

高光谱吸收特征参数反演草地光合有效辐射吸收率

李喆^{1,2}, 郭旭东², 古春³, 姚阔², 吕春艳², 张路路²

1. 西南交通大学 地球科学与环境工程学院; 四川成都 610031;
2. 中国土地勘测规划院, 国土资源部土地利用重点实验室, 北京 100035;
3. 成都市国土规划地籍事务中心, 四川成都 610074

摘要: 在植被光合有效辐射吸收率(FAPAR)遥感估算中被广泛采用的植被指数法, 其估算精度往往受到“红波段吸收峰”峰值点光谱反射率易饱和特征的影响。考虑到高光谱吸收特征参数能较好地诠释地物光谱吸收特征的细节信息, 基于微分法与包络线去除法研发“高光谱曲线特征吸收峰自动识别法”识别对FAPAR敏感的特征吸收峰, 再结合连续统去除法以及光谱吸收指数(SAI)提取FAPAR的高光谱吸收特征参数, 构建估算天然草地冠层水平FAPAR的高光谱吸收特征参数模型。结果表明:(1)天然草地冠层FAPAR与高光谱吸收特征参数具有很好的相关性, 其中, “红波段吸收峰”SAI对FAPAR变化最为敏感, 在植被覆盖度较高时, 其饱和性相比“红波段吸收峰”峰值点反射率与归一化植被(NDVI)值有较大的提升。(2)以“红波段吸收峰”SAI为变量的对数方程为FAPAR的最佳估算模型, 在植被覆盖度处于中与高时, 其FAPAR预测精度比NDVI模型有不同程度的提高。研究采用的高光谱吸收特征参数一定程度上弥补了部分植被指数因饱和问题在估算FAPAR时的不足, 可作为植被FAPAR反演的新参数, 适用于中、高覆盖度的天然草地FAPAR监测。

关键词: 高光谱曲线, 特征吸收峰, 吸收特征参数, 光合有效辐射吸收率, 天然草地

中图分类号: S127 **文献标志码:** A

引用格式: 李喆, 郭旭东, 古春, 姚阔, 吕春艳, 张路路. 2016. 高光谱吸收特征参数反演草地光合有效辐射吸收率. 遥感学报, 20(2): 290–302

Li Z, Guo X D, Gu C, Yao K, Lyu C Y and Zhang L L. 2016. Application of Spectral Absorption Characteristic Parameters in Inversing FAPAR in Natural Grassland. *Journal of Remote Sensing*, 20(2): 290–302 [DOI: 10.11834/jrs.20165174]

1 引言

光合有效辐射吸收率(FAPAR)是植被吸收的光合有效辐射(PAR)占入射太阳辐射的比例, 表征植被冠层对光合有效辐射能量的吸收能力, 是确定净初级生产力(NPP)、作物产量以及陆地表面能量收支的关键生物物理参量(Hall 等, 1990; Sellers 等, 1986)。植被指数法通过植被指数与FAPAR的关系建立经验性统计与半机理模型, 操作简单、参数少、运算效率高, 在FAPAR遥感估算中被广泛应用(董泰锋 等, 2012), 如归一化植被指数(NDVI)在反演植被各种空间尺度 FAPAR 中被广泛采用(Myneni和Williams, 1994; Goward和Huemmrich,

1992; 吴炳方等, 2004; 高彦华 等, 2006)。但植被指数法会因为植被自身覆盖度问题而影响FAPAR的估算精度。Huemmrich等人(1997)发现在植被生长初期, 植被覆盖度较低, 植被指数容易受到土壤背景的影响; 高彦华等人(2006)发现在植被生长旺盛期, 特别是当植被冠层叶面积指数大于3或者叶绿素含量达到 30 Lg/cm^2 以上时, NDVI就趋于饱和, 影响到FAPAR估算精度。

为降低土壤背景、大气以及植被结构形态等因素对FAPAR估算的影响, 学者们尝试了不同作用类型的植被指数, 如属于土壤调整植被指数类的土壤调节植被指数(SAVI)(Epiphanio和Huete, 1995)与优化土壤调节植被指数(OSAVI)(Liu 等, 2008)、属

收稿日期: 2015-07-15; 修订日期: 2015-10-13; 优先数字出版日期: 2015-10-20

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41271200)

第一作者简介: 李喆(1984—), 男, 高级工程师。从事植被定量遥感、GIS应用以及土地生态安全研究。E-mail: 7564009@qq.com

通信作者简介: 郭旭东(1972—), 男, 研究员。主要从事土地生态学、土地资源综合监测等方面研究。E-mail: sam9560@vip.sina.com

于大气调整植被指数类的大气抗阻植被指数(ARVI)(Kaufman和Tanre, 1992)与抗大气植被指数(VARI)(Cristiano等, 2010)、属于叶绿素调整植被指数类的红边位置(REP)(Jago等, 1999)与正交植被指数(MCARI2)(Haboudane等, 2004)以及同时对土壤背景与气溶胶散射进行矫正的增强型植被指数(EVI)(Nakaji等, 2007; King等, 2011)。这些改进型的植被指数在提高FAPAR估算精度方面起到了一定的作用,但是对于解决植被覆盖度高、NDVI饱和问题作用有限,主要是因为通常这些植被指数由可见光与近红外特征波段的反射率计算生成,尤其以“红波段吸收峰”与“红边”位置的波段组合最为常见,然而“红波段吸收峰”峰值点反射率在植被覆盖度较高时趋向饱和,对FAPAR的敏感性较弱(王正兴等, 2003),从而影响了植被指数法估算FAPAR的精度。可见,发展新的方法,特别是在植被覆盖率较高的情况下提高估算FAPAR精度,仍旧值得进一步研究。

由于叶绿素对光合有效辐射的吸收起核心作用,发展基于叶绿素的FAPAR估算方法已经成为反演FAPAR的一个重要的方向(董泰锋等, 2012)。高光谱吸收特征参数描述高光谱反射曲线吸收峰对应的各种吸收特征,是表达地物光谱吸收特征细节信息的重要参数(郑兰芬和王晋年, 1992)。吴炳方等人(2004)研究发现,光谱吸收特征参数和植被叶绿素浓度存在较好的相关性,反演叶绿素浓度效果较好,因此,挖掘与FAPAR敏感的光谱吸收特征参数并将其用于反演植被FAPAR,对于提高FAPAR的估算效果,扩展FAPAR估算方法具有重要意义。本文基于北方农牧交错带实测天然草地典型群落冠层的高光谱数据,从分析植被FAPAR的光谱响应特征入手,通过研发高光谱曲线特征吸收峰自动识别法并结合光谱吸收特征参量化法,提取FAPAR的高光谱吸收特征参数,构建估测天然草地冠层水平FAPAR的高光谱吸收特征参数模型,探讨提高FAPAR估算精度的可能性,以期为研究植被FAPAR反演提供新的思路与参考。

2 研究区与数据源

2.1 研究区域概况

研究区域位于中国北方农牧交错带的东段,介于 $41^{\circ}59'20''\text{N}$ - $46^{\circ}23'19''\text{N}$, $112^{\circ}5'2''\text{E}$ - $122^{\circ}25'53''\text{E}$

之间,主要涉及内蒙古自治区中部与东部的科尔沁右翼前旗、乌兰浩特市、突泉县、科尔沁右翼中旗、扎鲁特旗、阿鲁科尔沁旗、巴林左旗、巴林右旗、林西县、锡林浩特市、多伦县、正蓝旗、克什克腾旗以及西乌珠穆沁旗(图1);地貌以内蒙古高原为主体,海拔大部分在1 km以上;降水量250—450 mm,年蒸发量约为年降水量的4—8倍;土壤类型以栗钙土和棕壤为主;主要植被自东向西由草甸草原带过渡到典型草原带。2013年研究区土地总面积为 160122 km^2 ,总人口为314.88万人,地区生产总值为1378.28亿元(内蒙古自治区统计局,2014)。



