

利用高光谱数据快速估算高羊茅 牧草光合色素的研究

钱育蓉^{1,2}, 杨峰¹, 李建龙^{1*}, 干晓宇¹, 杨齐¹, 王卫源³

(1. 南京大学生命科学学院, 江苏 南京 210093; 2. 新疆大学软件学院, 新疆 乌鲁木齐 830046; 3. 新疆军区司令部机要处, 新疆 乌鲁木齐 830042)

摘要:光合色素是植物体进行初级生产的重要物质, 能够间接反映植被的健康状况与光合能力, 同时, 高光谱遥感为快速、大面积监测植被的色素变化提供了可能。本研究以高羊茅牧草为材料, 实测了高羊茅冠层的高光谱反射率与光合色素含量数据, 对二者进行了相关分析, 从 5 大类 12 个高光谱特征变量 (R_g 、 R_{710} 、 $D\lambda_r$ 、 $D\lambda_{700}$ 、 $D[\log(1/\lambda_r)]$ 、 S_g 、 RVI_a 、 RVI_b 、 $PSSR$ 、 $PSND$ 、 R_{th} 、 $CARI$) 中挑选了光合色素敏感参数, 建立了植被指数光合色素估算模型。结果表明, 光合色素叶绿素 a、叶绿素 b、总叶绿素和类胡萝卜素与原始光谱进行相关性比较分析时, 叶绿素 b 效果最好; 原始光谱、光谱一阶导和倒数对数一阶导 3 种光谱形式与光合色素进行比较分析时, 光谱一阶导在 700 nm 附近与光合色素相关性最好, 相关系数为 -0.897; 通过 12 个高光谱特征变量与光合色素相关性比较, 选择达到极显著水平的 6 个变量: R_g 、 $D\lambda_{700}$ 、 $D[\log(1/R_{730})]$ 、 RVI_b 、 R_{th} 、 $CARI$ 进行光合色素含量的回归模型建立, 这为利用物理方法快速、无损探测高羊茅牧草的营养状况及牧草质量提供了理论支持。

关键词:高羊茅牧草; 光合色素; 高光谱数据; 高光谱特征变量; 回归模型

中图分类号: S688.4; S543⁺.9; Q945.11 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-5759(2009)04-0094-09

* 高羊茅 (*Festuca arundinacea*) 是禾本科羊茅属的多年生草本植物, 丛生型, 须根发达, 植株强健, 具有耐寒、耐热、耐潮湿、耐酸、耐干旱和产草量高等特点, 是人工草原的优良牧草之一^[1,2]。营养状况良好的高羊茅牧草产草量高、草质优, 对其提高载畜量和发挥生态功能均起着重要的作用, 同时, 由于植被光合色素 (叶绿素 a、叶绿素 b 和类胡萝卜素) 含量与其光合能力、发育阶段和氮素状况均有较好的相关性, 因此, 植被光合色素含量已经成为评价植物长势和健康状况, 检测光合作用、氮素状况和病害污染等胁迫的一种高效的植物健康指示剂^[3,4]。

近年来, 随着高光谱分辨率遥感的应用, 使得利用反射光谱数据来估测植被叶绿素含量和氮素状况已经成为植被遥感监测和遥感估产的一种重要手段, 但其模型定量研究大多集中在玉米 (*Zea mays*)、水稻 (*Oryza sativa*)、大豆 (*Glycine max*) 等粮食作物上^[5,6], 且大多针对植被叶片或者单个植株进行, 对草地群体冠层色素含量的高光谱估算模型还鲜有报道。光合色素含量是反映植被群体光合作用强弱、植被长势的重要参量, 它与叶面积指数、生物量等参量共同反映了农作物的生长状况和生产能力。有研究表明, 当叶片单位组成成分中干物质重量的光合色素浓度相等, 不同冠层色素浓度可能有很大的差异^[7], 而利用群体光谱数据估算植被叶绿素含量。一定程度上克服了叶面积指数主要反映叶面积而忽略了植株状况的缺点; 还弥补了叶片叶绿素含量只能反映单个植株的长势而不能表达植被群体长势的不足。本研究结合高羊茅牧草的生长发育规律, 从挑选高光谱特征变量和构造光合色素拟合模型两方面着手深入研究了高羊茅牧草冠层的高光谱反射率和光合色素含量之间的相关关系和估算模型, 挑选能和光合色素有较好拟合的光谱指数, 用于辐射光合效率和植被健康状态的估测, 以此促进高光谱遥感技术在牧草营养状况和草质监测中的应用。

