.
- [5] 刘英, 吴立新, 马保东. 基于 TM/ETM + 光谱特征空间的土壤湿度遥感监测[J]. 中国矿业大学学报, 2013, 42(2): 296 -

301.
Liu Y, Wu L X, Ma B D. Remote sensing monitoring of soil moisture on the basis of TM/ETM + spectral space[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2013, 42(2): 296 – 301.

[6] 梁顺林, 李小文, 王锦地, 等. 定量遥感: 理念与算法[M]. 北京: 科学出版社, 2013.

Liang S L, Li X W, Wang J D, et al. Quantitative Remote Sensing Concept and Algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2013.

[7] 邢丽玮, 李小娟, 李昂晟, 等. 基于高光谱与多光谱植被指数的洪河沼泽植被叶面积指数估算模型对比研究[J]. 湿地科学, 2013, 11(3): 313 – 319.

Xing L W, Li X J, Li A S, et al. A comparative study on estimation model for leaf area index of vegetation in marshes in Honghe national nature reserve based on hyperspectral and multispectral vegetation indices[J]. Wetland Science, 2013, 11(3): 313 – 319.

[8] Turner D P, Cohen W B, Kennedy R E, et al. Relationships between leaf area index and Landsat TM spectral vegetation indices across three temperate zone sites[J]. Remote Sensing of Environment, 1999, 70(1): 52 – 68.

[9] Sellers P J, Randall D A, Collatz G J, et al. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMs. Part I: Model formulation[J]. Journal of Climate, 1996, 9(4): 676 – 705.

[10] Sellers P J, Los S O, Tucker C J, et al. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMs, Part II: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from satellite data[J]. Journal of Climate, 1996, 9(4): 706 – 737.

[11] 高志球, 卞林根, 程彦杰, 等. 利用生物圈模型(SiB2)模拟青藏高原那曲草原近地面层能量收支[J]. 应用气象学报, 2002, 13(2): 129 – 141.

Gao Z Q, Bian L G, Cheng Y J, et al. Modeling of energy budget using simple biosphere model version 2 (SiB2) over Tibetan Naqu prairie[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2002, 13(2): 129 – 141.

[12] 何志强, 沈新勇, 王英舜, 等. 利用简单生物圈模式 SiB2 模拟锡林浩特草原地表湍流通量[J]. 气候与环境研究, 2011, 16(3): 353 – 368.

He Z Q, Shen X Y, Wang Y S, et al. Modeling of the surface turbulence fluxes over a typical steppe prairie in Inner Mongolia, China by using the simple biosphere model 2 (SiB2) [J]. Climatic and Environmental Research, 2011, 16(3): 353 – 368.

[13] Boegh E, Soegaard H, Broge N, et al. Airborne multispectral data for quantifying leaf area index, nitrogen concentration, and photosynthetic efficiency in agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 179 – 193.

[14] 周以良. 中国大兴安岭植被[M]. 北京: 科学出版社, 1991: 4 – 6.

Zhou Y L. Vegetation of Da Hinggan Ling in China[M]. Beijing: Science Press, 1991: 4 – 6.

[15] 柳生吉. 大兴安岭呼中林区林火蔓延三维模拟[J]. 安徽农业科学, 2015(14): 306 – 310, 331.

Liu S J. Simulation of forest fire growth in an integrated 3D virtual geographical environment in Daxinganling Huzhong area[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015(14): 306 – 310, 331.

[16] 陆春玲, 王瑞, 尹欢. “高分一号”卫星遥感成像特性[J]. 航天返回与遥感, 2014(4): 67 – 73.

Lu C L, Wang R, Yin H. GF-1 satellite remote sensing characters [J]. Spacecraft Recovery and Remote Sensing, 2014(4): 67 – 73.

[17] 孙桂芬, 覃先林, 尹凌宇, 等. 基于时序高分一号宽幅影像火后植被光谱及指数变化分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(2): 511 – 517.

Sun G F, Qin X L, Yin L Y, et al. Changes analysis of post-fire vegetation spectrum and index based on time series GF-1 WFV images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(2): 511 – 517.

[18] 张敏, 袁辉. 拉依达(PauTa)准则与异常值剔除[J]. 郑州工业大学学报, 1997, 18(1): 84 – 88.

Zhang M, Yuan H. The PauTa criterion and rejecting the abnormal value[J]. Journal of Zhengzhou University of Technology, 1997, 18(1): 84 – 88.

[19] Zhou M C, Ishidaira H, Hapuarachchi H P, et al. Estimating potential evapotranspiration using Shuttleworth – Wallace model and NOAA – AVHRR NDVI data to feed a distributed hydrological model over the Mekong River basin [J]. Journal of Hydrology, 2006, 327(1 – 2): 151 – 173.

[20] Sellers P J. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration [J]. International Journal of Remote Sensing, 1985, 6(8): 1335 – 1372.

[21] Monteith J L, Unsworth M H. Principles of Environmental Physics [M]. London: Edward Arnold, 1990: 290 – 292.

[22] Harrison E F, Minnis P, Barkstrom B R, et al. Seasonal variation of cloud radiative forcing derived from the earth radiation budget experiment[J]. Journal of Geophysical Research, 1990, 95(d11): 18687 – 18703.

[23] Sellers P J, Berry J A, Collatz G J, et al. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. Part III: A re-analysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 42(3): 187 – 216.

Estimation of forest leaf area index based on GF-1 WFV data

LI Xiaotong, QIN Xianlin, LIU Shuchao, SUN Guifen, LIU Qian

(Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information Techniques, State Forestry Administration, Research Institute of Forest Resources Information Technique, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

Abstract: In this study, domestic GF-1 WFV data were used as the data source, SiB2 model was used to estimate

the LAI of forest vegetation in Mohe County of Heilongjiang Province and the value was compared with the estimation result of the enhanced vegetation index (EVI) linear model. Estimation results of the two models were combined with the synchronous ground LAI data for accuracy evaluation. The results show that the coefficient of determination (R^2) of the LAI estimated by the EVI linear model is 0.582, and its root mean square error (RMSE) is 0.701. The R^2 of the LAI estimated by the SiB2 model is 0.798, and its $RMSE$ is 0.358. Compared with the performance of the EVI linear model, the results estimated by the SiB2 model are improved on both R^2 and RMSE. The results show that the SiB2 model is more suitable for LAI inversion of forest vegetation in the study area, in combination with the high spatial resolution GF-1 WFV data.

Keywords: GF-1 WFV data; SiB2 model; LAI; EVI linear model

(责任编辑: 陈 理)