

基于高光谱混合像元分解的干旱地区 稀疏植被覆盖度估测^{*}

李晓松^{1,2} 高志海^{1**} 李增元¹ 白黎娜¹ 王琚瑜¹

(¹ 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091; ² 中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101)

摘要 以 Hyperion 高光谱影像为数据源, 选取流沙、假戈壁(影像端元)及荒漠植被(实测光谱端元) 3种端元, 利用非受限及全受限的混合像元分解对甘肃省民勤绿洲-荒漠过渡带的稀疏植被覆盖度进行了估测。结果表明: 全受限混合像元分解得到的荒漠植被分量准确地代表了地表真实稀疏植被覆盖情况, 两者之间的偏差不超过 5%、均方根误差 $RMSE$ 为 3.0681; 而非受限的混合像元分解结果则明显小于地面实测植被覆盖度, 两者之间虽具有一定相关性, 但相关性不高 ($R^2 = 0.5855$); 与 McGwire 等的相关研究相比, 全受限混合像元分解对稀疏植被覆盖度的估测具有更高的精度及可靠性, 具有广阔的应用前景。

关键词 高光谱 端元 混合像元分解 稀疏植被覆盖度

文章编号 1001-9332(2010)01-0152-07 **中图分类号** TP79 **文献标识码** A

Estimation of sparse vegetation coverage in arid region based on hyperspectral mixed pixel decomposition. LI Xiao-song^{1,2}, GAO Zhi-hai¹, LI Zeng-yuan¹, BAI Li-na¹, WANG Beng-yu¹ (¹ Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; ² Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China). -Chin. J. Appl. Ecol. 2010 21(1):152-158.

Abstract: Based on Hyperion hyperspectral image data, the image-derived shifting sand, false-Gobi spectra, and field-measured sparse vegetation spectra were taken as endmembers, and the sparse vegetation coverage (<40%) in Minqin oasis-desert transitional zone of Gansu Province was estimated by using fully constrained linear spectral mixture model (LSMM) and non-constrained LSMM, respectively. The results showed that the sparse vegetation fraction based on fully constrained LSMM described the actual sparse vegetation distribution. The differences between sparse vegetation fraction and field-measured vegetation coverage were less than 5% for all samples, and the $RMSE$ was 3.0681. However, the sparse vegetation fraction based on non-constrained LSMM was lower than the field-measured vegetation coverage obviously, and the correlation between them was poor, with a low R^2 of 0.5855. Compared with McGwire's corresponding research, the sparse vegetation coverage estimation in this study was more accurate and reliable, having expansive prospect for application in the future.

Key words: hyperspectral; endmember; mixed pixel decomposition; sparse vegetation coverage.

干旱地区约占全球陆地面积的三分之一, 该类生态系统的极端脆弱性使其易于受到过度开发、不合理土地利用和气候变化的影响, 进而导致荒漠化在干旱地区的表现尤为突出。植被覆盖度被公认为是评价土地荒漠化的最有效的指标^[1-3], 准确获取

干旱地区植被覆盖度对于土地资源的合理利用和土地荒漠化的准确评价具有重要意义。

稀疏植被覆盖是干旱地区植被的最显著特点, 对其的准确遥感估算一直是遥感应用领域的难题之一^[4-9]。目前, 混合像元分解方法在干旱、半干旱地区植被覆盖度的估测中已得到广泛应用^[10-15], 研究结果表明利用该方法估测植被覆盖度的能力明显优于常用的归一化植被指数 ($NDVI$) 等植被指数方法。然而, 受多光谱数据分辨率较低的影响, 该类方法选

