

草地生物量的高光谱遥感估算模型

刘占宇¹, 黄敬峰¹, 吴新宏², 董永平², 王福民¹, 刘朋涛³

(1. 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 杭州 310029; 2. 中国农业科学研究院草原研究所, 呼和浩特 010010; 3. 内蒙古大学生态与环境科学系, 呼和浩特 010021)

摘要: 为了推进高光谱遥感在草地生理生化参数定量化方面的研究与应用, 从冠层尺度上估算草地生物量, 该文选用美国 ASD 公司的 ASD FieldSpec Pro FRTM 光谱仪, 对内蒙古自治区锡林郭勒盟的天然草地进行高光谱遥感地面观测。在进行天然草地上生物量与原始光谱和高光谱特征变量相关分析的基础上, 将观测数据分成两组: 一组观测数据作为训练样本, 运用单变量线性、非线性和逐步回归分析方法, 建立生物量高光谱遥感估算模型; 另一组观测数据作为检验样本, 进行精度检验。结果表明: 生物量与高光谱吸收特征参数变量的分析中, 以 840、1132、1579、1769 和 2012 nm 等 5 个原始高光谱波段反射率为变量的逐步回归估算方程为最佳模型, 模型标准差为 0.404 kg/m², 估算精度为 91.6%, 说明可以利用高光谱反射率数据, 从冠层上对草地生物量进行量化。

关键词: 天然草地; 地上生物量; 高光谱遥感; 估算模型

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2006)02-0111-05

刘占宇, 黄敬峰, 吴新宏, 等. 草地生物量的高光谱遥感估算模型[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 111-115.

Liu Zhanyu, Huang Jingfeng, Wu Xinhong, et al. Hyperspectral remote sensing estimation models for the grassland biomass[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(2): 111-115. (in Chinese with English abstract)

0 引言

草地上生物量是影响野生动物摄食方式和分布的重要因素之一, 是草地生态系统的重要参数之一^[1]。近年来, 草地荒漠化、沙化等草地退化问题越来越严重, 而导致草地退化的一个重要原因就是过度放牧。草地上生物量的估算将为确定合理的草地载畜量提供依据, 为既要保障畜牧业生产发展, 又要保护生态环境, 实现可持续发展服务。

传统的草地上生物量的估算方法主要有地学估算模型法、经验预测法等, 但具有费时费力、难以大面积开展和一定的破坏性等缺点。常规遥感如航空航天遥感技术, 特别是利用卫星遥感具有宏观性、多时相性、多波段性和综合性等特点, 进行草地产量的定量监测, 进行大面积草地资源生物量的估算, 可以节省大量的人力、物力和时间^[2-3], 在一定程度上弥补传统测量方法的不足。

近年来, 随着高光谱分辨率遥感的应用, 使得遥感能在光谱维上展开, 可以直接对地物进行微弱光谱差异的定量分析, 在植被遥感研究与应用中表现出强大优势^[4]。利用高光谱反射数据开展叶面积指数(LAI)、覆盖度和生物量估算等植被生理特性的研究, 是进行植被动态监测和遥感估产的必要条件。王秀珍等通过建立水稻叶面积指数的高光谱遥感模型, 得出以水稻红边内和

蓝边内一阶微分的总和为变量的预测模型是 LAI 光谱估算的最佳模型^[5]。张霞等利用高光谱遥感图像, 运用红边、光谱吸收特征分析方法估算小麦含氮量得到了较好的效果^[6]。唐延林等进行了水稻高光谱及红边特征的研究, 认为水稻冠层反射光谱红边参数与叶面积指数、鲜叶重和干叶重之间存在显著相关^[7]。但是, 在国内利用高光谱遥感数据进行天然草地上生物量估算的研究鲜见报道。

本文利用野外观测获得的天然草地高光谱遥感数据和地上生物量数据, 运用高光谱数据原始变量及各种变换形式: 红、黄和蓝(三边)光学参数, 植被指数, 绿色反射峰(绿峰)和红光吸收低谷(红谷)等变量进行了地上生物量的高光谱遥感估算模型研究, 旨在促进高光谱分辨率遥感技术在草地畜牧业动态监测和遥感估产中的应用。