图1 研究区范围和样点分布图
Fig. 1 Distribution map of range and samples of research area

2.2 数据获取

野外作业共布设30个样点(图1),每个样点布置3—5个 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ 的样方,涵盖了不同级别植被覆盖度与典型群落类型。2014年7月中下旬,选择在晴朗无风天气,每天测量时间为北京时间10:00—15:00,太阳高度角不低于 70° ,利用便携式地物光谱仪ASD FieldSpec 3(陈艳梅等, 2012)与Sunscan冠层分析仪(史泽艳等, 2005)分别对各样方冠层光谱反射率和光合有效辐射各分量进行了测

量。其中,便携式地物光谱仪ASD FieldSpec 3的光谱范围为350—2500 nm,探头视场角为25°,测量时保持探头垂直向下,并与冠层顶相距约1 m左右,光谱采集前后均进行白板标定,将原始光谱反射率均值与测量前后白板均值的比值作为实测样方冠层真实光谱反射率,一定程度矫正了云、太阳高度角等不同变化对数据的影响。Sunscan冠层分析仪探测光谱范围为400—700 nm,分辨率为0.3 μ·mol·m⁻²·s⁻¹,主要测量光合有效辐射测量的3个分量,其中,测量冠层上方入射的光合有效辐射通量与冠层反射的光合有效辐射通量时使线性光量子传感器距离冠层上方约0.5 m,测量到达地面的光合有效辐射通量时距冠层及地面各0.15 m左右,并使用水平球保持水平。

通过野外实测,共获得52组有效数据集,参考风力侵蚀强度的分级标准(中华人民共和国水利部,2008)和前人研究成果(贺奋琴等,2006),从研究区各组数据相对均匀分布的角度出发,按照植被覆盖度大于等于70%、植被覆盖度30%—70%、植被覆盖度小于30%将总体样方分成3组,每组样方再按照2:1的比例分为训练样方与验证样方,最终形成由35个训练样方集和17个验证样方集组成的研究区典型群落样方标准波谱库,其中,高、中、低覆盖度样方数量分别为15个、22个与15个。植被覆盖度通过现场估测和照相法结合获得。样方的群落类型以克氏针茅+羊草、大针茅+羊草为主,主要以克氏针茅与大针茅为建群种。

3 研究方法

3.1 高光谱曲线特征吸收峰自动识别法

微分法可以增强光谱曲线在坡度上的细微变化,便于提取光谱吸收峰参数(童庆禧等,2006),采用微分法消除光谱间的系统误差,减少大气辐射、散射和吸收等背景噪声对目标光谱的影响。由于叶绿素光合有效辐射吸收率的光谱特征常表现为弱吸收信号,采用包络线去除法将反射波谱归一化0—1.0的实数域中,使得可以在同一基准线上对比吸收特征,从而扩大原始反射光谱中由光合有效辐射吸收引起的吸收特征微小变化。

综合运用微分法与包络线去除法进行高光谱曲线特征吸收峰的识别。首先运用微分法计算标准波谱库样本原始光谱曲线的一阶与二阶微分曲

线(式(1)—(2))(童庆禧等,2006),因噪声波段的二阶微分值方差较大,设置阈值过滤噪声波段,然后对光谱曲线采用Clark和ROUSH(1984)提出的外壳系数法去包络化(式(3)—(5)),将光谱曲线的反射率归一化为0—1.0的实数域中。去包络化后的反射率曲线有明显的波峰和波谷特征,从低波长(350 nm)到高波长(2500 nm)遍历曲线,搜索全部吸收峰。吸收峰判别规则为:峰值点为一阶微分值为0且二阶微分值大于0的点,其左右肩为峰值点左右邻近的一阶微分为0的点,共同组成一个吸收峰。采用ENVI多范围波谱特征拟合工具(SFF)测算吸收峰的吸收特征强度,以特征强度与包络线等级的比值表示,其值越低,表示吸收峰的吸收特征越明显。

使用遥感图像处理平台ENVI的数据分析与可视化工具(IDL)(汤泉和牛铮,2008),采用标准过程和面向对象相结合的开发方式开发“高光谱曲线特征吸收峰自动识别法”算法模块。通过算法模块识别吸收峰的分布和吸收特征强度。

$$FDR_{\lambda_i} = \frac{\partial R}{\partial \lambda} \approx \frac{R_{\lambda_{i+1}} - R_{\lambda_i}}{\Delta \lambda} \quad (1)$$

$$SDR_{\lambda_i} = \frac{\partial FDR_{\lambda_i}}{\partial \lambda} \approx \frac{R_{\lambda_{i+2}} - 2 \times R_{\lambda_{i+1}} + R_{\lambda_i}}{(\Delta \lambda)^2} \quad (2)$$

式中, λ_i 代表第*i*波段, R_i 是第*i*波段的原始光谱反射率, FDR_{λ_i} 是波段 λ_i 的一阶微分, SDR_{λ_i} 表示第*i*波段的二阶微分。

$$R_{ci} = \frac{R_i}{R_s + K \times (\lambda_i - \lambda_s)} \quad (3)$$

$$K = \frac{R_e - R_s}{\lambda_e - \lambda_s} \quad (4)$$

$$\rho_i = \frac{R_{ci}}{R_i} = \frac{1}{R_s + K \times (\lambda_i - \lambda_s)} \quad (5)$$

式中, λ_i 代表第*i*波段, R_{ci} 代表第*i*波段的包络线去除值, R_i 是第*i*波段的原始光谱反射率, R_e 和 R_s 分别表示原始光谱反射率曲线中的吸收曲线的起始点反射率和结束点反射率, λ_e 和 λ_s 分别相应的吸收曲线起始点的波长和结束点的波长, K 是吸收曲线里起始点波段和结束点波段间的斜率, ρ_i 是第*i*波段去包络线后的计算值。

3.2 光谱吸收特征参量化法

特征吸收峰的高光谱吸收特征参数是FAPAR估

算的重要参数。一条光谱曲线的吸收峰可由光谱吸收峰点 M 与光谱吸收峰两个肩部 S_1 和 S_2 组成, S_1 与 S_2 的连线称为非吸收基线, 设吸收峰点 M 处的波长与反射率分别为 λ_m 、 ρ_m ; 肩部 S_1 、 S_2 对应的波长和反射率分别为 λ_1 、 λ_2 和 ρ_1 、 ρ_2 (图2)。根据Kokaly和Clark人(1999)提出的连续统去除法以及王晋年等人(1996)提出的光谱吸收指数(SAI)对高光谱曲线特征吸收峰的光谱吸收特征进行参量化表达。

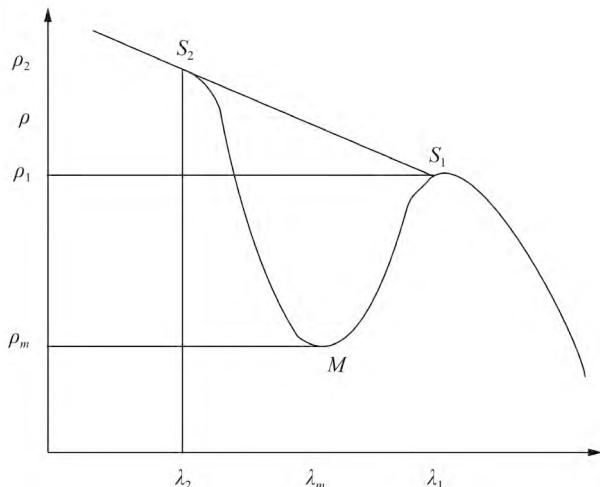


图2 吸收峰结构图

Fig. 2 Diagram of absorption peaks

(1) 吸收峰深度(AD): 吸收峰点 M 与非吸收基线的垂直距离, 是吸收峰振幅大小的重要表征。

(2) 吸收峰宽度(AW): 表征吸收峰吸收特征变化所覆盖波段范围的大小。

$$AW = \lambda_1 - \lambda_2 \quad (6)$$

(3) 吸收峰对称度(AA): 表征吸收峰吸收特征变化的均衡程度。

$$AA = (\lambda_m - \lambda_2) / (\lambda_1 - \lambda_2) \quad (7)$$

(4) 光谱吸收指数(SAI): 为非吸收基线在谱带的波长位置处的反射强度与谱带谷底的反射强度之比, 实际上是谱带深度的另一种度量方式, 它用谱带谷底的光谱强度对吸收深度作归一化, 减少了照度等变化所带来的干扰, 是一种简单有效的光谱吸收特征鉴别模型。