1 材料与方法

1.1 材料

1.1.1 试验材料 供试材料是冷季型高羊茅牧草品种凌志 (*F. arundinacea* cv. Barlexas), 草种于 2007 年由

* 收稿日期: 2008-10-28; 改回日期: 2008-12-31

基金项目: 国家高技术 (863 计划) 专题项目 (2007AA10Z231) 资助。

作者简介: 钱育蓉 (1980-), 女, 满族, 山东武城人, 讲师, 博士。E-mail: QYR@xju.edu.cn

* 通讯作者。E-mail: jlli2008@nju.edu.cn

克劳沃草业集团提供。

1.1.2 试验设计 试验在南京大学牧草试验地进行,采用盆栽施肥法进行不同施肥处理,盆径 12 cm,盆高 10 cm,土壤为普通湿润砂质新成土,基础肥力为:有机质含量 1.35%,水解氮 71.25 mg/kg,速效磷 43.31 mg/kg,速效钾 106.47 mg/kg。选择健康的高羊茅草种于 2008 年 3 月 15 日播种,每盆均匀播种 175~180 粒种子。种子出苗前隔天喷洒少量水,出苗后隔天浇 1 次透水,草种出齐苗后生长 3 周,进行施肥处理,肥料为常用牧草复合肥(N:P:K=10:9:9),每周施肥 1 次,共施 3 次。试验设 3 个处理,1)对照处理:以施水为对照,记作 CK;2)肥 1 处理:根据花盆面积施 5 g/m² 的复合肥,记作 F1;3)肥 2 处理:根据花盆面积施 15 g/m² 的复合肥,记作 F2。以上处理肥料均溶于 150 mL 水中在早晨进行均匀施浇,每个处理 4 个重复。最后 1 次处理后 1 周内进行数据测定。

1.2 测量方法

1.2.1 光谱测定 在晴朗无云无风或微风天气下(具体日期为 4 月 28 日、5 月 16 日和 5 月 29 日),11:00—13:00(太阳高度角为 50°~55°),用地物光谱仪(ASD,FieldSpecRFR,384.7~1 075.5 nm,共 512 个波段,波段宽度为 1.3~1.5 nm)分别测定不同施肥处理的高羊茅牧草冠层光谱反射率。测量时,高光谱仪视场角为 15°,传感器探头垂直向下,距冠层高度约 20 cm,探测面积直径约 5.2 cm。每个处理重复测 9 次,即在花盆的 1 个位置正上方测 3 次,旋转花盆约 120°后测 3 次,然后再旋转花盆约 120°测 3 次,取平均值作为 1 个重复的光谱反射率值,最后以 3 个重复的光谱反射率的平均值作为处理的光谱反射率值。

光谱测定是在高羊茅成坪后,盖度达到 80%~95%时测定的。在室外太阳光下测量植被光谱反射率时,反射率大小与太阳高度角有关,并且由于植被冠层不是绝对的漫反射体,而校正白板是标准漫反射体,测量时需要及时进行标准白板校正,即每测完 1 个处理,用标准白板校正 1 次(标准白板反射率为 1,因此所得目标物光谱为无量纲的相对反射率)。

高羊茅群体冠层高光谱反射率谱线在不同的时期、温度、水肥条件下总体趋势大体保持一致,局部波段有差异,谱线没有较大误差。由于叶绿素和类胡萝卜素特有的生化结构,其因电子跃迁造成的光谱吸收仅体现在可见光区域,具体地说,叶绿素 a(Chla)在 380~450 和 675 nm,叶绿素 b(Chlb)在 410~470 和 610 nm,类胡萝卜素(Cars)在 470 nm 附近都有显著的吸收峰^[7,8],赵祥等^[9]的研究也表明,小麦(*Triticum aestivum*)冠层波谱与叶绿素含量的回归反演计算模型在 350~1 060 nm 波段具有较高的反演精度,因此本研究只考虑植被色素与高光谱反射率在 400~1 000 nm 波段的相关性。

1.2.2 光合色素测定 对应观测高羊茅冠层高光谱的叶片,随机剪切 0.1 g,按照丙酮:无水乙醇:蒸馏水=4.5:4.5:1.0 的混合液提取叶片色素,在波长 663,646 和 470 nm 下测定光密度,然后计算叶绿素和类胡萝卜素含量^[10]。每个处理重复测 3 次,以其平均值作为色素含量。

1.2.3 高光谱数据特征参数及其提取 为了探究高羊茅牧草冠层反射光谱的特征,便于对其进行光谱匹配和分解,以解释其光谱特征的物理学、生物化学、植物学和植物生理学的机理,需要提取目标物光谱的一些参数。常见的高光谱参数有各类高光谱植被指数、各类高光谱数据变换形式(如取对数变换、微分变换)构建的光谱参数、光谱吸收指数、“蓝边”参数、“红边”参数、“绿峰”参数、红光吸收谷参数等。本研究所使用的高光谱变量主要有基于光谱位置的变量、基于光谱面积的变量和基于高光谱植被指数的变量,其定义见表 1。

2 结果与分析

2.1 光合色素差异分析

高羊茅经过施肥处理后(F1 和 F2)光合色素含量与未施肥处理(对照 CK)相比显著提高($P<0.05$)(表 2),说明施肥处理后产生了明显的效果。中肥 F1 处理下,色素含量最高,随着施肥浓度的提高,光合色素 Chla、Chlb、Cars 和叶绿素总量(Chls)的含量都有下降趋势。究其原因可能是施肥浓度过高,发生肥害,引起光合色素浓度发生变化。