1 研究区域概况

该研究区域地处北纬 41°56'~42°45', 东经 113°22'~114°45', 位于内蒙古自治区锡林郭勒盟西南部的镶黄旗及浑善达客沙地, 年平均气温 -2.0℃~6.0℃, ≥10℃活动积温为 2000℃~3000℃, 年降水量 25~400 mm, 多年平均降水量 267.4 mm 左右, 其降水分布大体从西北向东南递增, 且 70% 降水集中在 7~9 月份, 湿润度为 0.3~0.6; 地带性土壤为栗钙土, 干燥、降水量少、蒸发强烈、日照充足、水资源匮乏的特点, 境内无永久性河流, 只有季节性的干河床, 汇水洼地遍布全境。地貌类型主要由中山、低山丘陵、宽谷平原、层状高原等组成; 群落主要由丛生禾草、根茎禾草、杂类草和稀疏灌丛组成, 低山丘陵高原区植被由旱生丛生禾草和小灌木组成, 典型植物群落由克氏针茅(*Stipa klyrovii*)、糙隐子草(*Cleistogenes squarrosa*)、冷蒿(*Artemisia*

收稿日期: 2005-03-31 修订日期: 2005-08-19

基金项目: 国家自然科学基金项目“天然草地牧草营养成分的高光谱遥感机理与估算模型研究”(30371018); 科技部科技基础性工作专项“中国地球系统科学数据共享网”子课题“区域农业资源环境基础数据与作物高光谱遥感数据”(2003DEA2C010-13)

作者简介: 刘占宇(1979-), 男, 河南南阳人, 博士生, 主要从事遥感与信息技术应用研究。杭州 浙江大学环境与资源学院遥感与信息技术研究所, 310029。Email: lzyxy@tom.com

frigida) 组成, 在该区西北部地区降雨相对偏少, 分布有退化葱类植被, 在中东大部分地区分布有小叶锦鸡儿等, 浑善达克沙区以沙竹、骆驼蓬为主^[8]。

2 材料与方法

2.1 光谱测量方法

光谱仪: 采用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司的 ASD FieldSpec Pro FRTM 光谱仪, 波段值为 350~2500 nm, 其中, 350~1000 nm 光谱采样间隔为 1.4 nm, 光谱分辨率为 3 nm; 1000~2500 nm 光谱采样间隔为 2 nm, 光谱分辨率为 10 nm。

草地冠层光谱测定: 时间选择在 2004 年 7 月 23、24、27 日三天, 天气状况较好, 无云无风, 于每天上午 10 点到下午 2 点测定冠层光谱反射率。观测时, 光谱仪视场角 (FOV) 25°。传感器探头垂直向下, 距冠层顶垂直高度约 1.3 m, 地面视场范围直径为 0.5 m。以 10 个光谱为一采样光谱, 每个观测点记录 10 个采样光谱, 以其平均值作为该观测点的光谱反射值, 测量过程中及时进行标准白板校正 (标准白板反射率为 1, 这样所得的目标物光谱是无量纲的相对反射率)。

2.2 地上生物量获取

光谱数据采集后, 收割所有地上生物量, 利用电子天平立即对鲜生物量进行称重。生物量被定义为观测点地表所有可以食用牧草的质量 (单位: kg/m²)^[9]。

2.3 高光谱数据特征参数及提取方法

常见的高光谱吸收特征参数包括了从原始光谱、一阶微分光谱提取的基于高光谱位置变量、基于高光谱面积变量、基于高光谱植被指数变量 3 种类型共 19 个吸收特征参数。基于高光谱位置变量的有 10 个: 1) Db : 蓝边内一阶微分光谱中的最大值, 蓝边覆盖 490~530 nm; 2) λ_b : Db 对应的波长位置 (nm); 3) Dy : 黄边内一阶微分光谱中的最大值, 黄边覆盖 550~582 nm; 4) λ_y : Dy 对应的波长位置 (nm); 5) Dr : 红边内一阶微分光谱中的最大值, 红边覆盖 680~780 nm; 6) λ_r : Dr 对应的波长位置 (nm) 即红边位置; 7) Rg : 绿峰反射率, 即波长 510~560 nm 范围内最大的波段反射率; 8) λ_g : Rg 对应的波长位置 (nm); 9) Rr : 红谷反射率, 即波长 640~680 nm 范围内最小的波段反射率; 10) λ_o : Rr 对应的波长位置 (nm)。

基于高光谱面积的变量有 6 个: ① SDb : 蓝边波长范围内一阶微分波段值的总和; ② SDy : 黄边波长范围内一阶微分波段值的总和; ③ SDr : 红边波长范围内一阶微分波段值的总和。

