

## 草地退化的高光谱遥感监测方法

王焕炯<sup>1, 2, 3</sup>, 范闻捷<sup>1\*</sup>, 崔要奎<sup>1</sup>, 周磊<sup>4</sup>, 闫彬彦<sup>1</sup>, 吴代晖<sup>1</sup>, 徐希孺<sup>1</sup>

1. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871
2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101
3. 中国科学院研究生院, 北京 100049
4. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站, 北京 100081

**摘要** 我国草地分布面积广, 退化情况严重, 实时、准确地监测草地的生态状况, 对于区域气候、碳循环研究以及经济发展具有重要意义。利用地面实测光谱数据进行了高光谱草地退化监测研究。选择内蒙古呼伦贝尔市的温性草甸草原为研究对象, 测量了草甸草原的羊草、克氏针茅、冷蒿等多种植物的叶片、冠层以及多种植物混合的群落反射率光谱数据。通过有效的光谱特征参量化方法, 提取叶片和冠层光谱的光谱特征, 准确区分了草甸草原的几种建群和退化指示草本植物, 验证结果表明光谱识别的精度高于95%。以此为基础, 利用线性光谱混合模型对群落植被的混合光谱数据进行混合光谱分解, 得到各组分的覆盖度, 误差在5%以内。该文的研究结果为高光谱遥感草地监测提供了有力依据。

**关键词** 高光谱; 草地退化; 光谱特征; 混合光谱分解

**中图分类号:** TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2010)10-2734-05

### 引言

我国的草地生态系统面积广阔, 占全国国土面积的1/3多<sup>[1]</sup>。近年来, 由于气候变化、人为活动等因素的影响, 草地退化现象严重, 给当地的畜牧业生产和人民生活造成巨大影响, 严重阻碍了当地社会、经济的可持续发展<sup>[2]</sup>。采取有效方法监测草地退化, 是防止草地退化、保护草地资源的重要措施。

到目前为止, 草地退化遥感主要还是基于植被指数的变化检测方法<sup>[3-6]</sup>。尽管利用植被指数可以有效地估算生物量, 但草地退化之初生物量不一定明显下降, 可能仅仅是物种上的变化。这些变化无法通过植被指数检测出来, 因此迫切需要一种能监测草种退化的新方法。

高光谱数据具有光谱分辨率高、信息量大的特点, 这为草地退化监测提供了新的解决方案。生态系统结构指标是草地退化指标体系中最直接和最关键的一部分<sup>[7]</sup>。生态系统结构指标主要表现在群落种类组成、各类种群所占比例, 尤其是建群种和优势种、退化指示植物种群的密度、高度和盖度

等。所以利用高光谱遥感技术识别群落中草本植物种类, 并反演出各主要草种占群落的面积比例, 就可以为草地退化监测提供重要的生态系统结构指标。本文选择分布在呼伦贝尔草原西部的草甸草原为对象进行草地退化的高光谱遥感监测的研究, 研究结论将为高光谱图像进行草地退化监测提供依据。

### 1 研究区与数据

#### 1.1 研究区简介

本文的研究区位于内蒙古自治区的呼伦贝尔草地(47°05'~53°04'N, 115°31'~126°04'E), 大部分地区属温带大陆性季风气候<sup>[7, 8]</sup>。草地类型为温性草甸草地, 优势植物有羊草(*Leymus chinensis*)、大针茅(*Stipa grandis*)、克氏针茅(*Stipa krylovii*)、脚苔草(*Carex pediformis*)、星毛委陵菜(*Potentilla acaulis*)、冷蒿(*Artemisia frigid*)等<sup>[9]</sup>。已有的研究表明, 羊草和大针茅草原在连续多年的过度放牧压力下均可退化演替为冷蒿群落<sup>[10, 11]</sup>。所以一般认为冷蒿是退化草地的主要指示种。

收稿日期: 2009-12-15, 修订日期: 2010-03-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(40871186; 40401036; 40730525), 国家重点基础研究发展计划项目(2007CB714402)和中国农业科学院呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站开放课题项目资助