2.2 光合色素与高光谱特征数据的关系分析

2.2.1 光合色素与高光谱原始数据的相关性分析 Chla、Chlb、Chls(叶绿素总量)和 Cars 的含量与高羊茅冠层

表 1 高光谱特征变量的定义及描述

Table 1 The definition and description of hyperspectral typical variants

光谱变量 Spectral variant	名称 Name	定义和描述 Definition and description
R_i	光谱反射率 Reflectance	原始光谱中波段 i 处的反射率数值 Reflectance at the specified wavelength
$D\lambda_i$	一阶导数光谱 First derivation of R	波段 i 处的一阶导数光谱数值, 其导数光谱公式为: $R' = \lim_{\Delta\lambda \rightarrow 0} \frac{\Delta R}{\Delta\lambda}$, 计算公式为 $D\lambda_i = R'_i = \frac{R_{i+1} - R_{i-1}}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}}$ The first derivation of R at the i wavelength
$D[\log(1/\lambda_i)]$	倒数对数—一阶导 The first derivative of a pseudo-absorbance spectral signature	原始光谱中波段 i 处的反射率数值倒数对数的一阶微分 ^[7] The first derivative of a pseudo-absorbance spectral signature at wavelength i , $\log(\frac{1}{R})' = \lim_{\Delta\lambda \rightarrow 0} \frac{\Delta \log(\frac{1}{R})}{\Delta\lambda}$, 为 It is: $D[\log(\frac{1}{\lambda_i})] = \log(\frac{1}{R_i})' = \frac{\log(\frac{1}{R_{i+1}}) - \log(\frac{1}{R_{i-1}})}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}}$
$D\lambda_r$	红边幅值 The first derivation of red edge	覆盖范围为 680~760 nm, $D\lambda_r$ 是红边内一阶导数光谱的最大值 The maximum reflectance of first derivative spectrum between 680 and 760 nm
λ_r	红边位置 Red edge position	$D\lambda_r$ 所对应的波长位置(nm) Wavelength corresponding to the $D\lambda_r$
R_g	绿峰反射率 The reflectance at green peak	覆盖范围为 510~560 nm, R_g 是绿光范围内最大的光谱反射率 The maximum reflectance between 510 and 560 nm
λ_g	绿峰位置 Green peak position	R_g 所对应的波长位置(nm) Wavelength corresponding to the R_g
R_{rv}	红谷反射率 The reflectance at red vale	覆盖范围为 650~690 nm, R_{rv} 是红光范围内最小的光谱反射率 The minimum reflectance between 650 and 690 nm
S_g	绿峰面积 The area of the reflectance green peak	510~560 nm 原始光谱曲线所包围的面积 The area of the reflectance between 510~560 nm
RVI_{ij}	比值植被指数 Ratio vegetation index	$RVI_{ij} = R_i/R_j$, 波段 i 和 j 的光谱反射率之比 The ratio of the reflectance in wavelength i and j nm
$PSSR$	色素简单比值指数 Pigment-specific simple ratio	$PSSR = \frac{R_{800}^{[7]}}{R_{680}}$
$PSND$	色素规一化差值指数 Pigment-specific normalized difference	$PSND = \frac{R_{800} - R_{680}^{[7]}}{R_{800} + R_{680}}$
R_{ch}	叶绿素指数 Chlorophyll index	$R_{ch} = \frac{R_{640} - R_{673}^{[11]}}{R_{673}}$
$CARI$	叶绿素吸收比值指数 Chlorophyll absorption ratio index	$CARI = \frac{R_{700}}{R_{670}} CAR = \frac{R_{700}}{R_{670}} \cdot \frac{670a + R_{670} + b}{\sqrt{a^2 + 1}}, a = \frac{R_{700} - R_{550}}{150}, b = R_{550} - 550a^{[12]}$

表 2 不同施肥水平对高羊茅光合色素含量的影响

Table 2 Effects of different fertilizer level on photosynthetic pigments of *F. arundinacea* turf

mg/g

色素 Pigments	处理 Treatment		
	CK	F1	F2
叶绿素 a 含量 Chla content	1.549±0.090 b	1.817±0.115 a	1.783±0.114 a
叶绿素 b 含量 Chlb content	0.395±0.026 b	0.495±0.032 a	0.478±0.032 a
类胡萝卜素含量 Cars content	0.418±0.016 b	0.479±0.030 a	0.475±0.033 a
总叶绿素含量 Total Chls content	1.944±0.116 b	2.312±0.147 a	2.262±0.146 a

注:不同小写字母表示 0.05 水平上差异显著。

Note: Different lowercase letters mean significant difference at the level of 0.05.

光谱反射率的相关性在不同波段变化趋势一致,但相关性强度存在差异(图 1)。光谱反射率与 Chlb 含量的相关性最大,而与 Cars 含量相关性最差;原始光谱和光合色素在可见光波段 500~710 nm 保持稳定的较高负相关性,其相关性在波长 450 nm 处开始增加,并在波长 540 nm 处达到持续稳定状态,在红光区域(710 nm)的相关性最大,而在波长 710 nm 之后相关性下降,并在波长 730 nm 左右达到最低点,然后开始呈正相关,在 765 nm 处达到稳定的正相关拟合度,并持续至 1 000 nm;几种光合色素中,光谱反射率与 Chlb 的相关性最好,与 Cars 的相关性最差,这一结果和宋开山等^[13]利用小波分析所得出的结论相吻合。