基于高光谱植被指数的变量有: ① $VI_1 = Rg/Rr$: 绿峰反射率 (Rg) 与红谷反射率 (Rr) 的比值; ② $VI_2 = (Rg - Rr)/(Rg + Rr)$: 绿峰反射率 (Rg) 与红谷反射率 (Rr) 的归一化值; ③ $VI_3 = SDr/SDb$: 红边内一阶微分的总和 (SDr) 与蓝边内一阶微分的总和 (SDb) 的比值; ④ $VI_4 = SDr/SDy$: 红边内一阶微分的总和 (SDr) 与黄边内一阶微分的总和 (SDy) 的比值; ⑤ $VI_5 = (SDr - SDb)/(SDr + SDb)$: 红边内一阶微分的总和 (SDr)

与蓝边内一阶微分的总和 (SDb) 的归一化值; ⑥ $VI_6 = (SDr - SDy)/(SDr + SDy)$: 红边内一阶微分的总和 (SDr) 与黄边内一阶微分的总和 (SDy) 的归一化值。

3 结果与分析

3.1 天然草地的高光谱特征分析

草地反射光谱是草地植被、土壤、大气、水分等多因子作用形成的综合反射光谱。反射率的大小受着草地类型、种群成分、植被覆盖度大小、植物水分多少、土壤状况、大气状况等多种因素的影响。草地光谱的研究是草地资源遥感监测的基础, 其地物光谱特性是绿色植被和生境条件的综合反应^[10]。

从图 1 可知, 天然草地中 4 种不同的草种组合, 尽管光谱反射率有所差异, 但总的趋势曲线是一致的。其光谱具有一般健康绿色植被光谱的“峰和谷”特征, 即在可见光波段的“绿峰”、红光低谷, 近红外高原区 (0.7~1.3 μm) 和 1.4 μm 、1.9 μm 处两个明显低谷, 这是绿色植物所特有的^[11, 12]。草地冠层光谱在 636 nm 前后有反射峰和 667 nm 前后处的反射低谷, 是由于叶绿素对近、远红光波段的吸收造成的。之后光谱反射率迅速增加, 从 781 nm 开始增加缓慢直到 1290 nm 处, 在平台区域中有两个较小的吸收谷 (936 nm 和 1152 nm), 冠层反射率一般在 40%~50% 之间, 是由于植物叶子内部组织结构 (细胞结构) 多次反射散射的结果, 主要由生物量、叶面积指数等决定。在短波红外的 1671 nm 和 2166 nm 前后有明显的反射峰。不同草种组合的光谱反射率高低差异明显, 这与不同草种的叶片形状、层片结构和垂直结构以及覆盖度大小等有关。

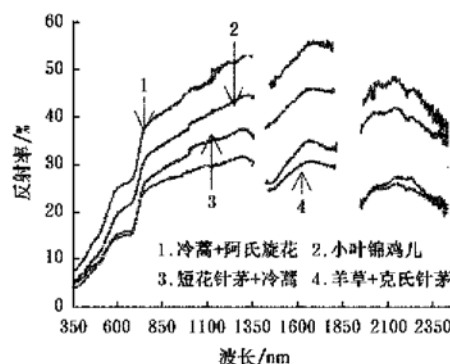


图 1 天然草地中 4 种不同草地型光谱曲线 (2004-07-23)

Fig. 1 Spectrum curves of four kinds of natural grassland (July, 23rd, 2004)

3.2 天然草地地上生物量与高光谱数据的相关分析

3.2.1 天然草地地上生物量与原始光谱变量的相关分析

从图 2 可知, 在可见光波段, 波长小于 722 nm 时, 冠层光谱反射值与生物量数据呈负相关; 波长在 350~703 nm 之间的相关系数达到了极显著性检验水平; 波长在 353 nm 处存在最大相关系数 -0.598。波长在 722~1299 nm 之间, 相关系数大于 0; 在近红外波段的 743~948 nm 之间, 相关系数达到了极显著性检验水平, 且

形成一个比较稳定的平台。在 1455~1769 nm 和 1959~2430 nm 之间, 冠层光谱反射值与生物量数据的相关系数为负值, 通过了极显著性检验水平。

