基于高光谱影像分解的土壤含水量反演技术

吴 见，刘民士，李伟涛

（滁州学院 地理信息与旅游学院，安徽 滁州 239000）

摘 要：植被和土壤常同时存在于影像像元中，土壤含水量监测不可避免地会受植被光谱影响。因此，剔除植被光谱干扰显得尤为重要。采用基于光谱匹配的分解算法对 Hyperion 高光谱数据进行分解，剔除植被光谱的干扰，同时对土壤贡献的光谱信息进行一阶微分和包络线去除变换，选取敏感波段，建立土壤含水量反演模型。结果表明：以波段 X_{661}，X_{1019} 和 X_{2067} 的土壤包络线去除光谱为自变量建立的模型最佳，预测 R^2 值为 0.85；未剔除植被光谱时，以波段 X_{541}，X_{979} 和 X_{1632} 的一阶微分光谱为自变量建立的模型最佳，预测 R^2 值仅为 0.36。通过高光谱影像分解剔除植被光谱干扰估测土壤含水量的方法是可行的，可为今后遥感估测土壤含水量的研究提供参考。

关键词：土壤含水量；高光谱；混合像元分解；一阶微分光谱；包络线去除光谱

文献标识码：B **文章编号**：1000-288X(2013)05-0156-05 **中图分类号**：S127，TP79

Inversion Technology of Soil Water Content Based on Hyperspectral Image Unmixing

WU Jian, LIU Min-shi, LI Wei-tao

(*College of Geography Information and Tourism, Chuzhou University, Chuzhou, Anhui* 239000, *China*)

Abstract: Vegetation and soil are usually both in one pixel and soil moisture content monitoring is inevitably influenced by vegetation spectrum, so it is important to eliminate the interference of vegetation spectrum. Hyperion hyperspectral data were decomposed by decomposition algorithm based on the spectrum matching to eliminate vegetation spectrum, and the first order differential and continuum-removal transformation were used to dispose soil spectrum information. Then the sensitive bands were selected to establish the inversion model of soil moisture content. Results show that the best model was established by the bands X_{661}, X_{1019} and X_{2067} of the soil continuum-removal spectrum, and the forecasted R^2 value was 0.85. When the vegetation spectrum is not eliminated, the best model was established by the bands X_{541}, X_{979} and X_{1632} of the soil first order differential spectrum, and the forecasted R^2 value was only 0.36. The method of forecasting soil water content by decomposing hyperspectral data to eliminate the vegetation spectrum is feasible and it can provide reference for the research on soil water content forecast by remote sensing.

Keywords: soil water content; hyperspectral; pixel unmixing; first order differential spectrum; continuum removal spectrum

土壤是农业生产的基础，土壤的水分含量、质地、有机质含量[1-2]等性质会影响作物生长，其中，土壤水分不仅是植物生长和发育的必要条件，也是精准农业中重要的信息。因此，土壤含水量监测一直是学者们研究的重点[3-4]。传统的土壤含水量测定方法，如张力计法、烘干法等均以点测量为基础，准确性较高，但周期长、工作量大。遥感技术主要以可见光—近红外、热红外和微波波段对土壤含水量进行反演，热红外波段反映的是地表很薄的一层信息，但也可利用热惯量和辐射平衡估测表层以下的土壤水分，高光谱遥感具有精细的光谱分辨率，能根据可见光和近红外波段的光谱信息，分析影响土壤含水量变化的光谱特征[5-6]，建立光谱特征与土壤含水量的关系模型[7-8]，进而定量反演土壤含水量。

目前，土壤含水量遥感监测研究大多是针对裸土进行的，对于卫星遥感来说，实际情况往往是植被与

收稿日期：2012-09-03 修回日期：2012-11-29

资助项目：安徽高等学校省级自然科学研究项目“安徽省生态环境质量定量评价遥感信息模型研究”(KJ2013B189)；滁州学院校级科研启动基金项目“江淮分水岭地区植被盖度遥感信息提取技术研究”(2012qd18)

作者简介：吴见(1985—)，男(汉族)，安徽省六安市霍邱县人，博士，讲师，主要从事森林资源监测与评价研究。E-mail：xiangfeidewujian@126.com。