$$SAI = [AA \times \rho_1 + (1 - AA) \times \rho_2] / \rho_m \quad (8)$$

3.3 FAPAR值计算

光合有效辐射吸收率的计算公式可表示为

(Lobell等, 2003; Bonhomme, 2000):

$$FAPAR = (PAR_{ci} - PAR_{cr} - PAR_{tr}) / PAR_{ci} \quad (9)$$

式中, PAR_{ci} 为冠层上方入射光合有效辐射通量, PAR_{cr} 为冠层反射的光合有效辐射通量, PAR_{tr} 为到达地面的光合有效辐射通量。

3.4 拟合模型及其精度检验

运用商业数学软件MATLAB7.0进行高光谱吸收特征参数与FAPAR的相关分析与回归分析。采用决定系数(R^2)、标准误差(RMSE)与平均误差系数(MEC)对模型实测值与拟合值之间进行统计检验(式(10)–(12))(杜自强等, 2006), 其中, R^2 表征自变量对因变量的解释程度, 其值越大, 则自变量对因变量的解释程度越高; RMSE表征模拟值和实测值之间的符合度, 其值越小, 则预测精度越高; MEC用于量化检验样本的总体精度, 其值越小, 则总体精度越高, 由此确定最佳拟合模型。52个有效样本中, 35个样本用于建模, 17个样本用于模型验证。

$$R^2 = \frac{(n \sum xy - \sum x \sum y)^2}{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2]} \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - y')^2}{n}} \quad (11)$$

$$MEC = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y - y'}{y} \right|}{n} \quad (12)$$

式中, x 是样本冠层光谱吸收特征参数, y 是检验样本冠层FAPAR实测值, y' 是检验样本冠层FAPAR预测值, n 是样本数。

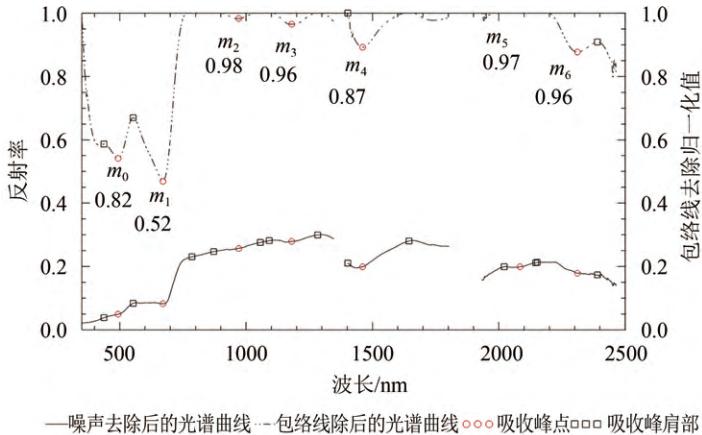
4 结果与分析

4.1 FAPAR的高光谱吸收特征参数建立

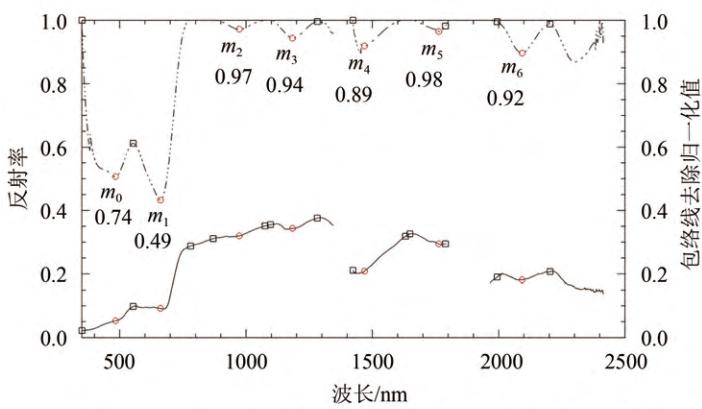
将标准波谱库中15个高覆盖度样本、22个中覆盖度样本与15个低覆盖度样本的高光谱数据分别输入到“高光谱曲线特征吸收峰自动识别”模块中进行运算, 得到在FAPAR估算有效波段内3种不同覆盖度级别吸收峰的分布图(图3), 图中实线与虚线分别表示去除噪音后的光谱曲线与包络线去除后的光谱曲线, 各光谱曲线吸收峰均由吸收峰点与左右两个吸收峰肩部构成。可以发现, 在350—2500 nm范围内, 低、中和高覆盖度样方的

光谱反射率曲线均呈现吸收特征强度不等的7个吸收峰(m_0 — m_6)。其中,低覆盖样方光谱反射曲线吸收特征最为明显的是吸收峰 m_1 ,对应的吸收特征强度(以特征强度与包络线等级的比值表示)为

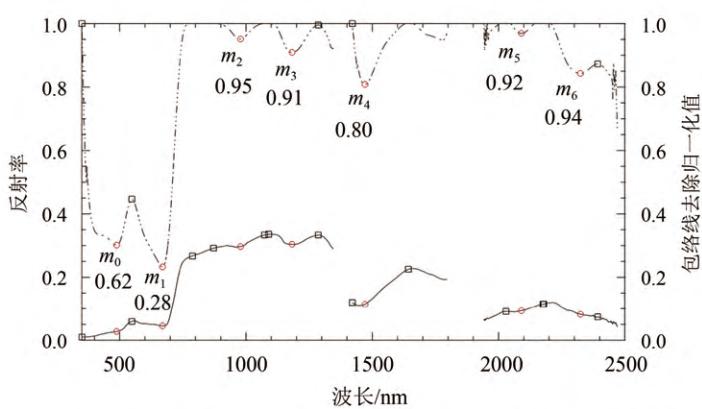
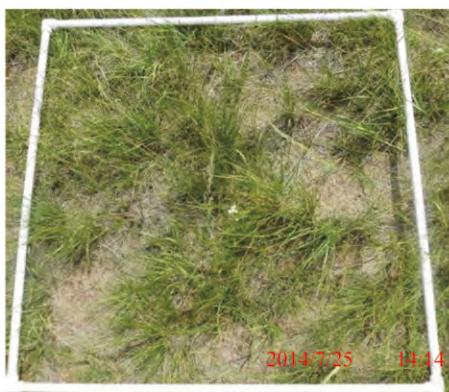
0.52(图3(a)),是7个吸收峰吸收特征强度值最低的;中、高覆盖度样方反射曲线吸收特征最为明显的也是吸收峰 m_1 (图3(b),图3(c)),吸收特征强度分别为0.49和0.28,都是7个吸收峰吸收特征强



(a) 低覆盖度样本及其吸收峰分布
(a) Low coverage community and its absorption peak



(b) 中覆盖度样本及其吸收峰分布
(b) Medium coverage community and its absorption peak



(c) 高覆盖度样本及其吸收峰分布
(c) High coverage community and its absorption peak



图3 包络线除去曲线吸收峰鉴别图

Fig. 3 Identification chart of division algorithm of envelope curve's absorption peaks

度值最低的。同样可以发现, 3种覆盖度下, m_0 和 m_4 吸收峰吸收特征也较明显, 其平均吸收特征强度分别为0.806和0.867, 而其他位置吸收峰的平均吸收特征强度值均高于0.9。从图3可知, 吸收峰点 m_1 、 m_0 和 m_4 所对应的光谱波段大致在红波段680 nm、蓝波段490 nm和近红外波段1450 nm附近。已有研究表明, 在400—700 nm的可见光范围内, 植被光谱反射率变化受其光合有效辐射吸收特征强度的主导, 光谱反射率曲线在450—500 nm的蓝波段和650—700 nm的红波段两个谱带内, 出现两个明显的吸收峰, 为光合作用的主要吸收波段(邱国雄, 1984), 由此, 吸收峰点位于490 nm与680 nm附近的吸收峰即可作为植被光合有效辐射的强吸收波段。考虑到水分是光合作用的主要反应物