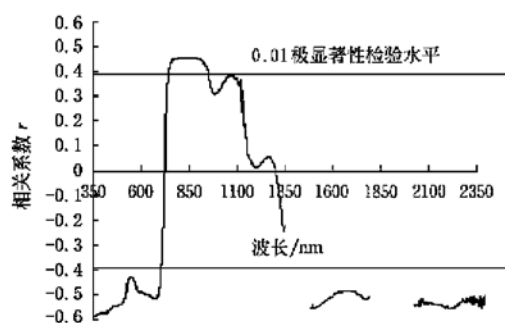


图2 生物量与草地冠层原始光谱变量的相关系数图

Fig. 2 Correlogram of natural grassland spectra with above-ground biomass

3.2.2 牧草生物量与高光谱特征变量的相关分析

由表1可知, 生物量与高光谱位置变量之间的相关系数值以 Dy 、 Dr 、 λg 和 Rr 较大, 均达到极显著性检验水平, 其中与 Dr 为正相关, 其余则为负相关。生物量与高光谱面积变量之间的相关系数中, 与 SDy 呈负相关, 与 SDr 则呈正相关, 均达到了极显著性检验水平。生物量与植被指数(VI)变量的相关系数中, 有 VI_1 、 VI_2 、 VI_3 、 VI_5 、 VI_6 等5项植被指数变量都达到了极显著性检验水平, 且相关系数全为正值。在所有的变量中, VI_1 与生物量的相关系数最大, 达 0.837。

生物量与 Db 、 λb 、 λy 、 λr 、 Rg 、 λo 、 SDb 和 SDr/SDy 的相关系数并未达到显著性检验水平, 说明了当生物量发生变化时, 并没有引起上述8个特征变量产生显著的变化。

表1 草地上生物量与高光谱特征变量之间的相关系数

Table 1 Correlation coefficient between above-ground biomass of grassland and the hyperspectral variables ($n = 28$)

基于光谱面积变量	相关系数 r	基于光谱位置变量	相关系数 r
SDb	0.164	Db	0.324
SDy	-0.591**	λb	-0.223
SDr	0.642**	Dy	-0.468*
基于VI变量	相关系数 r	λy	-0.130
VI_1	0.837**	Dr	0.611**
VI_2	0.772**	λr	0.199
VI_3	0.674**	Rg	-0.446*
VI_4	0.427*	λg	-0.485*
VI_5	0.489**	Rr	-0.538**
VI_6	0.462*	λo	0.418*

注: ** 表示差异极显著, $\rho_{0.05(26)} = 0.3809$, $\rho_{0.05(26)} = 0.4869$ 。

3.3 牧草生物量的高光谱遥感估算模型

为了利用导数光谱数据对生物量进行估计和精度检验, 将所观测的试验数据进行随机抽取, 分为两组: 一组为训练样本 ($n = 28$), 用于建立回归关系; 另一组为测试样本 ($n = 15$), 进行精度检验。

3.3.1 单变量线性和非线性回归模型

从表1中选出相关系数通过极显著性检验且大于

0.6 的 Dr 、 SDr 、 VI_1 、 VI_2 和 VI_3 等5个变量, 运用线性和非线性回归方法, 建立生物量的回归估算方程如表2所示。

表2 草地上生物量与高光谱特征变量的线性和非线性回归方程及估算回归系数

Table 2 Linear and non-linear regression equations and the coefficient of determination of estimated measures between above-ground biomass of grassland (kg/m^2) and the hyperspectral variables

回归方程	拟合 R^2 ($n = 28$)	F	估计 标准误差 ($n = 15$)	估计 R^2
$Y = 0.8529*VI_1 - 0.7073$	0.700	60.615	0.19	0.608
$= 1.0292\text{Ln}(VI_1) + 0.1703$	0.609	40.459	0.22	0.524
$= 0.0132e^{2.1509VI_1}$	0.693	58.605	4.88	0.608
$= 1.1189*(VI_1)^2 - 2.2397*VI_1 + 1.2158$	0.862	77.979	0.13	0.720
$Y = 2.09*VI_2 + 0.17$	0.596	38.277	0.22	0.506
$= 0.1201e^{5.5804VI_2}$	0.663	51.035	5.11	0.506
$= 9.56*(VI_2)^2 + 0.10*VI_2 + 0.07$	0.799	49.738	1.60	0.695
$Y = 0.081*VI_3 - 0.25$	0.454	21.609	0.26	0.449
$= 0.4315\text{Ln}(VI_3) - 0.4992$	0.338	13.243	0.28	0.550
$= 0.037e^{0.224VI_3}$	0.541	30.679	5.96	0.449
$= 0.01*(VI_3)^2 - 0.09*VI_3 + 0.25$	0.534	14.295	0.24	0.656
$Y = 86.85*Dr - 0.07$	0.373	15.462	0.28	0.481
$= 0.0559e^{267.85Dr}$	0.552	13.039	0.28	0.481
$= 0.3153\text{Ln}(Dr) + 2.0806$	0.334	30.027	5.89	0.471
$= -7871.8*(Dr)^2 + 174.81*Dr - 0.23$	0.413	8.806	0.27	0.466
$Y = 2.27*SDr - 0.14$	0.412	18.197	0.27	0.490
$= 0.3737\text{Ln}(SDr) + 0.9636$	0.354	14.241	0.28	0.491
$= 0.0449e^{7.0(SDr)}$	0.609	40.513	5.50	0.490
$= -2.22*(SDr)^2 + 3.31*SDr - 0.23$	0.419	9.004	0.27	0.539