* 国家科技支撑计划项目(2006BAD26B0103)和国家高技术研究发展计划项目(2006AA12Z108)资助。

** 通讯作者。E-mail: zhgao@caf.ac.cn

2009-06-05 收稿, 2009-11-12 接受。

取端元的数量有限,且光谱特征不够精细,在试验区地面情况较复杂的情况下,往往不能选取足够的精细光谱端元,进而使像元分解的误差增大,植被覆盖度估测的能力降低。高光谱遥感获取的图像数据具有几十个甚至上百个波段,这为更多、更精细端元的提取提供了可能,也使高光谱遥感在混合光谱分解方面具有更大优势。如 McGwire 等^[16]以机载 Probe-1 高光谱影像为数据源,利用线性光谱混合模型对干旱地区稀疏植被覆盖度($<12\%$)进行估测,取得了不错的效果,但该方法并没有在其他地区得到有效地推广及验证,尤其是针对星载高光谱数据源的相关研究更是鲜见。因此,本研究选取甘肃省民勤绿洲-荒漠过渡带为研究区域,针对干旱地区植被稀疏的特点,以 2006 年 8 月的星载 Hyperion 高光谱影像为数据源,利用线性混合像元分解方法对与影像获取同期的试验区稀疏植被覆盖度进行了估测,以期对干旱地区稀疏植被覆盖度的高精度估测有所裨益。

1 研究地区与研究方法

1.1 研究区概况

研究区位于民勤绿洲西缘绿洲-荒漠过渡区($38^{\circ}05'—39^{\circ}06' N$, $103^{\circ}02'—104^{\circ}02' E$),面积约 $40 km \times 7.7 km$,为 1/4 景 Hyperion 影像大小。该区属典型大陆性温带气候,气候干燥、多风沙、降水少、蒸发强烈、光照充足、温差大,年均气温 $7.6^{\circ}C$,最热月(7 月)平均气温 $22.8^{\circ}C$,最冷月(1 月)平均气温 $-9.9^{\circ}C$,极端最高气温 $41^{\circ}C$,极端最低气温 $-30.8^{\circ}C$,年均降水量 $113.2 mm$,为典型的干旱地区。研究区内植被主要是白刺(*Nitraria tangutorum*)和短穗柽柳(*Tamarix laxa*)灌丛,在一些沙丘、丘间地上,还生长有梭梭(*Haloxylon ammodendron*)和沙枣(*Elaeagnus angustifolia*)人工林。非地带性土壤为风沙土。常年来,由于上游来水逐年减少,地下水超量开采,该区地下水位已降至 $16.0 m$ 以下,荒漠植被衰败、退化现象较严重,生态环境非常脆弱。

1.2 Hyperion 数据来源与预处理

本研究所用的 2006 年 8 月 25 日 Hyperion 影像编程订购于美国地质调查局。Hyperion 是美国地球观察卫星 EO-1 搭载的成像光谱仪,以推扫方式获取可见光——近红外(VNIR $400 \sim 1000 nm$)和短波红外(SWIR $900 \sim 2500 nm$)光谱数据,波段连续,共有 242 个波段,光谱分辨率 $10 nm$,辐射分辨率 16 bit,地面分辨率 $30 m$ 。所获数据处理级别为 Level

1R,已进行辐射定标处理,但没做几何校正^[17]。

本研究对 Hyperion 数据的预处理主要包括:未定标和受水汽影响波段的去除、坏线修复、条纹去除、smile 效应纠正、大气校正、几何校正(DATTB, JUPP D 2004)。首先,从 242 个波段中去掉 44 个未定标波段、2 个重复波段、17 个受水汽影响严重的波段,剩下 179 个波段,剩余波段中保留了 3 个受水汽影响最严重的波段($1376 nm$ 、 $1386 nm$ 、 $1396 nm$),这是因为用于大气校正的 FLAASH 模块需要这些波段的信息用于云的掩模,然后,利用澳大利亚对地观测中心提供的基于 ENVI 的 Hyperion_Workshop 模块对剩余波段进行坏线修复、条纹去除和 smile 效应的纠正^[18];利用 ENVI 大气校正扩展模块 FLAASH 对 Hyperion 影像进行大气校正,FLAASH 采用 MODTRAN 4+ 辐射传输模型,是目前精度最高的大气辐射校正模型,可校正由于漫反射引起的连带效应,包含卷云和不透明云层的分类图,可调整由于人为抑制而导致的波谱平滑,校正后得到地面反射率图像;最后,以精校正的 ETM+ 影像为参考,利用 ERDAS 的 AutoSync 模块对 Hyperion 影像进行自动配准,共选用控制点 65 个,二次多项式模型总误差为 0.23,双线形内插法重采样成 $30 m \times 30 m$ 影像,并将保留的受水汽影响最严重的 3 个波段予以剔除。