质, 其含量对FAPAR有重要影响, 而植物对近红外弱水汽吸收波段能量的吸收程度是叶子总水分含量的函数(Curran, 1989; Kokaly和Clark, 1999), 近红外波段1450 nm附近的吸收峰一定程度上即表征植被冠层含水量。由此, 可将吸收峰点位于蓝波段490 nm、红波段680 nm以及近红外波段1450 nm附近的吸收峰视为对FAPAR敏感的特征吸收峰。

以“高光谱特征曲线吸收峰自动识别”模块识别的特征吸收峰为输入对象, 经“光谱吸收特征参数计算”模块运算, 得到研究区52个不同覆盖度级别样方特征吸收峰的吸收峰深度(AD)、吸收峰对称度(AA)以及光谱吸收指数(SAI)等参数平均值(见表1)。

表1 天然草地典型群落冠层光谱吸收特征参数平均值及FAPAR平均值

Table 1 Average value of hyperspectral absorption characteristic parameters from natural grasslands' typical community canopies and FAPAR

特征波段	吸收峰点位置 /nm	吸收特征强度	特征参数	$Value_L$	$Value_M$	$Value_H$	$\Delta Value(A)$	$\Delta Value(B)$	$\Delta Value(C)$	
				/%	/%	/%				
蓝波段吸收峰	490	0.806	吸收峰深度(AD)	0.009	0.01	0.020	17.36	104.27	139.73	
			吸收峰对称度(AA)	0.458	0.483	0.439	5.46	-9.11	4.19	
			光谱吸收指数(SAI)	1.145	1.224	1.709	6.93	39.61	49.29	
红波段吸收峰	680	0.466	吸收峰深度(AD)	0.070	0.092	0.219	32.04	138.12	214.41	
			吸收峰对称度(AA)	0.592	0.576	0.591	-2.70	2.60	0.10	
			光谱吸收指数(SAI)	1.719	2.288	6.826	33.11	198.35	297.14	
			峰值点反射率	0.109	0.074	0.038	-32.11	-48.65	64.93	
弱水汽吸收波段吸收峰	1450	0.867	吸收峰深度(AD)	0.021	0.025	0.027	19.05	8.00	29.47	
			吸收峰对称度(AA)	0.327	0.27	0.274	-17.43	1.48	16.22	
			光谱吸收指数(SAI)	1.102	1.143	1.314	3.72	14.96	19.26	
			NDVI		0.408	0.516	0.766	26.48	48.53	87.86
			FAPAR		0.196	0.403	0.729	105.61	80.89	271.94

注: $Value_L$ 、 $Value_M$ 与 $Value_H$ 分别表示低、中与高等覆盖度样方对应特征参数的均值,

$$\Delta Value(A) = \frac{Value_M - Value_L}{Value_L} \times 100\%,$$

$$\Delta Value(B) = \frac{Value_H - Value_M}{Value_M} \times 100\%, \Delta Value(C) = \frac{Value_H - Value_L}{Value_L} \times 100\%,$$

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}}, \text{ 其中 } \rho_{NIR}=800 \text{ nm 波段反射率}, \rho_{RED}=680 \text{ nm 波段反射率}.$$

4.2 高光谱吸收特征参数与NDVI对FAPAR敏感性分析

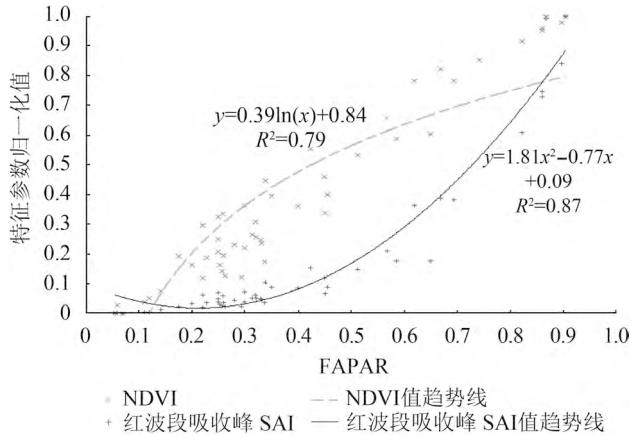
由表1可知, 随着植被覆盖度从低到高的增加, 蓝波段吸收峰、红波段吸收峰、弱水汽吸收波段吸收峰等3个特征波段吸收峰的AD、SAI、NDVI均随FAPAR的提升而相应增大, 其中红波段

吸收峰SAI的变化幅度 $\Delta Value(C)$ 为297.14%, 与FAPAR的变化幅度271.94%最为接近。而不同覆盖度下, 3个特征波段AA则没有明显变化, 说明AA参数对FAPAR是不敏感的。当植被覆盖度由低至中变化时, FAPAR均值由0.196到0.403, 变化幅度 $\Delta Value(A)$ 为105.61%, 光谱特征参数变化幅度最

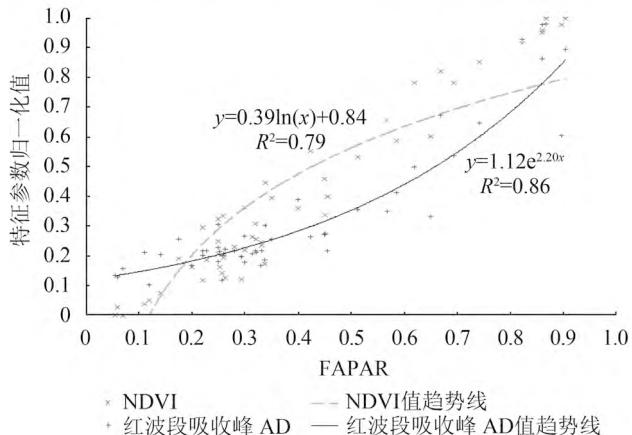
大的是红波段吸收峰SAI, 变化幅度为33.11%, NDVI的变化幅度则更低, 仅为26.48%, 可见, 当植被覆盖度较低时, 光谱吸收特征参数与NDVI值对FAPAR的变化均不太敏感。当植被覆盖度由中到高变化时, FAPAR均值由0.403到0.729, 变化幅度 $\Delta Value(B)$ 为80.89%, 红波段吸收峰峰值点反射率的变化幅度为48.65%, NDVI值的变化幅度为48.53%, 相比而言, 光谱吸收特征参数对FAPAR的变化更为敏感, 其中红波段吸收峰SAI值变化最为明显, 其变化幅度为198.35%; 其次为红波段吸收峰AD, 变化幅度为138.12%; 蓝波段吸收峰AD变化幅度为104.27%, 三者变化幅度均远高于红波段吸收峰的峰值点反射率与NDVI。

为进一步可视化地比较光谱吸收特征参数与NDVI对FAPAR的敏感性, 通过极差标准化方法将52个样本的红波段吸收峰SAI、红波段吸收峰AD、蓝波段吸收峰AD以及NDVI进行归一化处理, 分别将各参数的归一化值(y轴)与FAPAR实测值(x轴)进行拟合, 建立FAPAR变化的光谱吸收特征参数与NDVI响应图(图4)。可见, NDVI值随着FAPAR提升呈现单调递增的自然对数运动轨迹, 其增速逐渐降低, 在FAPAR大于0.187(对数函数图像斜率为1的切线的切点处FAPAR值)时低于FAPAR的增速并趋于平缓(图4); 红波段吸收峰SAI值随着FAPAR提升呈现开口向上的抛物线运动轨迹, 其增速在FAPAR大于0.212(抛物线顶点的FAPAR值)时逐渐增大, 在FAPAR大于0.471时超过NDVI的增速, 在FAPAR大于0.781(抛物线斜率为1的切线的切点处FAPAR值)时超过FAPAR的增速(图4(a)); 红波段吸收峰AD值随着FAPAR提升呈现单调递增的指数函数运动轨迹, 其增速逐渐增大, 在FAPAR大于0.493时超过NDVI的增速, 在FAPAR大于0.859(指数函数图像斜率为1的切线的切点处FAPAR值)时超过FAPAR的增速(图4(b)); 蓝波段吸收峰AD值随着FAPAR提升呈现单调递增的线性函数运动轨迹, 其增速不变且低于FAPAR的增速(线性函数图像斜率为0.671), 在FAPAR大于0.564时超过NDVI的增速(图4(c))。综上所述, 在FAPAR大于0.564时, 红波段吸收峰SAI、红波段吸收峰AD以及蓝波段吸收峰AD值的增速均超过了NDVI值的增速, 在FAPAR大于近0.859时, 红波段吸收峰SAI与红波段吸收峰AD的增速均超过了FAPAR值的增速, 可得, 在植被覆