作者简介: 王焕炯, 1987年生, 中国科学院地理科学与资源研究所硕士研究生 e-mail: whjwhj1025@163.com

\* 通讯联系人 e-mail: fanwj@pku.edu.cn

## 1.2 草地光谱测量方法

本文的光谱数据于 2008 年 8 月 11~16 日采集于呼伦贝尔市的新巴尔虎右旗, 新巴尔虎左旗, 陈巴尔虎旗和鄂温克族自治旗。测量仪器采用美国分析光谱仪器公司 (Analytical Spectral Devices) 生产的 FieldSpec 3 便携式光谱仪。

本次实验采集了 3 种类型的数据: 叶片光谱、冠层光谱和群落光谱。叶片光谱使用光谱仪自带的叶片夹持器进行测量。因为草本植物叶子较为窄小, 要将单片叶子拼到一起测量。实验共采集了草甸草原最常见的 15 种草本植物的叶片光谱数据。冠层光谱和群落光谱在晴朗、无云、光照条件较好的时段测量。冠层光谱的测量为避免土壤和其他植被的干扰, 选取了植被类型单一, 覆盖度接近 100% 的地段进行光谱采集。本实验主要采集了 6 种优势植物的冠层光谱。群落光谱的采集方法基本与冠层相同, 采集对象为随机选取的 30 个 0.5 m×0.5 m 的群落样方。在传感器视场角 25°、观测方向垂直向下的条件下, 探头在样方中心上方约 1.1 m 时视场范围与样方大小符合。在采集光谱后, 对相应样方进行调查, 统计植被类型、长势等信息, 并用数码相机垂直向下拍照, 以计算覆盖度。

## 1.3 数据处理

### 1.3.1 反射率光谱数据预处理

本研究通过对多种去噪方法的比较, 选择了窗口移动多

项式最小二乘平滑方法 (Savitzky-Golay filter)<sup>[12]</sup> 对光谱进行平滑去噪。

### 1.3.2 样方覆盖度的获取

采用数码照相法<sup>[13]</sup> 计算样方中各种植被类型覆盖度: 首先对样方的数码照片进行几何校正, 消除几何畸变, 再进行子区截取只获得样方内的图像。最后通过监督分类, 获取样方总覆盖度以及各种主要草种的覆盖度。

## 2 研究方法

### 2.1 叶片特征提取方法

本节对叶片光谱特征进行分析并参量化地表达这些特征。大针茅和克式针茅属于同一个属, 实验发现两者的光谱几乎完全一致, 故在下文中出现的“针茅”代表大针茅或克式针茅。从图 1(a) 可以发现以下规律: 冷蒿在可见光波段 (400~760 nm) 反射率很高, 且在 800~1 000 nm 反射率逐渐上升; 羊草在 350~450 nm 的反射率相对较高; 针茅和苔草在近红外波段有较高的反射率。从图 1(b) 和 (c) 中可看出: 冷蒿的红边位置 (定义为反射光谱在 680~750 nm 之间的一阶微分最大值) 要比其他草本植物靠前; 冷蒿反射率的一阶微分在 800~950 nm 的值明显大于其他草本植物; 而苔草反射率一阶微分在 350~420 nm 的值明显大于其他草本植物。

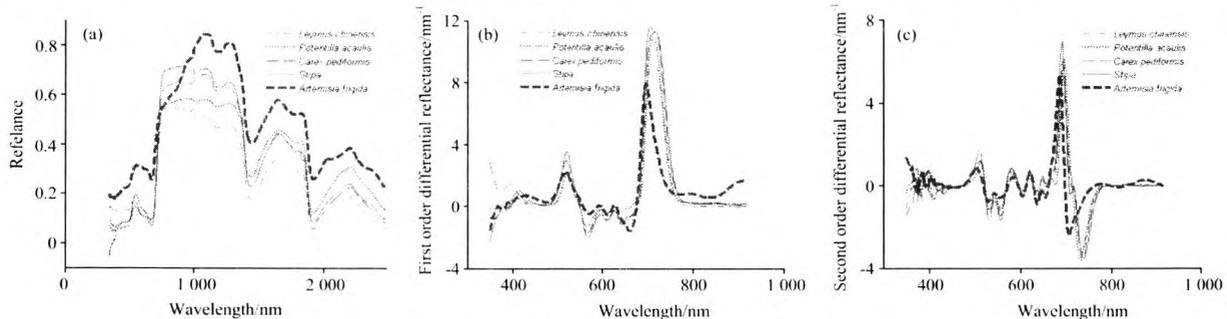


Fig. 1 Leaf spectral feature extraction

(a): Reflectance spectra of leaves; (b): First order differential reflectance of leaves;