1.3 地面数据的获取

1.3.1 典型地物光谱的测量 与影像获取同步,在 Hyperion 影像获取当天(2006 年 8 月 25 日)的 10:00—14:00,进行了试验区典型植被类型冠层水平的野外光谱测量。光谱测量仪器为 ASD(Analytical Spectral Devices)FieldSpec Pro FR 光谱仪,光谱范围为 $350 \sim 2500 nm$ 。光谱测量所用光谱仪的光纤顶端直径为 $2 mm$,视场角为 25° 。所有光谱测量均为垂直观测,光纤顶端距离冠层或地表之上约 $40 cm$ 。光谱测定后,通过简单视觉效果分析,将一些获取条件不理想的光谱予以删除。另外,为与 Hyperion 影像匹配,本研究将所有光谱利用高斯模型重采样至 Hyperion 的波段宽度。

1.3.2 植被覆盖度的野外测量 本试验区的植被野外测量工作与 Hyperion 影像的获取基本同步进行,野外调查期间无明显降水、霜冻及植被人为毁坏情况,因此可认定调查数据客观、真实地反映了相对应影像上的光谱信息。考虑到试验区植被类型、荒漠化程度及到达指定位置的可行性,并结合影像的覆盖特征,本研究从北向南,按近似垂直绿洲方向共布设

3 条横贯影像东西的样线,在测量样线上主要植被类型的同时,以固定间隔(平均 1 km)布设样地作为补充,共调查样地 29 个。考虑到试验区植被稀疏的特点,本研究样地大小为 60 m × 60 m,调查样地的同时利用 Trimble 手持 GPS 记录样地中心的地理位置。植被覆盖度的调查方法采用样线法:以样地的对角线为样线,测量样地内植被接触样线的长度,最终通过计算其占样线总长度的百分比而得到样方的植被覆盖度^[19]。

1.4 研究方法

1.4.1 光谱混合模型 光谱混合模型主要分为线性光谱混合模型和非线性光谱混合模型。线性光谱混合模型主要适用于大尺度上像元内均一“端元”的宏观组合^[20],像元内端元之间的多重散射可以忽略;在非线性光谱混合模型中,像元内不同端元的多重散射被予以考虑,混合像元的光谱通过像元内多个端元的非线性贡献来表示。非线性光谱混合模型可更好地降低残差和提高分解精度,但其多重散射的影响与像元内端元所占的比例没有线性关系。总体来说,非线性光谱混合模型比线性光谱混合模型更复杂,且前者的结果更难于直观地解释,使其准确定量反演植被覆盖度更困难^[21],而相对简单的线性模型的结果则物理意义明显,且与地面实测植被覆盖度直接相关。为此,本文采用线性光谱混合模型(linear spectral mixture model,LSMM)对影像进行混合像元分解,其公式如下:

$$D_{Ni} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^p m_{ij} \alpha_j + e_i \tag{1}$$

式中 D_{Ni} 为像元在第 i 波段的反射率; L 为光谱波段数; p 为像元内端元数; m_{ij} 为像元内第 j 端元在第 i 波段的反射值; α_j 为像元内第 j 端元所占比例; e_i 为第 i 波段的误差项。

为使 LSMM 对植被盖度提供准确、可靠的估算,须加入 2 个限制条件:1)各端元分量之和等于 1 (abundance sum-to-one constraint,ASC),即 $\sum_{j=1}^p \alpha_j = 1$;2)各端元分量非负(abundance nonnegativity constraint,ANC),即 $\alpha_j \geq 0$ 。加上这 2 个限制条件的 LSMM 为全受限的 LSMM,该模型同时执行 2 个限制条件。

因全受限 LSMM(FCLS)算法涉及到不等式约束下的求解,算法较复杂,当前大部分研究均采用非受限的 LSMM(LS)算法,然而 LS 算法所估测的各端元分量往往不能反映地面各端元准确、真实的分

布状况,因而其估测植被覆盖度的结果并不十分理想。尽管如此,LS 算法以其简便性及可操作性强仍得到了广泛应用,因此,本研究同时采用 LS 算法和 FCLS 算法进行混合像元分解,以便进行比较分析。