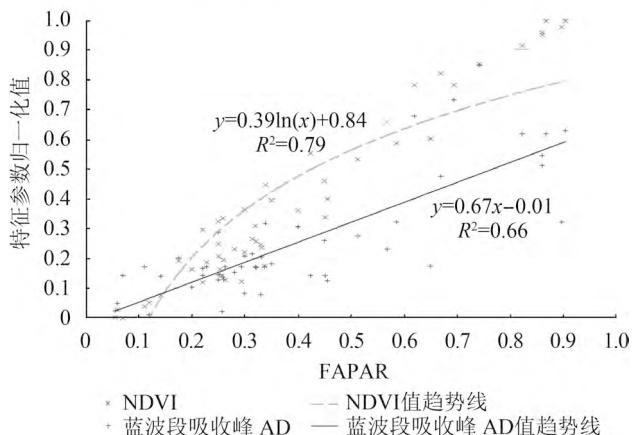
盖度较高时, 红波段吸收峰SAI、红波段吸收峰AD以及蓝波段吸收峰AD值的饱和性相比NDVI值有不同程度的提升。



(a) FAPAR变化的红波段吸收峰SAI与NDVI响应图
(a) FAPAR plot against NDVI as SAI of Red band absorption peak



(b) FAPAR变化的红波段吸收峰AD与NDVI响应图
(b) FAPAR plot against NDVI as AD of Red band absorption peak



(c) FAPAR变化的蓝波段吸收峰AD与NDVI响应图
(c) FAPAR plot against NDVI as AD of Blue band absorption peak

图4 FAPAR变化的光谱吸收特征参数与NDVI响应图

Fig. 4 FAPAR plot against NDVI as absorption characteristic parameters

4.3 FAPAR高光谱估算模型构建

4.3.1 光谱吸收特征参数与FAPAR的相关分析

对研究区52个不同覆盖度级别样方典型吸收峰的AD、AA以及SAI等共计9个高光谱吸收特征参数与FAPAR值采用皮尔逊积矩相关系数进行相关分析可得, 光谱吸收特征参数与FAPAR相关性较强, 其中, 吸收峰值点波长为490 nm处的AD和SAI、吸收峰值点波长为680 nm处的AD和SAI以及吸收峰值点波长为1450 nm处的SAI与FAPAR值的

皮尔逊积矩相关系数均通过了0.01极显著检验水平(表2), 吸收峰点值波长为1450 nm处的AA的皮尔逊积矩相关系数通过了0.05极显著检验水平, 吸收峰值点波长为680 nm处的SAI与FAPAR值存在最大相关系数(0.794)(表2)。

4.3.2 模型构建

从表2中选出通过0.01极显著性检验的5个吸收特征参数与NDVI作为自变量, FAPAR为因变量, 对35个建模样本进行线性与非线性回归分析, 主要回归模型有:

表2 天然草地典型群落冠层光谱吸收特征参数与FAPAR的相关分析

Table 2 Hyperspectral absorption characteristic parameters from natural grasslands' typical community canopies and FAPAR

吸收峰值波长/nm	吸收峰深度(AD)	吸收峰对称度(AA)	吸收峰光谱吸收指数(SAI)
490	0.686**	-0.247	0.787**
680	0.793**	0.005	0.794**
1450	0.095	-0.386*	0.703**

注: $n=53$, **表示通过0.01显著性检验, *表示通过0.05显著性检验。

线性函数: $y=a+bx$; 抛物线函数: $y=a+bx+cx^2$; 对数函数: $y=a+b \times \ln(x)$; 指数函数: $y=a \times \exp(bx)$; 倒数函数: $y=a+b/x$ 。式中, y 代表FAPAR拟合值, x 代表光谱吸收特征参数以及NDVI, a 和**b**为常数。

建立各变量的最佳模型, 在置信水平 $\alpha=0.01$ 下查F分布表得: $F_{0.01}(1.33)=7.50$, 全部回归方程的F值均大于7.50, 即全部回归方程在置信水平 $\alpha=0.01$ 下是显著的, 各参数估算结果都达到极显著水平(表3)。

表3 FAPAR估算的单变量拟合模型

Table 3 Single variable fitting model estimated by FAPAR

特征参数	方程	建模($n=35$) R^2	检验($n=17$) R^2
蓝波段吸收峰AD	$y=0.214 \times \exp(42.846 \times x)$	0.728**	0.334**
蓝波段吸收峰SAI	$y=-2.296 + 3.26 \times x - 0.849 \times x^2$	0.691**	0.649**
红波段吸收峰AD	$y=0.213 + 2.139 \times x$	0.668**	0.526**
红波段吸收峰SAI	$y=0.95 - 1.14/x$	0.802**	0.765**
弱水汽吸收波段吸收峰SAI	$y=0.158 + 2.13 \times \ln(x)$	0.469**	0.884**
NDVI	$y=0.91 + 0.71 \times \ln(x)$	0.793**	0.770**

注: **表示通过0.01显著性检验。

由表3, 以特征波段红波段吸收峰SAI指数为变量的倒数模型为FAPAR的最佳高光谱吸收特征参数拟合模型(图5), 而FAPAR的最佳NDVI拟合模型为对数模型(图6), 两者建模与检验判定系数(R^2)均超过0.70。

4.3.3 模型精度比较

对17个检验样本(高、中、低覆盖度样本数分别为4、8、5个)采用RMSE和MEC比较NDVI模型、SAI模型模拟FAPAR值的精度(表4)。以NDVI指数为变量的对数模型, 其高覆盖度样本

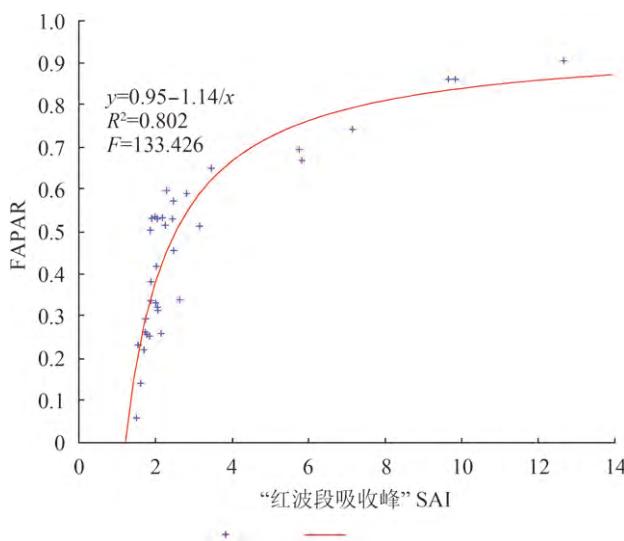


图 5 以红波段吸收峰SAI为变量的倒数模型拟合图

Fig. 5 Estimated model of FAPAR using the SAI of Red band absorption peak as variable