从表2可知, 所有回归方程的拟合 R^2 都通过了 0.01 极显著性检验, 且在 0.334~0.862 之间变动, 平均值为 0.540。对于 VI_1 和 VI_2 两个变量, 最适合的拟合模型为抛物线方程, F 检验值较大, 估计标准误差最小。对于 VI_3 、 Dr 和 SDr 三个变量而言, 最佳的回归估算方程为线性方程, F 检验值为最大, 估计标准误差较小。综合比较, 确定以 $VI_1(Rg/Rr)$ 为变量的抛物线方程为单变量估算模型中的最佳模型, 见图3。

3.3.2 逐步回归模型

运用逐步回归分析方法确定与生物量相关的光谱变量时, 输入变量是实测的生物量和光谱变量值, 输出结果是一系列包含不同光谱变量的多元线性方程及对应的判定系数 (R^2) 和回归方程检验值 (F 检验)。逐步回归分析模型如下:

$$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_ix_i + \dots \quad (1)$$

式中 x_i ——光谱变量值; $\hat{y}$ ——根据所有自变量 x_i 计算的估计值; a_0 ——常数项; a_i —— y 对应的偏回归系数。同时, 运用逐步回归分析技术建立天然草地地上生物量与高光谱原始数据和 Dr 、 SDr 、 $VI_1(Rg/Rr)$ 、

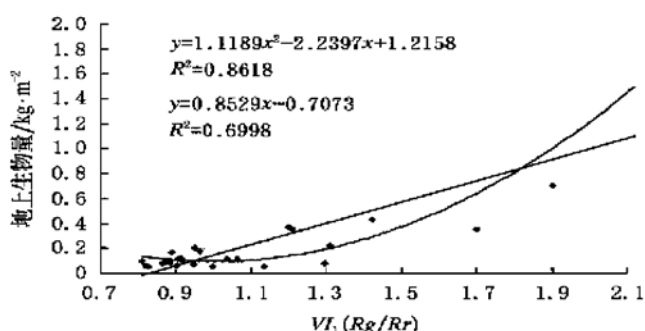


图3 以 $VI_1(Rg/Rr)$ 为自变量的地上生物量
高光谱估算模型拟合结果($n = 28$)

Fig. 3 Estimated model of above-ground biomass (AGB)
using quadratic equation of $VI_1(Rg/Rr)$

$VI_2((Rg - Rr)/(Rg + Rr))$ 、 $VI_3(SDr/SDb)$ 等5个高光谱变量之间的关系, 结果如表3所示。

表3 草地地上生物量与高光谱反射数据
和变量之间逐步回归分析结果

步长	波长/nm	R^2	步长	组合变量	R^2
3	1769	0.6631	1	Rg/Rr	0.700
5	1579	0.7793	2	$(Rg - Rr)/(Rg + Rr)$	0.835
6	957	0.879			

对原始高光谱反射数据进行逐步回归分析, 步长数为3时, 较低的相关系数仅能解释样本间地上生物量方差的66.31%; 步长数为6即选择6个光谱波段变量进入方程, 就可以解释87.9%的方差数。对高光谱变量进行逐步回归分析, 当有一个或两个变量进入方程时, 分别可以解释生物量样本间方差的70%和83.5%。说明用逐步回归分析方法来揭示草地生物量和高光谱变量之间的关系更加方便。