1.4.2 端元的确定 线性光谱混合分析的关键在于寻找一组合适的端元,然后通过端元光谱的线性组合来模拟像元的光谱。端元的选择通常有如下两种方法:1)在影像上直接提取;2)野外或实验室光谱数据库。运用野外或实验室光谱数据作为端元的风险在于光谱数据获取与影像数据的不同步,另外该方法对影像大气校正的精度也要求甚高。而影像端元易于获取,不需要大量地物光谱测量及大气校正工作,并且能够代表相同空间尺度(影像尺度)上的光谱测量值^[22],更易与地面特征联系起来。

本研究重点为稀疏荒漠植被覆盖度的估测,而荒漠植被稀疏的特点导致无法在 Hyperion 影像上找到荒漠植被端元。尽管影像中存在着少量高覆盖度的农田作物与梭梭等人工植被,但通过试验区典型植被实测光谱(图 1)比较分析发现:因为对干旱环境的进化性适应,荒漠植被具有不同于绿色健康植被的光谱特征,主要表现为在可见光波段叶片的吸收减小、反射率相应增大,而在近红外波段反射率则明显降低;“红边”特征没有农作物显著,该研究结果与 Ehleringer 等^[23]的研究结果一致。因此,无法通过农田或梭梭作为端元进行稀疏植被覆盖度的提取,故本研究采用与影像获取同步测量的荒漠植被光谱的平均值作为荒漠植被端元光谱。

试验区植被覆盖稀疏,大面积裸露的土壤在影像中随处可见,因而不同土壤类型的端元可从影像上直接提取。本研究采用基于纯净像元指数(pixel purity index,PPI)^[24]的方法从 Hyperion 影像上提取土壤端元。利用噪声白化变换(MNF)可以压缩数据维数,并去除波段之间相关性^[25]。从 MNF 特征波段的特征值(图 2)可以看出,第一特征波段的特征值非常高,之后特征波段的特征值迅速下降。从视觉效果上来说,自第 12 波段之后的 MNF 特征波段主要反映噪音信息,有用信息量很少。因此,本研究仅选取前 12 个 MNF 特征波段进行后续处理,这 12 个波段包括了原始影像的大部分有用信息(66.49%)。

PPI 算法的实现在 ENVI 软件内完成。为保证选择“纯净”的像元质量及数量,本研究经多次反复试验最终确定迭代次数为 10000 次;“纯净”像元阈值为 2.50,最后计算得到影像中的纯净像元,并在 ENVI 中将其定义为感兴趣区(region of interest,ROI)。