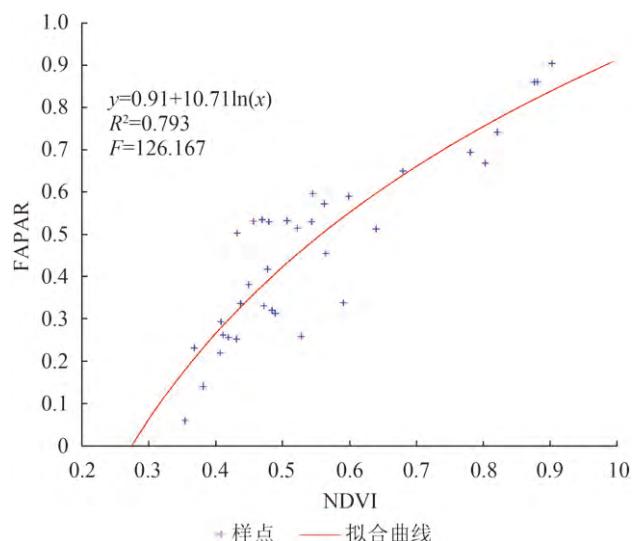


图 6 以NDVI为变量的对数模型拟合图

Fig. 6 Estimated model of FAPAR using NDVI as variable

表 4 不同覆盖度FAPAR估算精度检验表

Table 4 Inspection table of FAPAR's estimated precision from different cover degree

覆盖度等级(样本数)	RMSE		MEC	
	SAI模型	NDVI模型	SAI模型	NDVI模型
高(4)	0.062	0.069	0.069	0.079
中(8)	0.125	0.133	0.230	0.253
低(5)	0.117	0.112	1.196	1.001

FAPAR预测值平均RMSE为0.069, MEC为0.079; 其中覆盖度样本FAPAR预测值平均RMSE为0.133, MEC为0.253; 其低覆盖度样本FAPAR预测值平均RMSE为0.112, MEC为1.001。相比而言, 以“红波段吸收峰”SAI指数为变量的倒数模型, 其高覆盖度样本FAPAR预测值平均RMSE为0.062, 比NDVI模型降低了10.14%, MEC为0.069, 预测精度提高了12.66%; 其中覆盖度样本FAPAR预测值平均RMSE为0.125, 误差降低了6.02%, MEC为0.230, 预测精度提高9.09%。但其低覆盖度样本样本FAPAR预测值平均RMSE为0.117, MEC为1.196, 与以NDVI为变量的对数模型相比, 预测精度没有提高(表4)。

为直观比较二者预测精度, 将SAI模型的FAPAR预测值与实测值进行拟合(图7), 将NDVI模型的FAPAR预测值与实测值进行拟合(图8)。可见, 当植被覆盖度处于中与高时, 图7中部分中、高覆盖度样本比图8中的对应样本更加靠近直线 $y = x$, 说明红波段吸收峰SAI模型的FAPAR预测精度

比NDVI模型的FAPAR预测精度有不同程度的提高, 并进一步表明“红波段吸收峰”SAI对FAPAR的饱和性相比NDVI值有提升, 在一定程度上弥补了

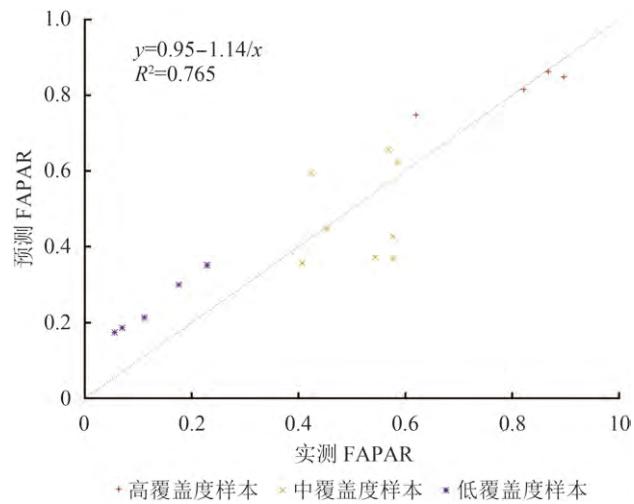


图 7 红波段吸收峰SAI模型预测值与实测值的拟合图

Fig. 7 Diagram of predictive value and actual value fitting by the SAI model of red band absorption peak

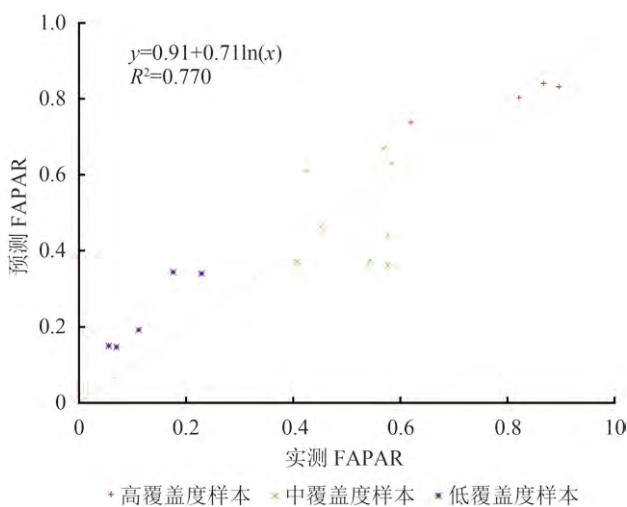


图 8 NDVI模型预测值与实测值的拟合图

Fig. 8 Diagram of predictive value and actual value fitting by the NDVI model

常规植被指数NDVI因饱和问题在估算FAPAR时的不足。当植被覆盖度处于低时，无论是SAI还是NDVI模型，其预测FAPAR精度都比较差，均远离直线 $Y=X$ 。可能主要是由于低覆盖区域植被覆盖均匀性较差，红波段吸收峰SAI指数以及NDVI指数均受土壤背景干扰较大，模拟可靠性较差。

尽管从 R^2 来看，模拟FAPAR的SAI模型和NDVI模型相差不多(表3)，可能是样本数量略微不足和样方群落类型的不完全均一性，在一定程度上影响了模型拟合精度。但模型的有效性主要依靠样本的代表性与梯度性(宋开山等，2006)，从样本数量角度，本研究高、中、低覆盖度样方数量能够满足建模需要；此外，样方群落类型以克氏针茅+羊草(中、低覆盖度样本)、大针茅+羊草(高覆盖度样本)为主，建群种基本为克氏针茅与大针茅，虽然在覆盖度达100%情况下，不同物种和群落的光谱吸收特征有所差异，但是克氏针茅和大针茅的形态相近，光谱反射曲线基本一致(王焕炯等，2010)，因而与覆盖度差异引起的光谱曲线特征差异相比，克氏针茅和大针茅种类差异的影响还是较小的。

5 结 论

从高光谱吸收特征参数与NDVI对FAPAR敏感性分析入手，综合运用高光谱曲线特征吸收峰自动识别法与光谱吸收特征参量化法，提取FAPAR的高光谱吸收特征参数，构建估测天然草

地冠层水平FAPAR的高光谱吸收特征参数模型，经过综合分析，主要结论如下：

(1) 天然草地冠层的光合有效辐射吸收率与冠层高光谱吸收特征参数具有很好的相关性。吸收峰值波长为490 nm处的AD和SAI、吸收峰值波长为680 nm处的AD和SAI，以及吸收峰值波长为1450 nm处的SAI与FAPAR值的相关系数均通过了0.01极显著检验水平。其中，“红波段吸收峰(680 nm)”SAI对FAPAR的变化最为敏感，当植被覆盖度较高时，其饱和性相比红波段吸收峰值反射率与NDVI值有较大的提升。

(2)利用冠层高光谱吸收特征参数可以建立冠层FAPAR的估测模型。通过线性与非线性拟合建立FAPAR估算模型，结果表明，以“红波段吸收峰”SAI为变量的倒数方程为单变量估算模型中的最佳模型，其估算结果达到极显著水平，建模与检验的判定系数 R^2 均超过0.70。