高羊茅为多年生草本,丛生型,其冠层多层叶片间反射和多次散射现象在光谱测量过程中普遍存在,有研究表明,随叶片叠加数增加,近红外光反射率增加,透射率降低;可见光反射率基本不变,透射率急剧降低^[4]。基于此有人指出红边与叶片叶绿素浓度之间有关系,还有人提出红边与牧草冠层叶绿素含量有关,进而提出红边是测定叶绿素含量最好的遥感描述方法之一^[14]。高羊茅冠层光谱曲线与叶绿素含量在波长 680~760 nm 处的高相关是因为此波段的光谱特征主要受叶绿素的吸收影响,而在 730 nm 附近正处于叶绿素吸收和叶片反射以及叶片的多次散射的交界处,因而相关性小,而在波长 765 nm 之后,光谱数据和叶绿素含量都反映了叶片的反射和多次散射的信息,所以二者的相关性较好。

2.2.2 光合色素与高光谱一阶导数的相关性分析 在植被高光谱的研究中,使用一阶导数已经成为一种减少低频背景噪声和提高重叠光谱分辨率的常规技术,Blackburn^[7]的研究表明光谱导数方法,特别是光谱反射率倒数对数 $\log(1/R)$ 的一阶导数和冠层叶片单位重量色素含量强相关。王秀珍等^[14,15]的研究结果也证实了导数光谱在消除背景信息的影响方面起到了很好的作用。根据上文 Chlb 与光谱反射率的相关性最佳,在此部分中选用 Chlb 含量与原始光谱(R)、光谱一阶导数 $[D(R)]$ 、光谱倒数对数一阶导数 $\{D[\log(1/R)]\}$ 进行相关性比较分析。

高羊茅牧草冠层的原始光谱、光谱一阶导数、光谱倒数对数一阶导数与 Chlb 含量间的相关性变化比较复杂(图 2),但 3 种光谱形式在波长 650~800 nm 具有较大的相关性,且其相关性较显著、稳定,可以用于构建色素含量的模型。其中,冠层 Chlb 含量和光谱一阶导在 700 nm 附近相关性最好,相关系数为 -0.897。而与原始光谱在 710 nm 附近相关性较好,与光谱倒数对数一阶导在 730~750 nm 相关性较好。光谱一阶导比原始光谱与 Chlb 含量的相关性好,其结果可能与浦瑞良和宫鹏^[16]、吴长山等^[17]对森林冠层及作物群体导数光谱的分析结论相类似。

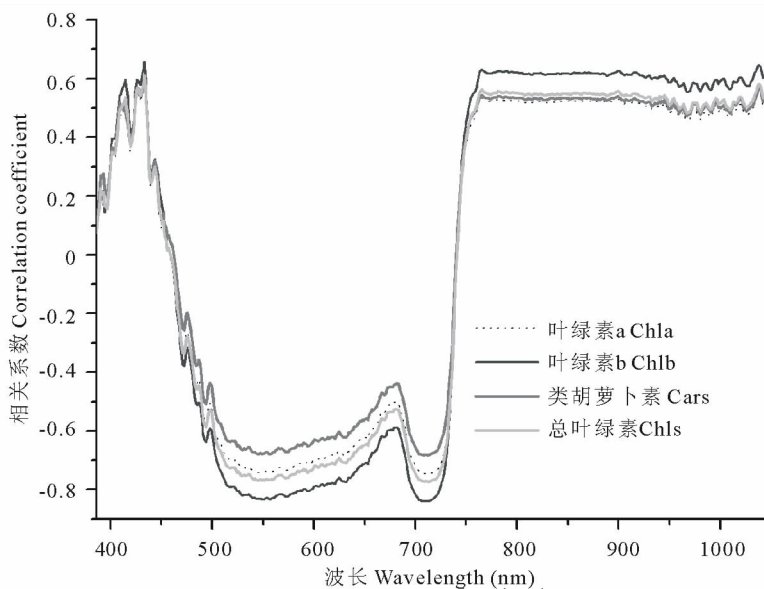


图 1 高羊茅冠层原始光谱与其光合色素的相关性分析

Fig. 1 Correlation coefficient between the photosynthetic pigment and original spectrum in *F. arundinacea* canopy