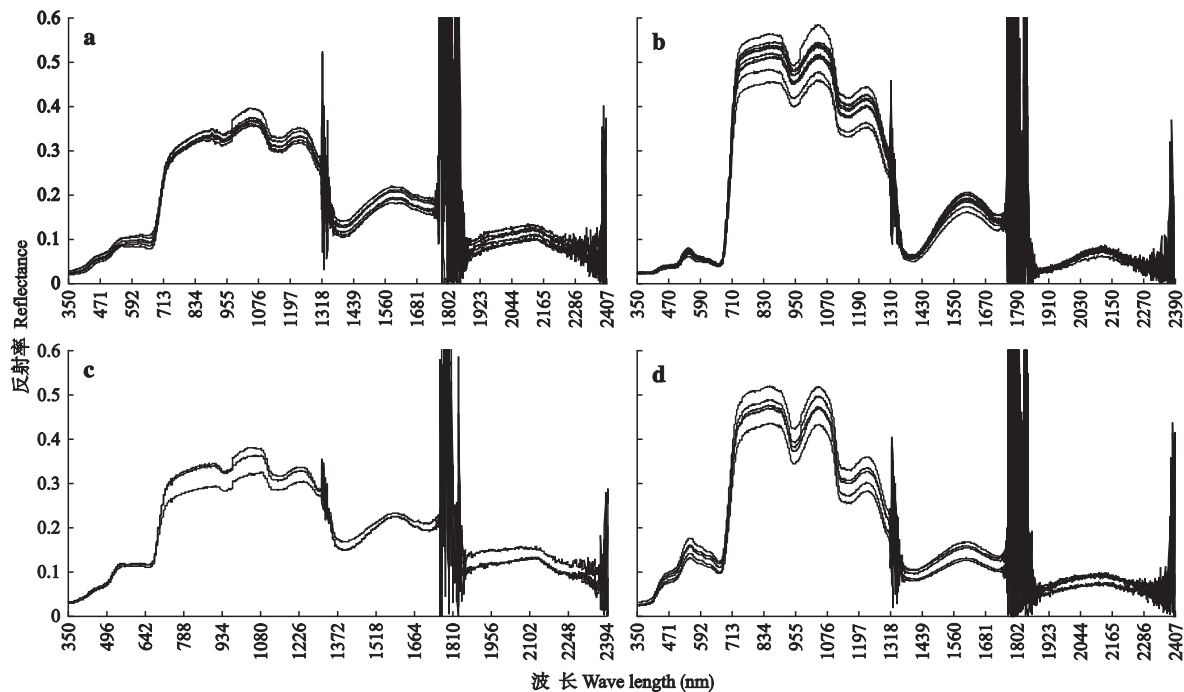


图 1 试验区典型植被类型冠层水平光谱曲线

Fig.1 Spectral curve measured on canopy level of classical vegetation type in study region.

a)白刺 *Nitraria tangutorum* ;b)农作物 Crop ;c)泡泡刺 *Nitraria sphaerocarpa* ;d)梭梭 *Haloxylon ammodendron*.

然后,利用 ENVI 提供 N 维散度法对 ROI 中的纯净像元进行 N 维散度分析.经 N 维散度分析后,最终确定了 2 类不同的土壤端元,分别代表着假戈壁多砾石地表与流沙.最终,重采样至 Hyperion 波段的荒漠植被光谱的平均值及从影像上提取的 2 个土壤端元作为用于混合像元分解的端元,3 种端元的光谱特征如图 3 所示.

由于本研究目标为稀疏荒漠植被覆盖度的提取,因而本文将影像中农作物与人工梭梭林予以掩模去除,而使影像中仅保留稀疏荒漠植被与各类不同的土壤类型,以便使稀疏荒漠植被作为混合像元分解的唯一植被端元,从而最大程度地保证稀疏荒漠植被覆盖度提取的精度.农作物与人工梭梭林的

光谱特征在影像中与众不同,可较容易通过简单的分类方法实现农作物及人工梭梭林的掩模去除.

1.4.3 混合像元的分解 确定端元数目、类型及光谱特征后,本研究分别采用 LS 算法和 FCLS 算法进行混合像元的分解. LS 算法未考虑 ASC、ANC 的限制条件,相对较易实现,可直接在 ENVI 软件中直接实现. FCLS 算法的求解相对较困难,这是因为 ANC 涉及到一系列不等式的限制条件,因此无法求得解析解,而只能通过数值分析的方法求得最优解^[26-28].目前,没有现成的软件平台可以实现 FCLS 算法,为此本研究以 IDL 语言为开发工具,编程实现了 FCLS 算法的混合像元分解.

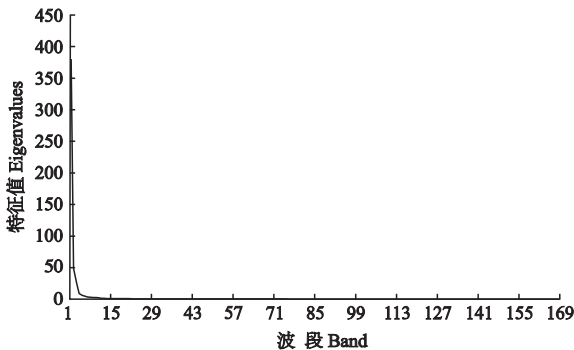


图 2 MNF 变换后特征波段特征值

Fig.2 Eigenvalues of eigen-images of MNF transform.

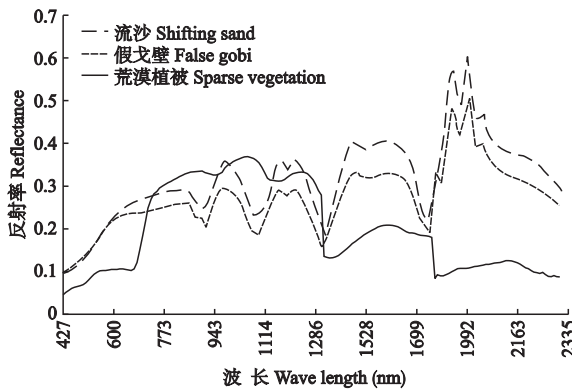


图 3 端元光谱曲线

Fig.3 Spectral curve of selected endmember.