(c): Second order differential reflectance of leaves

利用数学方法将前面总结的不同草本植物的光谱特征参量化, 用于草种类型的判断。有些草种具有多个识别标准, 只要符合其中任意一条即可。

①冷蒿识别标准 A: 对波长区间 [800, 1 000] nm 的反射率光谱进行最小二乘线性拟合, 拟合出的直线为:  $R = aX + b$ ,  $a \geq 0.5 \times 10^{-3}$ 。

②冷蒿识别标准 B: 用  $R'_\lambda$  表示光谱曲线一阶微分后在波长  $\lambda$  处的值,  $R'_{570} > R'_{662}$ 。

③冷蒿识别标准 C: 光谱二阶微分后零点出现在 [696, 699] nm。

④羊草识别标准 A:  $R_\lambda$  表示在  $\lambda$  波长处原始光谱的反射率值,  $R_{400}/R_{630} > 0.87$ 。

⑤针茅识别标准 A: Ratio vegetation index (RVI)  $> 10$ , 比值植被指数 RVI 公式如 (1) 所示, 本文  $ir$  取 800 nm,  $r$  取 670 nm。

$$RVI = R_{ir}/R_r \quad (1)$$

⑥苔草识别标准 A: 利用 (2) 计算出的  $\varphi > 0$ 。

$$\varphi = \sum_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda_2} R'(\lambda) \quad (2)$$

### 2.2 冠层特征提取方法

考虑到冠层光谱数据受到大气水汽吸收的影响, 在 1 400 和 1 900 nm 左右有很大的噪声, 故选用可见光和近红外波段研究各主要草本植物的冠层特征。从图 2(a) 可看出: 虽然单叶片反射特征是植被冠层反射特征形成的主要原因, 但是由于土壤背景、冠层结构等因素的影响, 不同草本植物冠层光谱特征与单叶片光谱特征还是有明显的不同。冷蒿在近红外波段的反射率相对较低, 而在可见光波段的反射率很高, 羊草则与之相反。从图 2(c) 可以发现羊草冠层光谱在 715 nm 左右有一个极大值点, 745 nm 左右有一个极小值点。

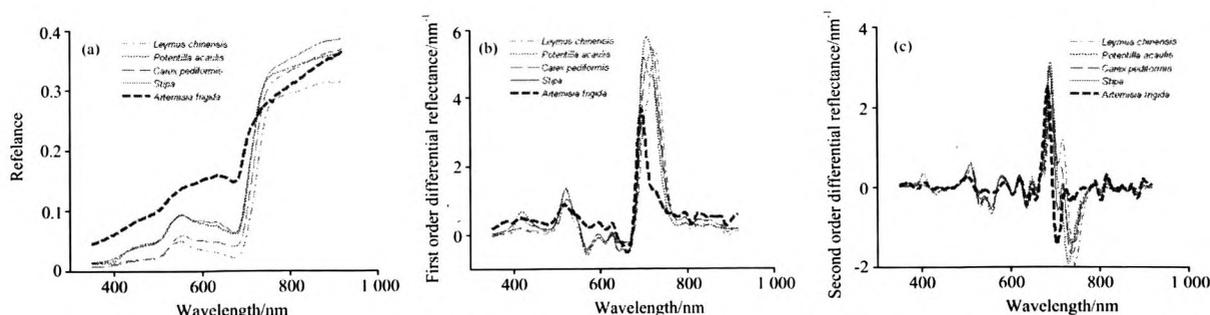


Fig. 2 Canopies spectral feature extraction

(a): Reflectance spectra of canopies; (b): First order differential reflectance of canopies;  
(c) Second order differential reflectance of canopies

下面列出冠层光谱的识别标准。其中 Normal Differential Vegetation Index(NDVI)计算公式如(3)式所示

$$NDVI = \frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670}} \quad (3)$$