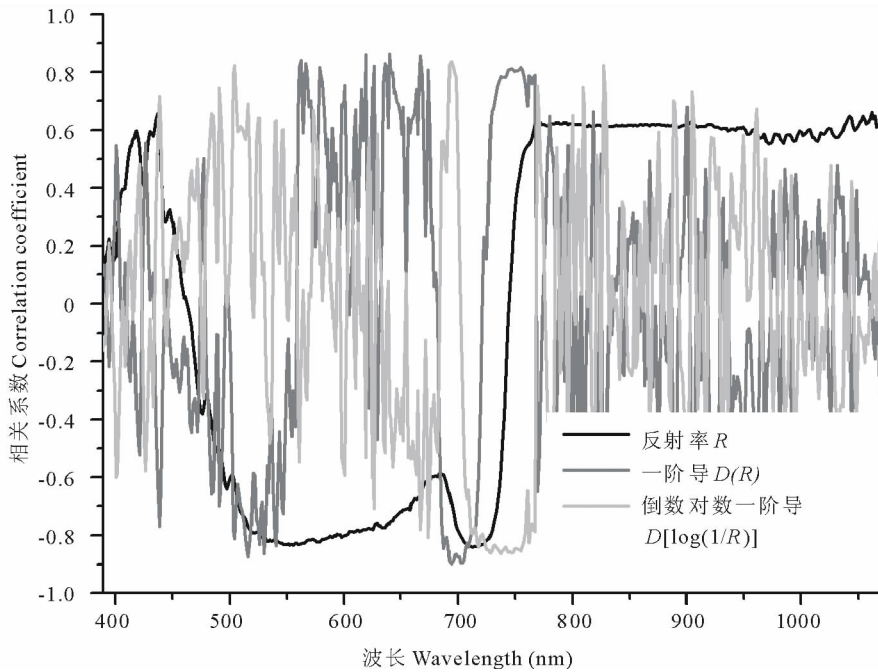


图2 高羊茅冠层的 Chlb 含量与原始光谱 (R)、光谱一阶导数 [$D(R)$]、光谱倒数对数一阶导数 [$D[\log(1/R)]$] 的相关性分析

Fig. 2 Correlation coefficient between the Chlb contents and original spectrum (R), the first derivative spectrum [$D(R)$] and the countdown to the number of first derivative [$D[\log(1/R)]$] in *F. arundinacea* canopy

2.3 光合色素与典型高光谱特征变量的相关性分析

2.3.1 典型高光谱特征变量的抽取 通常使用高光谱数据评价植被色素有 2 类常用方法:一是利用光谱数据、植被指数、导数光谱评价植被色素含量;二是利用红边光学参数评价植被色素含量^[18]。在高羊茅色素的估算中,挑选典型的、与色素相关性较高的高光谱特征变量至关重要。吴长山等^[5]和唐延林等^[6]的研究揭示了玉米、水稻等作物叶片和冠层中的色素浓度与红边位置、多种高光谱特征指数之间具有很好的相关性;Blackburn^[7]的研究表明,落叶树种冠层水平上单一色素含量和 PSSR 强相关,冠层色素含量和 $\log(1/R)$ 的一阶导数也具有强相关关系。

为了筛选典型的高光谱特征变量用于建模估算高羊茅群体冠层叶片色素含量,本研究选用以下 5 类高光谱特征变量,①高光谱反射率:根据图 1 结果和已有试验数据,从 R_{700} 、 R_g 和 R_{710} 中挑选了和色素含量相关系数较高的 R_g 和 R_{710} ;②光谱一阶导数:根据图 2 结果和已有试验数据,从 $D\lambda_r$ 、 $D\lambda_{700}$ 、 $D[\log(1/\lambda_i)]$ 、 $D\lambda_b$ (蓝边幅值)和 $D\lambda_y$ (黄边幅值)中挑选了与色素含量相关系数较高的 $D\lambda_r$ 、 $D\lambda_{700}$ 和 $D[\log(1/\lambda_i)]$ 三个典型光谱一阶导数变换;③基于光谱面积的变量:根据实验数据从 S_g 、 S_r (680~760 nm 的一阶导数光谱曲线所包围的面积)、 S_y (黄边面积, 560~640 nm 的一阶导数光谱曲线所包围的面积)和 S_b (蓝边面积, 490~530 nm 的一阶导数光谱曲线所包围的面积)中挑选了与色素含量相关系数最高的 S_g ;④基于高光谱植被指数的变量:根据唐延林等^[6]的研究结果,挑选了 2 个光谱植被指数 $RVI_a = R_{800}/R_{550}$ 和 $RVI_b = R_{673}/R_{640}$;⑤各种色素指数:挑选了已知的多种色素指数,包括色素简单比值指数 (PSSR)、色素规一化差值指数 (PSND)、叶绿素指数 R_{ch} 、叶绿素吸收比值指数 $CARI$,其详细定义见表 1。

2.3.2 色素与典型高光谱特征变量的相关系数 通过相关系数筛选对高羊茅冠层光合色素含量敏感的典型高光谱特征变量,结果见表 3,所选用的植被指数与叶片叶绿素 a、叶绿素 b、总叶绿素及类胡萝卜素含量之间都具有较好的相关性,抽取 6 个相关性达到了 0.01 的极显著水平的变量: R_g 、 $D\lambda_{700}$ 、 $D[\log(1/R_{730})]$ 、 RVI_b 、 R_{ch} 、 $CARI$,上述 6 个变量和光合色素的相关性强弱关系均表现为 $Chb > Chls > Cha > Cars$ 。

表 3 高羊茅群体冠层特征光谱植被指数与叶绿素、类胡萝卜素的相关系数

Table 3 Correlation coefficient between the typical vegetation indices of canopy spectra and chlorophyll and carotenoid for *F. arundinacea*