1.4.4 精度验证 针对混合像元分解的荒漠植被分量结果,本研究基于野外实测的29个样地的植被覆盖数据进行混合像元分解结果精度的验证:直接比较两者差别,以验证高光谱混合像元分解的结果是否与实测植被覆盖度一致,对两者进行线性回归,确定两者之间是否存在显著相关。

1.5 数据处理

采用JMP 7.0软件对Hyperion影像分解得到的荒漠植被分量与实测植被覆盖度进行相关分析及精度验证。

2 结果与分析

2.1 基于混合像元分解的干旱地区稀疏植被覆盖度

基于LS算法和FCLS算法的混合像元分解得到了研究区荒漠植被分量与实测植被覆盖度的散点图(图4)。对于基于LS算法的混合像元分解来说,散点均位于1:1直线的上方,说明荒漠植被分量明显小于地面实测的植被覆盖度,两者之间的均方根误差(RMSE)达到10.8688,其RMSE值约为所有样地植被覆盖度均值的80%,因此LS算法的荒漠植被分量并不等同于地面实测植被覆盖度。LS荒漠植被分量中有3个负值,其原因与LS算法本身对各端元分量没有限制有关。对LS荒漠植被分量与实测植

被覆盖度进行线性回归的 R^2 为0.5855,两者之间的相关系数为0.76,说明LS荒漠植被分量尽管与实测植被覆盖度并不等同,但表现为显著相关关系($P \leq 0.0001$),因而可通过对LS荒漠植被分量进行线性变换以求得地表真实植被覆盖度,但回归方程的 R^2 较低、RMSE(6.3926)过高表明该方法精度有限,无法满足准确提取稀疏植被覆盖度的要求。

与LS算法相比,FCLS荒漠植被分量与实测植被覆盖度的散点较均匀地分布在1:1直线的两侧,所有29个样地的偏离均不超过1:1直线的 $\pm 5\%$,两者之间的RMSE为3.0681,其RMSE值约为所有样地植被覆盖度均值的22%,表明加上ANC与ASC限制条件的FCLS算法所得的荒漠植被分量准确地代表了地面实测植被覆盖情况,FCLS荒漠植被分量与实测植被覆盖度具有直接的可比性,对两者进行线性回归可见,拟合直线与1:1直线的偏离较小,回归模型的 R^2 高达0.9141、RMSE为2.9103,表明FCLS荒漠植被分量与实测植被覆盖度之间高度相关,因而直接利用FCLS荒漠植被分量即可实现高精度的植被覆盖度提取。

2.2 试验区稀疏植被覆盖度

基于FCLS算法进行混合像元分解得到了试验区稀疏植被覆盖度(图5)。为了体现混合像元分解探测稀疏植被能力及制图的需要,本研究将试验区植被覆盖度划分为9个级别,通过与试验区野外观

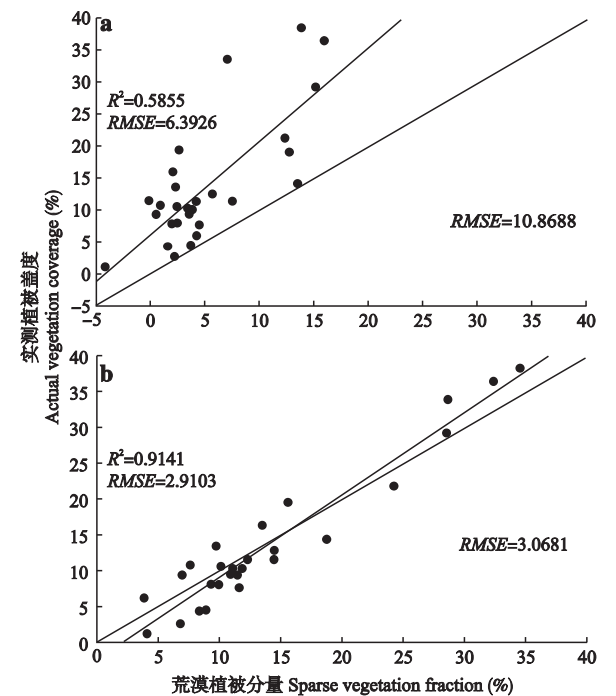


图4 荒漠植被分量与实测植被覆盖度
Fig.4 Sparse vegetation fraction and measured vegetation coverage.