①冷蒿识别标准 A:  $0.37 < NDVI < 0.46$ 。

②苔草识别标准 A:  $0.76 < NDVI < 0.78$ 。

③星毛委陵菜识别标准 A:  $0.52 < NDVI < 0.64$ , 且  $R'_{642} > R'_{662}$ 。

④针茅识别标准 A:  $0.63 < NDVI < 0.69$ , 且  $R'_{642} < R'_{662}$ 。

⑤羊草识别标准 A:  $0.82 < NDVI < 0.89$ 。

⑥羊草识别标准 B: 二阶微分光谱中, 有一个正的极大值点出现在  $[715, 720]$  nm, 有一个负的极小值点出现在  $[740, 750]$  nm。

需要说明的是, 在草本植物不同的生长期中, 叶片和冠层光谱可能发生变化, 识别标准的具体数值也会发生一定的变化, 但是本文提取叶片光谱特征并参量化的表达这些特征的方法是普遍适用的。

### 2.3 混合光谱分解方法

一般认为混合光谱是各组分光谱的线性混合, 线性光谱混合模型如(4)式所示, 它的线性最小二乘解如(5)式所示<sup>[14]</sup>。如果能已知  $p$  和  $E$ , 代入(5)式就可以得到各草本植物在群落中所占的比例。但是在野外测量的光谱数据中, 组分光谱很难确定, 即使是同一草种的冠层光谱, 多次测量也会出现很大的不同。究其原因, 主要是土壤背景的影响, 由于同一生境内土壤类型、质地等性质不会发生很大变化, 土

壤含水量是影响土壤背景反射率的主要原因。

$$p = \sum_{i=1}^N c_i e_i + n = Ec + n \quad (4)$$

其中:  $N$  为组分数,  $p$  为混合像元光谱(样方光谱)列向量;  $c_i$  为混合像元中第  $i$  个组分所占比例;  $e_i$  为混合像元中第  $i$  个组分的光谱列向量;  $n$  为误差。

$$\hat{c} = (E^T E)^{-1} E^T p \quad (5)$$

选择归一化方法<sup>[15]</sup>可以去除冠层光谱中土壤背景的影响。归一化方法的公式如(6)式所示。为证明归一化方法的有效性, 本文采集了当地黑钙土的土壤样本。风干后加入不同含量的水, 获取了不同含水量条件下的土壤反射率光谱数据[图 3(a)]。将土壤反射率光谱数据作为 PROSAIL 模型的输入参数, 模拟得到同一 LAI 条件下(LAI=0.5)的不同含水量土壤背景下的冠层光谱[图 3(b)]。从光谱归一化后的结果[图 3(c)]可以看到, 归一化后不同含水量土壤背景下的冠层光谱变得十分接近, 这表明归一化方法可以在很大程度上去除土壤背景的影响。在确定组分光谱  $E$  时, 对于每种冠层可以在所测所有光谱的归一化后光谱中任选一条, 误差在允许的范围。当然, 样方光谱  $p$  也要归一化后才可用于混合光谱分解。依上确定了  $p$  和  $E$  之后, 利用(5)计算出各草种在群落样方中的面积比例。