色素 Pigment	R_g	R_{710}	$D\lambda_r$	$D\lambda_{700}$	$D[\log(1/R_{730})]$	S_g	RVI_a	RVI_b	$PSSR$	$PSND$	R_{ch}	$CARI$
Chla	-0.739**	-0.744**	0.599*	-0.816**	-0.724**	-0.726**	0.725**	0.743**	0.581*	0.613*	-0.747**	-0.773**
Chlb	-0.831**	-0.839**	0.704*	-0.897**	-0.833**	-0.818**	0.829**	0.831**	0.681*	0.717**	-0.834**	-0.874**
Cars	-0.675*	-0.681*	0.591*	-0.759**	-0.681*	-0.663*	0.685*	0.708**	0.542	0.569	-0.710**	-0.716**
Chls	-0.766**	-0.772**	0.628*	-0.840**	-0.754**	-0.753**	0.755**	0.768**	0.609*	0.642*	-0.772**	-0.802**

注：* 和 ** 分别表示在 0.05 和 0.01 水平上达到显著；Chla、Chlb、Chls 和 Cars 分别表示叶绿素 a、叶绿素 b、总叶绿素及类胡萝卜素含量。下同。

Note: * and ** mean the significant at the level of 0.05 and 0.01, respectively; Chla, Chlb, Chls and Cars indicate the contents of chlorophyll a, chlorophyll b, total chlorophyll and carotenoid, respectively. The same as below.

上述结果中 $D\lambda_{700}$ 和 RVI_b 中波段的选取是根据 2008 年 4 和 5 月的试验数据所得，但植被的不同物候期其“红移”、“蓝移”现象普遍存在，因此，其典型高光谱变量的特征波段也会有所波动， $D\lambda_{700}$ 和 RVI_b 对植被色素含量的指示性可能不具有普遍性。同时，表 3 结果也印证了 $D\lambda_r$ (红边幅值) 可能是单个叶片叶绿素含量较好的评价器，而不是冠层叶绿素含量较好的评价器^[18]。

2.4 色素的高光谱估算模型

2.4.1 Chb 的单变量线性回归模型 在许多研究中使用高光谱遥感数据评价植被叶绿素含量的主要方法还是利用回归方法(特别是逐步回归)找出与叶绿素含量相关的波段，然后建立这些波段(或者波段组合形式，包括植被指数、微分光谱)与叶绿素含量之间的回归分析，建立各种回归模型。本研究采用筛选出的 6 个高光谱特征变量，建立与它们相关性最好的 Chlb 的 4 种回归模型：

1. 线性方程(Linear): $Ch = a + bx$
2. 对数曲线(Logarithmic): $Ch = a + b \ln x$
3. 二次曲线(Auadratic): $Ch = a + bx + cx^2$
4. S 曲线: $Ch = e^{a+b/x}$

如果方程采用 F 检验，水准 $a = 0.001$ ，那么， R_{ch} 和 R_g 的方程拟合不具有显著性。剩余 4 个变量中，与 Chlb 拟合的 R^2 关系表现为 $D[\log(1/R_{730})] > RVI_b > CARI > D\lambda_{700}$ ，其中拟合度较高的 2 个方程为 $Chlb = 0.048 - 0.269D[\log(1/R_{730})] + 0.26D[\log(1/R_{730})]^2$ 和 $Chlb = -0.976 + 7.579RVI_b - 7.757RVI_b^2$ ，其 R^2 均达到 0.819 和 0.896(表 4)。用作逐步回归的 4 个模型中，二次曲线的拟合比其余 3 种模型的拟合度都高。

2.4.2 Chls、Chla 和 Cars 的单变量线性回归模型 构造高羊茅冠层光合色素 Chls、Chla 和 Cars 的估测模型时，利用和上面雷同的方法进行单变量线性拟合，结果如下：

①对 Chls 的拟合过程中，如果方程采用 F 检验，水准 $a = 0.001$ ，那么，6 个高光谱特征变量中拟合度较高的 2 个为 $Chls = -1.855 + 2.381RVI_b - 0.519RVI_b^2$ 和 $Chls = 4.355 - 3.692R_{ch} + 0.806R_{ch}^2$ ，其 R^2 均达到 0.846 和 0.877。

②对 Chla 的拟合过程中，如果方程采用 F 检验，水准 $a = 0.001$ ，那么，6 个高光谱特征变量中拟合度较高的 2 个为 $Chla = -2.185 + 3.391RVI_b - 0.939RVI_b^2$ 和 $Chla = 4.866 - 5.259R_{ch} + 1.459R_{ch}^2$ ，其 R^2 均达到 0.818 和 0.851。

③对 Cars 的拟合过程中，如果方程采用 F 检验，水准 $a = 0.001$ ，那么，拟合度较高的 2 个为 $Cars = -4.263 + 21.697RVI_b - 22.861RVI_b^2$ 和 $Cars = 8.014 - 33.317R_{ch} + 35.145R_{ch}^2$ ，其 R^2 均达到 0.854 和 0.885。

④用作逐步回归的 4 个模型中，二次曲线的拟合比其余 3 种模型的拟合度都高。

表 4 高羊茅群体冠层叶片叶绿素 b 含量与光谱特征植被指数的回归方程

Table 4 Regression equations relating the spectra specific vegetation indices of canopy leaves to