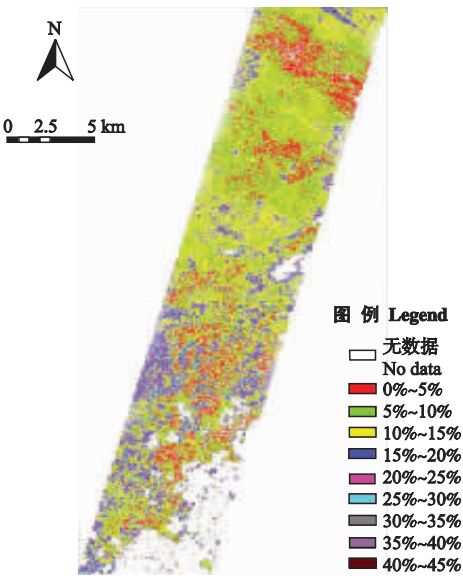


图5 基于FCLS算法的试验区稀疏植被覆盖度
Fig.5 Sparse vegetation coverage in the study area based on FCLS method.

测结果比较发现:基于 FCLS 算法高光谱混合像元分解得到的稀疏植被覆盖度精度较高,不同级别稀疏植被覆盖度的分布特征与野外观测到的植被覆盖分布情况高度一致。总体来说,试验区内绝大部分区域的植被覆盖度均小于 20%,表明民勤绿洲边缘的植被覆盖度非常低,植被退化现象严重。

3 讨 论

本研究以 Hyperion 影像为数据源,利用流沙、假戈壁影像光谱与同步实测的荒漠植被光谱为端元,对经掩模去除了农作物与梭梭林的影像经全受限混合像元分解实现了高精度的试验区稀疏植被覆盖度估测。验证结果表明,LS 荒漠植被分量明显小于地面实测植被覆盖度,两者之间具有一定的相关性,但相关性不是很高,而且荒漠植被分量中有负值出现,因此 LS 荒漠植被分量与地面实测植被覆盖度并不能等同。与 LS 荒漠植被分量相比,FCLS 荒漠植被分量准确地代表了地表的真实稀疏植被覆盖情况,两者之间的偏差均不超过 5%,直接利用 FCLS 荒漠植被分量即可实现高精度的植被覆盖度提取。

本研究与 McGwire 等^[16]的研究具有一定的可比性,两者均为基于高光谱影像分解的稀疏植被覆盖度估测。McGwire 等^[16]以 Probe-1 高光谱影像为数据源,采用包含植被、多种土壤类型及阴影在内的共 10 个端元的线性光谱混合模型估测了稀疏植被覆盖度(<12%),估测植被盖度与实测植被盖度的相关性较高, R^2 最高为 0.855。本研究通过去除影像中非重要地物的干扰,仅选用了包括实测光谱在内的 3 个端元即实现了高精度的试验区稀疏植被覆盖度估测(<40%),且 R^2 达到了 0.9141。由此可见,本研究所提方法的精度较高。

受高光谱传感器成像因素的限制,本研究所用影像数据源覆盖范围较小,代表性不是很强。同时,因未能获取试验区的高分辨率影像,实测植被覆盖样方的数量偏少,本研究成果的进一步外推尚需深入探讨。