(3)高光谱吸收特征参数更适用于中、高覆盖度的天然草地FAPAR监测。基于光谱吸收特征参数建立的FAPAR估算模型在植被覆盖度处于中与高时，其FAPAR预测精度比NDVI模型有不同程度的提高，一定程度上弥补了经典植被指数NDVI因饱和问题在估算FAPAR时的不足，为研究植被FAPAR反演提供新的思路与参考。事实上，饱和现象一直以来是植被指数法估算植被FAPAR的重要瓶颈之一，但大多研究都是通过构建新型植被指数反演植被叶面积指数(LAI)与FAPAR为突破口。如陈瀚阅等人(2012)基于二向反射特性的归一化植被指数(NHVI)联合EVI、SAVI和热暗点指数(HDS)，构建了新型植被指数EHVI和SAHVI，经冬小麦地面试验验证新型植被指数与LAI线性关系，EHVI_443/670($R_2 = 0.944/0.907$)、SAHVI_443/670($R_2 = 0.930/0.892$)要优于NHVI_443/670($R_2 = 0.888/0.851$)、EVI($R_2 = 0.787$)、SAVI($R_2 = 0.745$)、NDVI($R_2 = 0.647$)，能有效缓解LAI估算中植被指数饱和现象；王福民等人(2007)使用水稻小区试验冠层光谱数据模拟Landsat 5卫星蓝、绿、红光波段，将其组合并代替NDVI中的红光波段，进行水稻LAI的估算，通过建立拟合方程表明新型植被指数的平均拟合效果比NDVI提高了2.34%；赵虎等人(2011)结合简单比值植被指数和归一化植被指数的优势，提出了作物(以玉米和大豆为实验对象)长势遥感监测指标

(GRNDV), 可在一定程度上改善归一化植被指数在高植被覆盖度地区容易发生饱和现象的设计缺陷。但是这些新型植被指数普遍基于常规植被指数的算式, 而NIR/Red比值的常规植被指数算式本身存在容易饱和的缺陷, 从而会影响估算精度。同这些新型植被指数相比, 本文的高光谱吸收特征参数虽然在提高饱和效果上不是最好的, 但是红波段吸收峰SAI不仅避免使用NIR/Red比值的常规植被指数算式, 而且能表达地物光谱吸收特征的更多细节信息, 理论上更具有优势。从实际应用情况看, 在植被覆盖度较高时, 红波段吸收峰SAI对FAPAR的饱和性相比红波段吸收峰的峰值点反射率和NDVI均有明显提升, 有效提高了对天然草地FAPAR的敏感性, 可作为FAPAR反演的新参数。当然, 下一步需要从扩大样本数量、提高群落的均一性、以及进一步对光谱吸收特征参数作强化红波段与近红外波段差别的数学变换等方面加强研究, 以减少土壤背景干扰。

参考文献(References)

- Bonhomme R. 2000. Beware of comparing RUE values calculated from PAR vs solar radiation or absorbed vs intercepted radiation. *Field Crops Research*, 68(3): 247 – 252 [DOI: 10.1016/S0378-4290(00)00120-9]
- Chen H Y, Niu Z, Huang W J, Huang N and Zhang Y. 2012. Estimation of winter wheat LAI using hotspot-signature vegetation indices. *Transactions of the CSAE*, 28(1): 167-172 (陈瀚阅, 牛铮, 黄文江, 黄妮, 张瀛. 2012. 基于热点植被指数的冬小麦叶面积指数估算. *农业工程学报*, 28(1): 167 – 172 [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.01.030])
- Chen Y M, Lv S H, Feng Z Y and Ye S X. 2012. The spectral model for estimating above - ground net primary productivity on Hulunbeier grassland, Inner Mongolia, China. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 26(5): 108 – 112(陈艳梅, 吕世海, 冯朝阳, 叶生星. 2012. 呼伦贝尔草原生物量估算的光谱模型. *干旱区资源与环境*, 26(5): 108 – 112)
- Clark R N and Roush T L. 1984. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research*, 89(B7): 6329 – 6340 [DOI: 10.1029/JB089iB07p06329]
- Cristiano P M, Posse G, Di Bella C M and Jaimes F R. 2010. Uncertainties in FPAR estimation of grass canopies under different stress situations and differences in architecture. *International Journal of Remote Sensing*, 31(15): 4095 – 4109 [DOI: 10.1080/01431160903229192]
- Curran P J. 1989. Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 30(3): 271 – 278 [DOI: 10.1016/0034-4257(89)90069-2]
- Dong T F, Meng J H and Wu B F. 2012. Overview on methods of deriving fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) using remote sensing. *Acta Ecologica Sinica*, 32(22): 7190-7201 (董泰锋, 蒙继华, 吴炳方. 2012. 基于遥感的光合有效辐射吸收比率(FPAR)估算方法综述. *生态学报*, 32(22): 7190 – 7201 [DOI:10.5846/stxb201110241573])
- Du Z Q, Wang J and Shen Y D. 2006. Estimating model of grassland above-ground biomass based on remote sensed data in Shandan County. *Remote Sensing Technology and Application*, 21(4): 338-343(杜自强, 王建, 沈宇丹. 2006. 山丹县草地地上生物量遥感估算模型. *遥感技术与应用*, 21(4): 338 – 343)
- Gao Y H, Chen L F, Liu Q H, Gu X F and Tian G L. 2006. Research on remote sensing model for FPAR absorbed by chlorophyll. *Journal of Remote Sensing*, 10(5): 798-803 (高彦华, 陈良富, 柳钦火, 顾行发, 田国良. 2006. 叶绿素吸收的光合有效辐射比率的遥感估算模型研究. *遥感学报*, 10(5): 798 – 803) [DOI:10.11834/jrs.200605118]
- Goward S N and Huemmrich K F. 1992. Vegetation canopy PAR absorptance and the normalized difference vegetation index: an assessment using the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 39(2): 119 – 140 [DOI: 10.1016/0034-4257(92)90131-3]
- Haboudane D, Miller J R, Pattey E, Zarco-Tejada P J and Strachan I B. 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90(3): 337 – 352 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.12.013]
- Hall F G, Huemmrich K F and Goward S N. 1990. Use of narrow-band spectra to estimate the fraction of absorbed photosynthetically active radiation. *Remote Sensing of Environment*, 32(1): 47 – 54 [DOI: 10.1016/0034-4257(90)90097-6]
- He F Q, He Z W and Yin J Z. 2006. Gradation calibration and Information extraction of soil and water loss factors based on RS and GIS-The case of Panzhihua city. *Science of Surveying and Mapping*, 31(4): 126-127, 111 (贺奋斗, 何政伟, 尹建忠. 2006. 基于遥感和GIS的水土流失因子信息提取与分级定标研究—以攀枝花市为例. *测绘科学*, 31(4): 126 – 127, 111) [DOI:10.3771/j.issn.1009-2307.2006.04.044]
- Huemmrich K F and Goward S N. 1997. Vegetation canopy PAR absorptance and NDVI: an assessment for ten tree species with the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 61(2): 254 – 269 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00042-4]
- Inner Mongolia Statistical Office. 2014. *Inner Mongolia Statistical Yearbook*, 2014. Beijing: China Statistics Press(内蒙古自治区统计局. 2014. 2014年内蒙古统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Jago R A, Cutler M E J and Curran P J. 1999. Estimating canopy chlorophyll concentration from field and airborne spectra. *Remote Sensing of Environment*, 68(3): 217 – 224 [DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00113-8]