$$R' = (R_1/\bar{R}, R_2/\bar{R}, \dots, R_n/\bar{R}) \quad (6)$$

其中:  $R_i$  为原始光谱波段  $i$  的反射率;  $\bar{R}$  为所有波段反射率的均值;  $R'$  为归一化后的光谱。

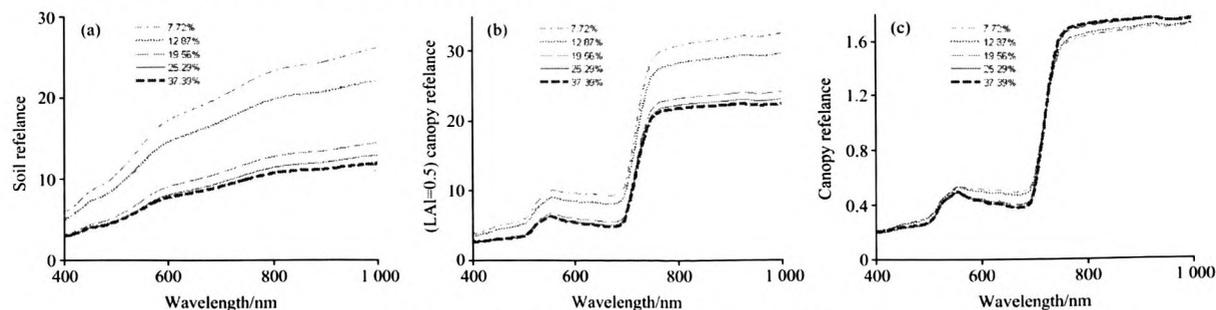


Fig. 3 Characteristic identification accuracy

(a): Reflectance of soil in different water content; (b): Reflectance of canopies by PROSAIL model simulation;  
(c) Normalization spectra of spectra in (b)

### 3 结果与分析

#### 3.1 叶片和冠层识别标准识别精度检验

本节中利用地面实测的部分光谱数据样本来检验光谱识别标准的有效性。具有多个识别标准的草种将它的所有标准的并作为新标准来进行精度检验。表1列出了利用叶片和冠层识别标准对光谱样本识别的结果。可以看出,错误率均不超过5%。这说明本文研究得到的光谱特征用于草种识别是有效的。

Table 1 Characteristic identification accuracy

草种类型	叶片识别错误率/%	冠层识别错误率/%
<i>Artemisia frigida</i>	4.25	3.94
<i>Leymus chinensis</i>	4.92	4.66
<i>Carex pediformis</i>	4.22	4.17
<i>Stipa</i>	4.49	4.00
<i>Potentilla acaulis</i>	Null	4.56

#### 3.2 混合光谱分解精度检验

选取20个只包括冷蒿,土壤,羊草和针茅四种组分的典型针茅羊草群落样方进行混合光谱分解精度检验。以数码照片分类得到的覆盖度为标准,计算所有样方中各组面积比例的误差平均值和方差,结果如表2所示。结果显示混合光谱分解得出的组分比例与数码照片分类得出的相比,平均误差小于5%,标准差在3%左右。可见,混合光谱分解的精度较高,利用线性光谱混合模型对草地上的植被群落混合像元

进行混合光谱分解是可行的。

Table 2 Error analysis of pixel unmixing method

草种类型	误差的均值	误差的标准差
<i>Artemisia frigida</i>	0.049	0.033
<i>Leymus chinensis</i>	0.042	0.032
<i>Stipa</i>	0.048	0.035
Soil	0.044	0.032

### 4 结论与讨论

本文以内蒙古呼伦贝尔温性草甸草地野外光谱测量数据为基础,通过叶片光谱和冠层光谱的特征提取与参量化,找到了多种草地优势植物与退化指示植物光谱之间的差异,且得出了参量化的光谱识别标准,为高光谱影像上的端元提取打下了基础。在对冠层光谱进行归一化的基础上,通过对群落的混合光谱数据混合光谱分解来反演各组面积比例,得到的结果精度较高。这充分证明基于高光谱遥感的方法能够识别出退化指示植物并计算出其在像元中的比例。这种方法即使在草地退化的初期也有效,便于人类及早做出有效措施遏制草地退化。由于草甸草原的物种多样性非常高,群落成分较为复杂,目前混合光谱分解方法只能分解出一些主要草种的面积比例。

文章是对草地退化的高光谱监测方法基于地面光谱的验证。事实上,这些方法只有真正应用于高光谱影像,才能真正实现大范围的草地退化监测。本文的工作是应用高光谱遥感影像进行草地退化监测之前的基础性研究。