参考文献

- [1] Dymond JR, Stephens PR, Newsome PF, et al. Percent vegetation cover of a degrading rangeland from SPOT. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, **13**: 1999–2007
- [2] Pan X-L(潘晓玲). A preliminary study on the stability of Oasis ecosystem in arid area. *Quaternary Sciences* (第四纪研究), 2001, **21**(4): 345–351 (in Chinese)
- [3] Zhang Y-X(张云霞), Li X-B(李晓兵), Chen Y-H(陈云浩). Overview of field and multi-scale remote sensing measurement approaches to grassland vegetation coverage. *Advances in Earth Science* (地球科学进展), 2003, **18**(1): 85–93 (in Chinese)
- [4] Huete AR, Jackson RD, Post DF. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment*, 1985, **17**: 37–54
- [5] Huete AR, Jackson RD. Suitability of spectral indices for evaluating vegetation characteristics on arid rangelands. *Remote Sensing of Environment*, 1987, **23**: 213–232
- [6] Huete AR, Jackson RD. Soil and atmosphere influences on the spectra of partial canopies. *Remote Sensing of Environment*, 1988, **25**: 89–105
- [7] Roberts DA, Smith MO, Adams JB. Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation, and soils in AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, 1993, **44**: 255–269
- [8] Billings WD, Morris RJ. Reflection of visible and infrared radiation from leaves of different ecological groups. *American Journal of Botany*, 1951, **38**: 327–331
- [9] Gates DM, Keegan HJ, Schleter JC, et al. Spectral properties of plants. *Applied Optics*, 1965, **4**: 11–20
- [10] Ehleringer JR, Bjorkman O. Pubescence and leaf spectral characteristics in a desert shrub, *Encelia farinosa*. *Oecologia*, 1978, **36**: 151–162
- [11] Mooney HA, Ehleringer JR, Bjorkman O. The energy balance of leaves of the evergreen desert shrub *Atriplex hymenelytra*. *Oecologia*, 1977, **29**: 301–310
- [12] Asrar G, Fuchs M, Kanemasu ET, et al. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal*, 1984, **76**: 300
- [13] Smith MO, Ustin SL, Adams JB, et al. Vegetation in deserts. I. A regional measure of abundance from multi-spectral images. *Remote Sensing of Environment*, 1990, **31**: 1–26
- [14] Elmore AJ, Mustard JF, Manning SJ, et al. Quantifying vegetation change in semiarid environments: Precision and accuracy of spectral mixture analysis and the normalized difference vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 2000, **73**: 87–102
- [15] Xiao J, Moody A. A comparison of methods for estimating fractional green vegetation cover within a desert-to-upland transition zone in central New Mexico, USA. *Remote Sensing of Environment*, 2005, **98**: 237–250
- [16] McGwire K, Minor T, Fenstermaker L. Hyperspectral mixture modeling for quantifying sparse vegetation cover in arid environments. *Remote Sensing of Environment*, 2000, **72**: 360–374
- [17] U. S. Geological Survey. EO-1 Products Introduction [EB/OL]. (2009-07-11)[2009-09-09]. <http://eo1.usgs.gov/products.php>
- [18] Tan B-X(谭炳香), Li Z-Y(李增元), Chen E-X(陈尔学), et al. Preprocessing of EO-1 Hyperion Hyperspectral data. *Remote Sensing Information* (遥感信息), 2005(6): 38–43 (in Chinese)
- [19] Zhang W-B(章文波), Fu S-H(符素华), Liu B-Y

(刘宝元). Error assessment of visual estimation plant coverage. *Journal of Beijing Normal University*(Nature Science)(北京师范大学学报 · 自然科学版), 2001 , **37**(3) : 402-408 (in Chinese)

[20] Singer RB , McCord TB. Mars : Large scale mixing of bright and dark surface materials and implications for analysis of spectral reflectance. *Proceedings of the 10th Lunar and Planetary Science Conference* , Houston , 1979 : 1835-1848

[21] Ray TW , Murray BC. Nonlinear spectral mixing in desert vegetation. *Remote Sensing of Environment* , 1996 , **55** : 59-64

[22] Roberts DA , Gardner M , Church R , *et al.* Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models. *Remote Sensing of Environment* , 1998 , **65** : 267-279

[23] Ehleringer J , Mooney HA , Gulmon SL , *et al.* Parallel evolution of leaf pubescence in *Encelia* in coastal deserts of North and South America. *Oecologia* , 1981 , **49** : 38-41

[24] Boardman JW , Kruse FA , Green RO. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. The Fifth JPL Airborne GeoScience Workshop , Pasadena , CA , 1995 : 11-14

[25] Green AA , Berman M , Switzer P , *et al.* A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* , 1988 , **26** : 65-74

[26] Heinz DC , Chang CI. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* , 2001 , **39** : 529

[27] Chang CI , Heinz DC. Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* , 2000 , **38** : 1144-1159

[28] Haskell KH , Hanson RJ. An algorithm for linear least squares problems with equality and nonnegativity constraints. *Mathematical Programming* , 1981 , **21** : 98-118

作者简介 李晓松 ,男 ,1981 年生 ,博士 ,助理研究员. 主要从事土地退化遥感应用研究 ,发表论文 10 余篇. E-mail : lixs@irsa. ac. cn

责任编辑 杨 弘