Chlb contents for *F. arundinacea*

变量 Variant	回归模型 Regression model	回归系数 R^2	标准误差 S. E.	F 检验 F-test	显著性 Sig.
R_g	$\text{Chlb} = 0.716 - 0.06R_g$	0.690	0.028	22.275	0.001
	$= 0.845 - 0.267\ln R_g$	0.678	0.028	21.095	0.001
	$= 0.565 + 0.008R_g - 0.007R_g^2$	0.695	0.029	10.263	0.005
	$= e^{-1.414 + 2.65/R_g}$	0.677	0.064	20.975	0.001
$D\lambda_{700}$	$\text{Chlb} = 17.731 - 20.138D\lambda_{700}$	0.703	0.656	23.696	0.001
	$= 1.366 - 9.084\ln D\lambda_{700}$	0.728	0.627	26.821	0.000
	$= 50.031 + 163.431D\lambda_{700} - 166.292D\lambda_{700}^2$	0.797	0.571	17.721	0.001
	$= e^{1.139 + 0.450/D\lambda_{700}}$	0.730	0.071	27.016	0.000
RVI_b	$\text{Chlb} = 0.557 + 0.642RVI_b$	0.691	0.022	22.346	0.001
	$= 1.081 + 0.292\ln RVI_b$	0.727	0.020	26.963	0.000
	$= -0.976 + 7.579RVI_b - 7.757RVI_b^2$	0.896	0.013	38.820	0.000
	$= e^{0.187 - 0.158/RVI_b}$	0.768	0.022	30.080	0.000
R_{ch}	$\text{Chlb} = 0.582 - 0.728R_{ch}$	0.695	0.028	22.760	0.001
	$= 0.006 - 0.128\ln R_{ch}$	0.637	0.030	17.534	0.002
	$= 0.538 - 0.244R_{ch} - 1.216R_{ch}^2$	0.702	0.029	10.621	0.004
	$= e^{-1.071 + 0.045/R_{ch}}$	0.558	0.075	12.624	0.005
$CARI$	$\text{Chlb} = 0.677 - 0.013CARI$	0.763	0.024	32.218	0.000
	$= 1.116 - 0.232\ln CARI$	0.750	0.025	30.009	0.000
	$= 0.587 - 0.003CARI + 0.000CARI^2$	0.766	0.026	14.731	0.001
	$= e^{-1.346 + 0.106/CARI}$	0.746	0.057	29.439	0.000
$D[\log(1/R_{730})]$	$\text{Chlb} = -0.003 - 0.36D[\log(1/R_{730})]$	0.740	0.001	28.528	0.000
	$= -0.32 - 0.016\ln\{D[\log(1/R_{730})]\}$	0.763	0.001	32.111	0.000
	$= 0.048 - 0.269D[\log(1/R_{730})] + 0.26D[\log(1/R_{730})]^2$	0.819	0.001	20.329	0.000
	—	—	—	—	—

注：—表示无法拟合。

Note: — indicates that no ways to fitting.

3 结论

本研究在高羊茅牧草关键生长期进行了 3 次试验, 同步采集了高羊茅冠层光谱反射率与叶片色素含量数据, 分别对获取的数据进行了光合色素与原始光谱、导数光谱的相关分析, 典型高光谱特征指数的挑选以及色素的线性回归模拟, 通过分析得出以下结论。

高羊茅牧草冠层光谱反射率与 Chla、Chlb、Chls 和 Cars 密切相关, 其原始光谱和植被 3 种单一色素的相关性在 710 nm 处均达最高, 且 3 种单一色素中, Chlb 的相关性最好, Cars 的相关性最差。

原始光谱、光谱一阶导数和光谱倒数对数一阶导在波长 650~800 nm 与色素含量有较大的相关性, 且其相关性较显著、稳定。单就植被冠层 Chlb 含量而言, 它和原始光谱在 710 nm 附近相关性最好, 和光谱一阶导在 700 nm 附近相关性最好, 和光谱倒数对数一阶导在 730~750 nm 最相关, 其中和光谱一阶导的相关系数在 700 nm 附近达到最大, 为 -0.897, 比原始光谱反射率与叶绿素含量的相关性更优。

从 5 大类高光谱变量中挑选了 12 个典型变量, 与 3 种单一色素含量进行相关分析, 得到相关性达到极显著水平的 6 个变量, 分别为 R_g 、 $D\lambda_{700}$ 、 $D[\log(1/R_{730})]$ 、 RVI_b 、 R_{ch} 、 $CARI$, 采用 4 种单变量线性回归模型进行植

被单一色素含量的模型拟合。

光合色素拟合结果表明,高光谱变量 $D[\log(1/R_{730})]$ 、 RVI_b 和 R_{ch} 与光合色素含量具有较好的拟合效果,且 4 种拟合模型中二次曲线拟合模型相关性最高。利用高羊茅群体冠层光谱数据得到的光合色素含量的最优拟合方程为 $Chlb = -0.976 + 7.579RVI_b - 7.757RVI_b^2$, $Chla = 4.866 - 5.259R_{ch} + 1.459R_{ch}^2$, $Chls = 4.355 - 3.692R_{ch} + 0.806R_{ch}^2$ 和 $Cars = 8.014 - 33.317R_{ch} + 35.145R_{ch}^2$, 其 R^2 分别为 0.896, 0.851, 0.877 和 0.885。