土壤同时存在于像元中,土壤含水量的监测不可避免地会受到植被光谱信息的影响。实际研究发现土壤含水量变化引起的光谱差异与植被含水量变化引起的光谱差异并不相同[9],因此剔除植被光谱信息对土壤水分的干扰,是监测土壤含水量的有效途径。本研究对高光谱影像进行光谱分解,剔除植被光谱的干扰,同时对土壤贡献的光谱进一步处理,建立土壤含水量反演模型。

1　研究区概况及影像数据选取

1.1　研究区概况

怀柔区地处北京东北部,总面积达 2 128.7 km^2,是华北平原、内蒙古高原以及燕山山脉的过渡地带。该区北部环山,南部是草原,地形包括深山、浅山、平原 3 种类型,从南向北绵延 128 km,且山地面积占整个怀柔区的 88.7%,宜林山场森林面积达 41%。地势呈北高南低,海拔在 34～1 661 m,变化较大。该区气候冬天受西伯利亚冷空气影响,寒冷干燥,夏天受海洋气团影响,温热湿润,春秋季节短且干旱多风。年平均气温在 6～12 ℃,常年平均降水量在 470～850 mm。土壤主要包括草垫土、褐土、棕壤、风砂土等类型。

1.2　数据获取

本研究选取北京怀柔部分地区 2001 年 5 月 19 日的 EO-1 Hyperion 高光谱数据,该数据共有 242 波段,其中 1～70 波段是可见光近红外波段(VNIR),71～242 波段是短波红外波段(SWIR),光谱分辨率为 10 nm,空间分辨率为 30 m。

首先删除 2 个重复,20 个受水汽影响严重及 44 个未定标波段,剩余 176 个波段;然后对剩余波段进行处理,包括坏线修复、条纹去除以及 smile 效应去除;最后,对处理后的图像进行检验,继续删除质量差的波段 7 个,剩余 169 个波段。被删除的具体波段为 1～7,58～78,121～129,166～180,185～186,224～242。利用 FLAASH 软件对剩余的 169 个波段进行大气纠正,得到反射率图像。大气纠正后,采用 1∶50 000地形图对影像进行几何纠正,总误差是 0.35个像元。

2　基于植被光谱信息剔除的土壤含水量反演

2.1　基于光谱匹配的分解算法

目前,全受限的线性光谱混合分解模型是最为常用的方法,该模型中像元的光谱表达成各基本组分光谱及其面积比率的线性组合[10],即:

$$\begin{aligned} R_b &= \sum_{i=1}^{N} f_i R_{i,b} + e_b \\ \sum_{i=1}^{N} f_i &= 1 \quad (0 < f_i < 1) \end{aligned} \tag{1}$$

式中:R_b——b 波段的光谱信息;N——基本组分数目;f_i——基本组分 i 占所在像元的面积比例;$R_{i,b}$——基本组分 i 在 b 波段的光谱信息;e_b——b 波段的误差。应用该模型的关键是尽可能减少模型中每个像元的误差,即使均方根误差 RMSE 最小化[10]:

$$\mathrm{RMSE} = \left[\sum_{b=1}^{M} e_b^2 / M\right]^{1/2} \tag{2}$$

式中:M——波段数。解该模型最常用的方法是最小二乘法,即求得式(2)RMSE 最小的解。

将影像或光谱库中选取的基本组分光谱($r_1, r_2, \cdots, r_n$)根据已设定的比例($f_1, f_2, \cdots, f_n$)组合,获取若干测试光谱 $S_1 = f_1 r_1 + f_2 r_2 + \cdots + f_n r_n$,然后将待分解的像元光谱,即目标光谱 S_2 与测试光谱 S_1 进行匹配[10],把匹配效果最佳的测试光谱的基本组分比例作为影像分解结果。因此,可将混合像元分解视为带约束的非线性最优问题[10]:

$$\begin{cases} \min G(f_1, f_2, \cdots, f_n) \\ \text{s.t.} \sum_{i=1}^{n} f_i = 1 \\ 0 \leqslant f_i \leqslant 1 \end{cases} \tag{3}$$