### 参 考 文 献

- [1] GUO Ran, WANG Xiao-ke, LU Fei, et al(郭然,王效科,逯非,等). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2008, 28(2): 862.
- [2] PAN Xue-qing(潘学清). China Hulunbeier Grassland(中国呼伦贝尔草地). Changchun: Jilin Science and Technology Press(长春:吉林科学技术出版社), 1992. 125.
- [3] Yamano H, Chen J, Tamura M. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(15): 3171.
- [4] TONG Chuan, XI Feng-jiang, YANG Jing-rong, et al(全川,郝凤江,杨景荣,等). Acta Prataculturae Sinica(草业学报), 2003, 12(4): 18.
- [5] LI Yun-peng, NA Ri-su, LIU Peng-tao, et al(李云鹏,娜日苏,刘朋涛,等). Acta Agriculturae Boreali-Sinica(华北农学报), 2006, 21(1): 56.
- [6] LI Su-ying, Li Xiao-bing, GE Ying, et al(李素英,李晓兵,葛莺,等). Chinese Journal of Plant Ecology(植物生态学报), 2007, 31(1): 23.
- [7] YAN Yu-chun, Tang Hai-ping, ZHANG Xin-shi(闫玉春,唐海萍,张新时). Chinese Journal of Grassland(中国草地学报), 2007, 29(3): 90.
- [8] WANG Xi-ping, ZHAO Hui-ying(王希平,赵慧颖). The Climatic Resources and Regionalization of Agricultural Breeding and Forestry of Hulunbeier City(呼伦贝尔市林牧农业气候资源与规划). Beijing: The Meteorological Publishing House(北京:气象出版社), 2006. 42.
- [9] ZHAO Hui-ying, TIAN Hui-chun, ZHAO Heng-he(赵慧颖,田辉春,赵恒和). Chinese Journal of Grassland(中国草地学报), 2007, 29(2): 75.
- [10] LI Yong-hong(李永红). Chinese Journal of Plant Ecology(植物生态学报), 1994, 18(1): 68.
- [11] LIU Zhen-guo, LI Zhen-qing(刘振国,李振清). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2006, 26(2), 475.
- [12] Philpot Tsai F. Remote Sensing of Environment, 1998, 66: 41.
- [13] ZHANG Xue-xia, ZHU Qing-ke, WU Gen-mei, et al(张学霞,朱清科,吴根梅,等). Journal of Beijing Forestry University(北京林业大学学报), 2008, 30(1): 164.
- [14] TAO Xin, FAN Wen-jie, XU Xi-ru, et al(陶欣,范闻捷,徐希儒). Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis(北京大学学

报·自然科学版), 2008, 44(6): 921.

- [15] ZOU Wen-tao, ZHANG Tao, HAO Fei, et al(邹文涛, 张 韬, 郝 飞, 等). Journal of Inner Mongolia Agricultural University(内蒙古农业大学学报), 2008, 29(1), 61.

## Hyperspectral Remote Sensing Monitoring of Grassland Degradation

WANG Huan-jiong<sup>1, 2, 3</sup>, FAN Wen-jie<sup>1\*</sup>, CUI Yao-kui<sup>1</sup>, ZHOU Lei<sup>4</sup>, YAN Bin-yan<sup>1</sup>, WU Dai-hui<sup>1</sup>, XU Xi-ru<sup>1</sup>

1. Institute of Remote Sensing and Geographical Information System, Peking University, Beijing 100081, China

2. Institute of Geographical Sciences and Natural Resources, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

3. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

4. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100871, China

**Abstract** The distributing of China's grassland is abroad and the status of grassland degradation is in serious condition. So achieving real-time and exactly grassland ecological monitoring is significant for the carbon cycle, as well as for climate and on regional economies. With the field measured spectra data as data source, hyperspectral remote sensing monitoring of grassland degradation was researched in the present article. The warm meadow grassland in Hulunbeier was chosen as a study object. Reflectance spectra of leaves and pure canopies of some dominant grassland species such as *Leymus chinensis*, *Stipa krylovii* and *Artemisia frigid*, as well as reflectance spectra of mixed grass community were measured. Using effective spectral feature parametrization methods, the spectral feature of leaves and pure canopies were extracted, so the constructive species and degenerate indicator species can be exactly distinguished. Verification results showed that the accuracy of spectral identification was higher than 95%. Taking it as the foundation, the spectra of mixed grass community were unmixed using linear mixing models, and the proportion of all the components was calculated, and the errors were less than 5%. The research results of this article provided the evidence of hyperspectral remote sensing monitoring of grassland degradation.

**Keywords** Hyperspectral; Grassland degradation; Spectral characteristics; Mixed spectra unmixing

(Received Dec. 15, 2009; accepted Mar. 27, 2010)

\* Corresponding author