- Kaufman Y J and Tanre D. 1992. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 261 – 270 [DOI: 10.1109/36.134076]
- King D A, Tuner D P and Ritts W D. 2011. Parameterization of a diagnostic carbon cycle model for continental scale application. *Remote Sensing of Environment*, 115(7): 1653 – 1664 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.02.024]
- Kokaly R F and Clark R N. 1999. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression. *Remote Sensing of Environment*, 67(3): 267 – 287 [DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00084-4]
- Liu J G, Miller J R, Haboudane D, Pattey E and Hochheim K. 2008. Crop fraction estimation from CASI hyperspectral data using linear spectral unmixing and vegetation indices. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(S1): S124 – S138 [DOI: 10.5589/m07-062]
- Lobell D B, Asner G P, Ortiz-Monasterio J I and Benning T L. 2003. Remote sensing of regional crop production in the Yaqui valley, Mexico: estimates and uncertainties. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 94(2): 205 – 220 [DOI: 10.1016/S0167-8809(02)00021-X]
- Mynden R B and Williams D L. 1994. On the relationship between FA-PAR and NDVI. *Remote Sensing of Environment*, 49(3): 200 – 211 [DOI: 10.1016/0034-4257(94)90016-7]
- Nakaji T, Ide R, Oguma H, Saigusa N and Fujinuma Y. 2007. Utility of spectral vegetation index for estimation of gross CO₂ flux under varied sky conditions. *Remote Sensing of Environment*, 109(3): 274 – 284 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.01.006]
- Qiu G X. 1984. The photosynthetically active radiation. *Plant Physiology Communications*, (5): 49 – 51(邱国雄. 1984. 光合有效辐射. 植物生理学通讯, (5): 49 – 51)
- Sellers P J, Mintz Y, Sud Y C and Dalcher A. 1986. A simple biosphere model (SIB) for use within general circulation models. *Journal of Atmosphere Sciences*, 43(6): 505 – 531 [DOI: 10.1175/1520-0469(1986)043<0505:ASBMFU>2.0.CO;2]
- Shi Z Y, Gao X F and Xie Y. 2005. The application of SUNSCAN canopy analysis system in the Measurement of field ecosystem. *Agriculture Research in the Arid Areas*, 23(4): 78 – 82 (史泽艳, 高晓飞, 谢云. 2005. SUNSCAN冠层分析系统在农田生态系统观测中的应用. 干旱地区农业研究, 23(4): 78 – 82 [DOI:10.3321/j.issn:1000-7601.2005.04.016])
- Song K S, Zhang B, Wang Z M, Zhang Y Z and Liu H J. 2006. Soybean LAI estimation with *in-situ* collected hyperspectral data based on BP-Neural networks. *Scientia Agricultura Sinica*, 39(6): 1138 – 1145 (宋开山, 张柏, 王宗明, 张渊智, 刘换军. 2006. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究. 中国农业科学, 39(6): 1138 – 1145 [DOI:10.3321/j. issn:0578-1752.2006.06.007])
- Tang Q and Niu Z. 2008. Approach for remote sensing system development based on IDL and ENVI redevelopment. *Journal of Computer Applications*, 28(S1): 270 – 272, 276(汤泉, 牛铮. 2008. 基于IDL与ENVI二次开发的遥感系统开发方法. 计算机应用, 28(S1): 270 – 272, 276)
- The Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. 2008. Standards for Classification and Gradation of Soil Erosion. Beijing: China Water and Power Press(中华人民共和国水利部. 2008. 土壤侵蚀分类分级标准. 北京: 中国水利水电出版社)
- Tong Q X, Zhang B and Zheng L F. 2006. Hyperspectral Remote Sensing - Principle, Technology and Application. Beijing: Higher Education Press: 137-158(童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 2006. 高光谱遥感原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社: 137 – 158)
- Wang F M, Huang J F, Tang Y L and Wang X Z. 2007. New vegetation index and its application in estimating leaf area index of rice. *Chinese Journal of Rice Science*, 21(2): 159 – 166 (王福民, 黄敬峰, 唐延林, 王秀珍. 2007. 新型植被指数及其在水稻叶面积指数估算上的应用. 中国水稻科学, 21(2): 159 – 166) [DOI: 10.1016/S1672-6308(07)60027-4]
- Wang H J, Fan W J, Cui Y K, Zhou L, Yan B Y, Wu D H and Xu X R. 2010. Hyperspectral remote sensing monitoring of grassland degradation. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 30(10): 2734 – 2738 (王焕炯, 范闻捷, 崔要奎, 周磊, 闫彬彦, 吴代晖, 徐希孺. 2010. 草地退化的高光谱遥感监测方法. 光谱学与光谱分析, 30(10): 2734 – 2738) [DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2010)10-2734-05]
- Wang J N, Zheng L F and Tong Q X. 1996. The spectral absorption identification model and mineral mapping by imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment China*, 11(1): 20 – 31 (王晋年, 郑兰芬, 童庆禧. 1996. 成像光谱图象光谱吸收鉴别模型与矿物填图研究. 环境遥感, 11(1): 20 – 31)
- Wang Z X, Liu C and Huete A. 2003. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: advances in vegetation index research. *Acta Ecologica Sinica*, 23(5): 979 – 987 (王正兴, 刘闯, 胡铁. 2003. 植被指数研究进展: 从AVHRR-NDVI到MODIS-EVI. 生态学报, 23(5): 979 – 987) [DOI:10.3321/j.issn:1000-0933.2003.05.020]
- Wu B F, Zeng Y and Huang J L. 2004. Overview of LAI/FPAR retrieval from remotely sensed data. *Advance in Earth Sciences*, 19(4): 585 – 590 (吴炳方, 曾源, 黄进良. 2004. 遥感提取植物生理参数 LAI/FAPAR的研究进展与应用. 地球科学进展, 19(4): 585 – 590) [DOI:10.3321/j.issn:1001-8166.2004.04.015]
- Zhang C M and Zhang J M. 2012. Research on the spectral characteristics of grassland in arid regions based on hyperspectral image. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 32(2): 445 – 448 (张春梅, 张建明. 2012. 基于高光谱影像的干旱区草地光谱特征分析, 光谱学与光谱分析, 32(2): 445-448) [DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2012)02-0445-04]
- Zhao H, Yang Z W, Li L and Di L P. 2011. Improvement and comparative analysis of indices of crop growth condition monitoring by remote sensing. *Transactions of the CSAE*, 27(1): 243 – 249 (赵虎, 杨正伟, 李霖, 狄黎平. 2011. 作物长势遥感监测指标的改进与比较分析. 农业工程学报, 27(1): 243 – 249) [DOI:10.3969/j. issn.1002-6819.2011.01.039]
- Zheng L F and Wang J N. 1992. A study on imaging spectrometry and its extraction of image spectral information. *Remote Sensing of Environment China*, 7(1): 49-58(郑兰芬, 王晋年. 1992. 成像光谱遥感技术及其图像光谱信息提取的分析研究. 环境遥感, 7(1): 49-58)

Spectral absorption characteristic parameters in inverting FAPAR of natural grassland

LI Zhe^{1,2}, GUO Xudong², GU Chun³, YAO Kuo², LYU Chunyan², ZHANG Lulu²

1. School of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Chinese Land Surveying and Planning Institute, Key Laboratory of Land Use, Ministry of Land and Resources, Beijing 100035, China;

3. Chengdu Capitastrum Affairs Center, Chengdu 610074, China

Abstract: The Vegetation Index method is often used in remote sensing estimation of vegetation Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation(FAPAR), but the estimation accuracy of the Vegetation Index method is often affected by “saturation” of spectral reflectance in the“red band absorption peak.” The article is aimed at developing new parameters to improve the estimation precision of FAPAR, particularly in average or high vegetation coverage.

Given that the hyperspectral absorption characteristic parameters can be used to interpret the spectral absorption feature details of ground object, we develop the automatic recognition method of the characteristic absorption peakof the hyperspectral curve based on the differential and envelope removal methods to identify thecharacteristic absorption peaks sensitive to FAPAR. We extract the hyperspectral absorption characteristic parameters based on the continuum removal method and Spectral Absorption Index(SAI). By combining the characteristic absorption peaks with hyperspectral absorption characteristic parameters, we build a hyperspectral absorption characteristic parameters model to estimate the FAPAR of natural grassland canopies.

The results are listed below:(1) The hyperspectral absorption characteristic parameters have a high correlation with the FAPAR, and the SAI of the “red band absorption peak” is the most sensitive parameter to the change of FAPAR. Compared with the reflectivity of the “red band absorption peak” and Normalized Difference Vegetation Index(NDVI), saturation in the high vegetation coverage level was significantly improved.(2) The best estimation model is the logarithmic equation, which takes the SAI of the “red band absorption peak” as a variable. Compared with the NDVI model, the prediction accuracy of FAPAR exhibits varying degrees of improvement while in the average or high vegetation coverage level.

The hyperspectral absorption characteristic parameters can remedy, to some extent, the defects caused by the“saturation” problem of the Vegetation Index in estimating FAPAR, can be used as a new inversion parameter of vegetation FAPAR, and can monitor the FAPAR of natural grassland in the average or high vegetation coverage level.

Key words: hyperspectral curve, characteristic absorption peak, absorption characteristic parameters, fraction of absorbed photosynthetically active radiation, natural grassland

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41271200)