式中:G——目标函数,描述目标与测试光谱差异的匹配模型。由最小二乘法原理可定义 G 为测试与目标光谱间的欧式距离[10]:

$$G_{LS} = \| S_1 - S_2 \| = \sqrt{\sum_{b=1}^{M} (S_{1b} - S_{2b})^2} \tag{4}$$

因 $S_{1b} - S_{2b} = e_b$,根据式(2)可知 $G_{LS} = \sqrt{M} \times \mathrm{RMSE}$,说明最小二乘法也属于光谱匹配的非线性最优化算法,但 G_{LS} 采用欧式距离描述光谱匹配程度时,易受局部奇异值等因素影响。基于此,本研究引用杨伟等[10]提出的基于相关系数匹配的分解算法,设目标函数 G_{SCM} 为:

$$G_{\mathrm{SCM}} = 1.0 - \mathrm{SCM}(f_1, f_2, \cdots, f_n) \tag{5}$$

$$\mathrm{SCM} = \frac{M\sum_{b=1}^{M} S_{1b}S_{2b} - \sum_{b=1}^{M} S_{1b} \sum_{b=1}^{M} S_{2b}}{\sqrt{\left[M\sum_{b=1}^{M} S_{1b}^2 - (\sum_{b=1}^{M} S_{1b})^2\right]\left[M\sum_{b=1}^{M} S_{2b}^2 - (\sum_{b=1}^{M} S_{2b})^2\right]}} \tag{6}$$

式中:SCM——测试与目标光谱的相关系数。

采用相关系数 SCM 描述目标与测试光谱之间的匹配程度,以 SCM 最大值的测试光谱作为混合像元分解的结果。

2.2　土壤光谱信息处理

高光谱混合像元分解后,得到土壤和植被比例,

以及裸土和纯植被基本组分的光谱信息，因此可进一步剔除植被光谱的干扰，计算各像元中土壤贡献的反射率信息。获取土壤贡献的反射率信息后，为突出土壤光谱的吸收特征，本研究采用光谱包络线去除[11]和一阶微分[12]两种方法对光谱曲线做进一步处理。

2.2.1 反射率光谱信息 由于不同像元对应的土壤含水量不同，在不同含水量条件下裸土基本组分光谱是有差异的，因此不能采用土壤比例信息与裸土基本组分光谱直接计算不同比例土壤贡献的反射率信息。由于研究区内植被类型较为单一，因此设定研究区域纯植被基本组分光谱不变，从原始影像混合光谱中将植被光谱剔除，进而获取土壤贡献的反射率光谱信息，由像元二分模型[13]：

$$R_b = f_s R_{sb} + f_v R_{vb} \tag{7}$$

可知，剔除植被光谱后的土壤光谱信息为：

$$f_s R_{sb} = R_b - f_v R_{vb} \tag{8}$$

式中：R_{sb}，R_v——土壤和植被在波段 b 贡献的光谱信息；f_s，f_v——土壤和植被在像元中的比例。

2.2.2 光谱一阶微分 一阶微分法是常用的光谱处理技术，不仅能够识别重叠光谱，增强曲线坡度上的光谱细微变化，使光谱吸收峰参数便于提取，而且可以有效消除系统误差，降低大气吸收、散射、辐射等噪声的影响[12]。一阶微分公式为[12]：

$$\mathrm{FDR}\lambda_b = \frac{\mathrm{d}R}{\mathrm{d}\lambda} = \frac{R\lambda_{b+1} - R\lambda_b}{\Delta\lambda} \tag{9}$$

式中：λ_b——波段 b；$\mathrm{FDR}\lambda_b$——波段 b 和 $b+1$ 之间的一阶微分值；$R\lambda_b$，$R\lambda_{b+1}$——波段 b 和 $b+1$ 的光谱反射率；$\Delta\lambda$——波段 b 和 $b+1$ 的波长之差。

2.2.3 包络线去除法 包络线去除法能够增强光谱曲线的反射、吸收特征，且反射率归一化在 0～1.0 之间，是一种有效突出目标吸收特征的光谱分析法，同时能够将光谱吸收特征归一化在同一背景上，方便不同光谱曲线之间的比较[11]。“包络线”即以直线逐点连接光谱曲线上的峰值点，且峰值点上的折线外角大于 180°。光谱去包络是将原始曲线上的值除以包络线上对应的光谱值，计算公式为[11]：

$$R_{cb} = \frac{R_b}{R_{\mathrm{start}} + K(\lambda_b - \lambda_{\mathrm{start}})} \tag{10}$$

$$K = \frac{R_{\mathrm{end}} - R_{\mathrm{start}}}{\lambda_{\mathrm{end}} - \lambda_{\mathrm{start}}} \tag{11}$$