3.4 牧草生物量的高光谱遥感估算模型精度分析

3.4.1 单变量线性和非线性回归模型精度检验

为了验证选择的5个高光谱特征变量所拟合的19个回归方程的估算精度, 利用15个样本进行精度检验, 估算值与实测值回归系数如表2所示。估算结果的回归系数 R^2 变动范围为0.449~0.720, 平均值为0.536, 和拟合方程的 R^2 均值0.540接近, 说明了入选的高光谱特征变量的19个回归方程的估算结果是比较理想的。同时, 从表2中可以看出, 估算回归系数 R^2 与拟合 R^2 相比, 分别有11和8个比拟合 R^2 值不同程度的减小和增加, 说明利用单变量估算方程存在一定程度的不稳定性。同时, 从表2可知, 单变量的估算方程的检验结果表明: 仍以绿峰反射率与红谷反射率的比值(Rg/Rr)为变量的方程为最好, 估计标准差为0.840 kg/m², 精度为63.4%。

3.4.2 逐步回归模型精度检验

对逐步回归多变量线性方程的精度检验结果如表

4。当分别选择3个和5个原始光谱波段(反射率)时, R^2 从0.573迅速增加到0.839, 且估计标准误差只增加了0.011 kg/m², 平方根误差同时下降了0.109 kg/m²。而当有6个原始光谱波段(反射率)入选方程时, 虽然 R^2 略微增加, 但是估计标准误差却有较大增加, 平方根误差也有一定增加。当优选1个和2个高光谱变量进入估算方程时, R^2 增加约0.05, 但估计标准误差和平方根误差分别增加0.349 kg/m²和0.368 kg/m²。

表4 运用逐步回归方法获得的地上生物量
高光谱估算模型结果

Table 4 Results of hyperspectral remote sensing
estimation model on grassland above ground biomass
with Stepwise regression analysis ($n = 15$)

模型类型	估测 R^2	估计标准误差	平方根误差
高光谱 反射率	3	0.573	0.393
	5	0.839	0.404
	6	0.884	0.541
高光谱 变量	1	0.707	0.555
	2	0.759	0.923

综合比较分析单变量线性、非线性和逐步回归估算模型, 确定以5个原始高光谱波段(反射率数据)变量的逐步回归模型为最优模型, 从图4中可以看出模型预测效果, 在生物量较小时拟合度效果较好, 生物量较大时拟合度较差, 说明本模型的稳定性需要进一步改善。

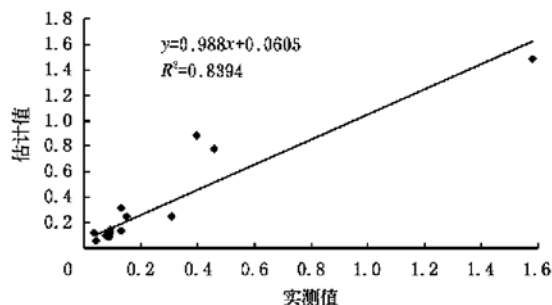


图4 以5个高光谱原始波段为变量的草地生物量
逐步回归估算模型结果

Fig. 4 Results of stepwise regression estimation model
using five hyperspectral original reflectances ($n = 15$)

4 结论

通过野外观测, 测量了天然草地的冠层高光谱和地上生物量数据, 运用高光谱吸收特征参数的19个变量进行分析, 建立了地上生物量的高光谱估算模型, 得出以下结论:

1) 生物量与原始光谱、一阶微分光谱和部分高光谱吸收特征参数变量的拟合分析, 如绿峰反射率(Rg)和红谷反射率(Rr)及它们的组合变量(Rg/Rr)等, 是多波段遥感所不具备的。

2) 运用单变量线性和非线性回归方法, 建立生物量的估算模型, 对以绿峰反射率与红谷反射率的比值 $VI_1(Rg/Rr)$ 、绿峰反射率与红谷反射率的归一化值

$VI_2((Rg - Rr)/(Rg + Rr))$ 、红边内最大的一阶微分(Dr) 和红边内一阶微分的总和(SDr) 为变量的回归方程来讲, 一元二次方程是最佳的模型选择, 相关系数通过了 0.01 的极显著性检验水平, F 值较大, 估计标准误差最小。对以红边内一阶微分的总和与蓝边内一阶微分的总和的比值 $VI_3(SDr/SDb)$ 为变量的回归方程而言, 抛物线方程则是最佳模型, 相关系数通过了 0.01 的极显著性检验水平, F 检验值最大, 估计标准误差最小。