基于高光谱植被指数与作物生理参数,通过植被指数来建立的植被冠层色素的估算模型均有一定误差,误差来源除了光谱仪自身的信噪比外,植被类型、生育阶段、生长条件以及测量环境等诸多因素都会影响统计模型的建立。而基于辐射传输方程或几何光学原理建立的 PROSPECT、SAIL 等 RT 模型虽然有深厚的物理基础,但是模型的参数过于复杂,有些参数无法实时获取,因而限制了其应用性。

参考文献:

- [1] 王小利,刘正书,牟琼,等. 高羊茅遗传多样性 RAPD 分析[J]. 草业学报,2007,16(4):82-86.
- [2] 杨志民,陈煜,韩烈保. 不同光照强度对高羊茅形态和生理指标的影响[J]. 草业学报,2007,16(6):23-29.
- [3] Filella D, Penuelas J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(7): 1459-1470.
- [4] Madeira A C, Mendonca A, Ferreira M E, et al. Relationship between spectroradiometric and chlorophyll measurements in green Beans[J]. Communication in Soil Science and Plant Analysis, 2000, 31(5-6): 631-643.
- [5] 吴长山,童庆禧,郑兰芬,等. 水稻、玉米的光谱数据与叶绿素的相关分析[J]. 应用基础与工程科学学报,2000,8(1):31-37.
- [6] 唐延林,黄敬峰,王秀珍,等. 玉米叶片高光谱特征及与叶绿素、类胡萝卜素相关性的研究[J]. 玉米科学,2008,16(2):71-76.
- [7] Blackburn G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: An evaluation of some hyperspectral approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66:273-285.
- [8] 程乾,黄敬峰,王人潮,等. MODIS 植被指数与水稻叶面积指数及叶片叶绿素含量相关性研究[J]. 应用生态学报,2004,15(8):1363-1367.
- [9] 赵祥,刘素红,王培,等. 基于高光谱数据的小麦叶绿素含量反演[J]. 地理与地理信息科学,2004,20(3):36-39.
- [10] 高俊风. 植物生理学实验指导[M]. 北京:高等教育出版社,2006. 101-103.
- [11] Gupta R K, Vijayan D, Prasad T S. New hyperspectral vegetation characterization parameters[J]. Advances in Space Research, 2001, 28(1):201-206.
- [12] Borge N H, Lebianc E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 76:156-172.
- [13] 宋开山,张柏,王宗明,等. 小波分析在大豆叶绿素含量高光谱反演中的应用[J]. 中国农学通报,2008,22(9):101-108.
- [14] 王秀珍,王人潮,黄敬峰. 微分光谱遥感及其在水稻农学参数测定上的应用研究[J]. 农业工程学报,2002,18(1):9-13.
- [15] 王秀珍,王人潮,李云梅,等. 不同氮素营养水平的水稻冠层光谱红边参数及其应用研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版),2001,27(3):301-306.
- [16] 浦瑞良,宫鹏. 森林生物化学与 CASI 高光谱分辨率遥感数据的相关分析[J]. 遥感学报,1997,1(2):115-123.
- [17] 吴长山,项月琴,郑兰芬,等. 利用高光谱数据对作物群体叶绿素密度估算的研究[J]. 遥感学报,2000,4(3):228-232.
- [18] 张金恒,王珂,王人潮. 高光谱评价植被叶绿素含量的研究进展[J]. 上海交通大学学报(农业科学版),2003,21(1):74-80.

Estimation of photosynthetic pigment of *Festuca arundinacea* using hyper-spectral dataQIAN Yu-rong^{1,2}, YANG Feng¹, LI Jian-long¹, GAN Xiao-yu¹, YANG Qi¹, WANG Wei-yuan³

(1. School of Life Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China; 2. Software College, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; 3. Confidential Department, Xinjiang Military Area Command, Urumqi 830042, China)

Abstract: Photosynthetic pigments of vegetation are a primary product and important materials that can indirectly reflect health status and photosynthetic capacity of vegetation. Hyper-spectral remote sensing provides the possibility for rapid, large-scale monitoring of vegetation chlorophyll change. In this study, canopy reflectance spectra and chlorophyll content of cool-season *Festuca arundinacea* were measured and their relationship analyzed. The top-five chlorophyll sensitive parameters were selected from 12 hyperspectral characteristic variables, and then used to establish a vegetation index model to estimate photosynthetic pigments. 1) The relationship between Chlb and the original spectrum was the best among the photosynthetic pigments: Chla, Chlb, Chls, and Cars. 2) The first derivative spectra gave a better relationship (correlation coefficient: -0.897) with vegetation photosynthetic pigments near 700 nm wavelength than the other two hyperspectrum forms {R and $D[\log(1/R)]$ }. Finally, after comparing the correlation between photosynthetic pigment concentrations and hyperspectral data, the most significant variables $\{R_g, D\lambda_{700}, D[\log(1/R_{730})], RVI_b, R_{ch}, CARI\}$ were selected from twelve variables to establish the regression model of photosynthetic pigments. All of these provide a theoretical basis for rapid, non-invasive detection of nutritional status and meadow quality of *F. arundinacea*.

Key words: *Festuca arundinacea*; photosynthetic pigment; hyper-spectral data; typical variant of hyper-spectrum; regression model