式中：λ_b——波段 b；R_{cb}——波段 b 的包络线去除值；R_b——波段 b 的反射率值；R_{start}，R_{end}——光谱曲线起始、末端点的反射率值；λ_{start}，λ_{end}——光谱曲线起始、末端点的波长；K——光谱曲线起始、末端波段间的斜率。

2.3 土壤含水量与光谱信息相关性分析

2.3.1 土壤含水量与反射率光谱相关性分析 从图 1 可知，反射率光谱与土壤含水量在 450～1 050 nm 的相关系数为正值，相关系数的峰值分别出现在波段 456～465，496～505，786～795，1 004～1 013 nm 处，相关系数值分别为 0.47，0.48，0.37，0.29；在 1 050～2 380 nm 的相关系数为负值，相关系数的峰值分别出现在波段 1 134～1 143，1 324～1 333，1 467～1 476，2 012～2 021，2 302～2 311 nm 处，相关系数值分别为 −0.42，−0.38，−0.51，−0.61，−0.56。为避免“过度拟合”现象及共线性问题，并非全部选取相关系数值最大的波段，而是根据光谱曲线特征划分区域，选取各区域中具有代表性或相关系数绝对值最大的波段作为敏感波段，即 496～505，786～795，1 134～1 143，1 467～1 476，2 012～2 021 nm 处。

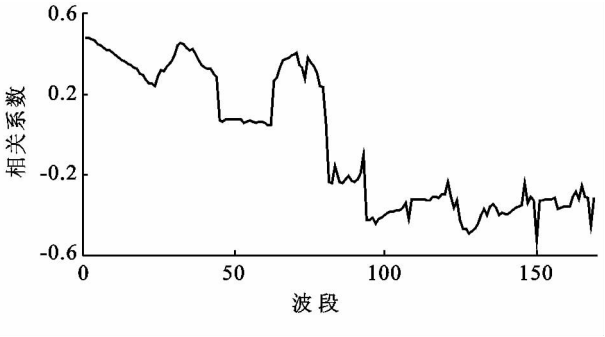


图 1 土壤含水量与反射率光谱相关系数

2.3.2 土壤含水量与一阶微分光谱相关性分析 一阶微分光谱与土壤含水量的相关系数在部分波段比反射率光谱明显增加，部分波段相对减小，且一阶微分光谱与土壤含水量之间相关性时正时负，不呈单一相关（如图 2 所示）。相关系数的正峰值分别出现在波段 1 004～1 013，1 174～1 183，1 194～1 203，1 467～1 476，1 497～1 506，1 787～1 796，1 797～1 806 nm处，相关系数值分别为 0.37，0.52，0.39，0.34，0.23，0.76，0.69；相关系数的负峰值分别出现在波段 1 064～1 073，1 264～1 273，1 324～1 333，1 527～1 536，1 952～1 961，1 972～1 981 nm 处，相关系数值分别为 −0.25，−0.48，−0.40，−0.25，−0.58，−0.47。选取各区域中具有代表性或相关系数绝对值最大的波段作为敏感波段，即 1 004～1 013，1 174～1 183，1 324～1 333，1 787～1 796，1 952～1 961 nm 处。

2.3.3 土壤含水量与包络线去除光谱相关性分析 从图 3 可以看出，包络线去除光谱与土壤含水量在 1 560～1 805 nm 为负相关，其余波长范围内为正相

关。相关系数的峰值分别出现在波段 656～665,736～745,1 014～1 023,1 274～1 283,1 467～1 476,1 517～1 526,2 062～2 071,2 242～2 251 nm 处,相关系数值分别为 0.66,0.67,0.66,0.62,0.26,0.26,0.54,0.49。选取各区域中具有代表性或相关系数绝对值最大的波段作为敏感波段,即 656～665,1 014～1 023,1 517～1 526,2 062～2 071,2 242～2 251 nm 波段。