3) 单变量最佳估算模型为绿峰反射率和红谷反射率的比值 $VI_1(Rg/Rr)$ 为变量的抛物线方程, 估算精度检验结果表明, 地上生物量的标准差为 0.840 kg/m^2 , 相对误差为 63.4%。

4) 通过比较分析, 最后确定运用逐步回归方法, 从原始光谱中选出 840、1132、1579、1769 和 2012 nm 建立生物量估算模型为最优, 估计标准差为 0.404 kg/m^2 , 估算精度为 91.62%。

致谢: 在本论文依托项目“天然草地牧草营养成分的高光谱遥感机理与估算模型研究”研究过程中, 得到了内蒙古自治区锡林郭勒盟镶黄旗党委、政府及草原监测站巴特尔的大力支持, 并为课题组成员提供了全面的服务, 在此表示真诚的感谢。

[参 考 文 献]

- [1] Drent R H, Prins H H T. The herbivore as prisoner of its food supply[A]. In: J. v. Anel, J. Bakker & R. W. Snaydon (Editors), Disturbance in grasslands: species and population response [M]. Dr. W. Junk Publishing Company, Dordrecht. 1987: 133– 149.
- [2] 史培军, 陈 晋, 王 平, 等. 内蒙古锡林郭勒盟草地地上

生物量估算的地学模型研究. 见李博等著, 中国北方草地畜牧业动态监测研究(一)[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1993: 98– 108.

- [3] 任继周. 草野科学研究方法[M]. 北京: 中国农业出版社, 1998, 319– 322.
- [4] 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.
- [5] 王秀珍, 黄敬峰, 李云梅, 等. 水稻叶面积指数的高光谱遥感估算模型[J]. 遥感学报, 2004, 8(1): 81– 88.
- [6] 张 霞, 刘良云, 赵春江, 等. 利用高光谱遥感图像估算小麦氮含量[J]. 遥感学报, 2003, 7(3): 176– 181.
- [7] 唐延林, 王纪华, 黄敬峰, 等. 水稻成熟过程中高光谱与叶绿素、类胡萝卜素的变化规律研究[J]. 农业工程学报, 2003, 19(6): 167– 173.
- [8] 中华人民共和国畜牧兽医司, 全国畜牧兽医总站主编, 中国草地资源[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1996, 190– 196.
- [9] Hurcom S J, Harrison A R. The NDVI and spectral decomposition for semi-arid vegetation abundance estimation [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(16), 3109– 3125.
- [10] 胡新博. 草地光谱与牧草产量的相关分析[J]. 草食家畜, 1996, 93(4): 43– 47.
- [11] Lillesand T M, Kiefer R W. Remote sensing and image interpretation[M]. John Wiley & Sons, Inc., New York, 1994: 17– 50.
- [12] Knipling E B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 1970, (1): 155– 159.

Hyperspectral remote sensing estimation models for the grassland biomass

Liu Zhanyu¹, Huang Jingfeng¹, Wu Xinhong², Dong Yongping², Wang Fumin¹, Liu Pengtao³

(1. Institute of Agriculture Remote Sensing & Information System Application, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China;

2. Grassland Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Huhhot 010010, China;

3. Department of Ecology and Environment Science, InnerMongolia University, Huhhot 010021, China)

Abstract: In order to improve the research and application of hyperspectral remote sensing in the quantification of biophysical indices and biochemical indices of grassland, and estimate the grassland biomass at the canopy scale, an ASD FieldSpec Pro FRTM spectroradiometer was used for the spectral measurements of natural grassland in Xilin Gol League, Inner Mongolia. First, correlation between original spectral, hyperspectral feature variables and above-ground biomass of natural grassland was analysed. Second, the basic experiment data including biomass and canopy reflectance of natural grassland were classified into two groups. One group was used as the training sample to build the regression models with the one-sample linear method, the nonlinear method and the stepwise analysis method; the other group was used as the testing sample to test the precision of regression models. Results show that the stepwise regression estimation model using the five hyperspectral reflectances of 840, 1132, 1579, 1769 nm and 2012 nm was the best, the estimation standard deviation was 0.404 kg/m^2 , the estimation precision was 91.62%. The results of this paper indicate that the grassland biomass can be estimated at the canopy level using the hyperspectral reflectance.

Key words: natural grassland; above-ground biomass; hyperspectral remote sensing; estimation model