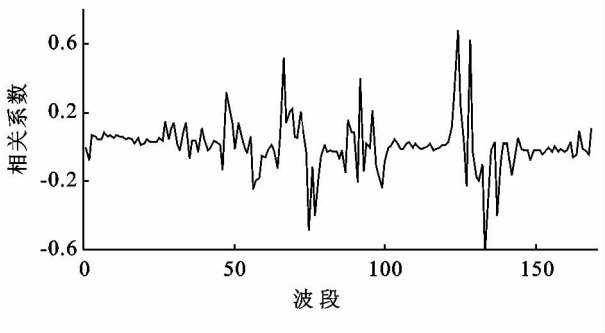


图 2　土壤含水量与一阶微分光谱相关系数

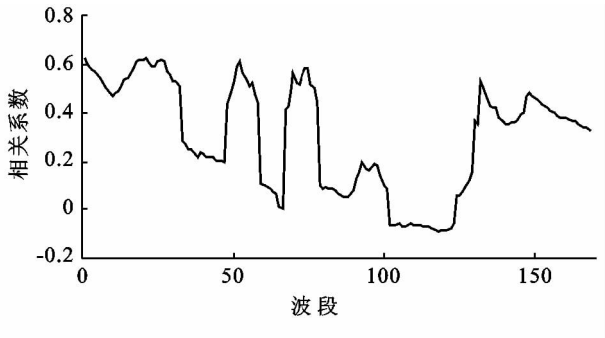


图 3　土壤含水量与包络线去除光谱相关系数

2.4　土壤含水量反演模型建立

选取反射率、一阶微分、包络线去除光谱与土壤含水量敏感的波段进行逐步回归分析。通过比较,建立土壤含水量反演多项式(表 1—3),选择 R^2 值最大的反演模型,作为土壤光谱与土壤含水量的关系模型。

表 1　反射率光谱与土壤含水量逐步回归分析模型

回归方程	R^2
$Y=1.9+31.4X_{501}-32.9X_{791}+24.3X_{1472}$	0.57
$Y=-4.5+10X_{1139}+13.3X_{2017}$	0.49
$Y=-12.8-6.7X_{791}+36.7X_{1139}+3.3X_{1472}$	0.63
$Y=-18.7-6.7X_{501}+51.7X_{1139}-6.7X_{2017}$	0.58
$Y=1.2-18.8X_{501}-18.2X_{1472}+54.1X_{2017}$	0.66

注:Y 为土壤含水量,X_{501},X_{791},X_{1139},X_{1472},X_{2017} 分别代表波段 496～505,786～795,1 134～1 143,1 467～1 476,2 012～2 021 nm 处的中心波长位置;样地数为 25,下同。

表 2　一阶微分光谱与土壤含水量逐步回归分析模型

回归方程	R^2
$Y=9.1-2\,872.3X_{1009}+820.0X_{1329}+9.8X_{1957}$	0.77
$Y=-8.9+5\,491.4X_{1179}+274.8X_{1329}+5\,872.1X_{1792}$	0.84
$Y=9.2-2\,810.1X_{1009}+873.2X_{1792}$	0.58
$Y=11.0-936.0X_{1179}-1\,691.9X_{1957}$	0.68
$Y=9.6-3\,065.6X_{1009}+1\,089.6X_{1329}-426.5X_{1792}$	0.73

注:Y 为土壤含水量,X_{1009},X_{1179},X_{1329},X_{1792},X_{1957} 分别代表波段 1 004～1 013,1 174～1 183,1 324～1 333,1 787～1 796,1 952～1 961 nm处的中心波长位置。

表 3　包络线去除光谱与土壤含水量逐步回归分析模型

回归方程	R^2
$Y=-105.5-36.7X_{661}+90X_{1019}+113.3X_{1522}$	0.76
$Y=-72.7+38.3X_{661}+8.3X_{1522}+45X_{2247}$	0.68
$Y=18.9-12.9X_{1019}-7.4X_{2067}$	0.74
$Y=18.5-25.8X_{661}+24.6X_{1019}-13.1X_{2067}$	0.85
$Y=-89.4+46.0X_{1019}+62.0X_{1522}+22.0X_{2247}$	0.81

注:Y 为土壤含水量,X_{661},X_{1019},X_{1522},X_{2067},X_{2247} 分别代表波段 656～665,1 014～1 023,1 517～1 526,2 062～2 071,2 242～2 251 nm 处的中心波长位置。

由表 1—3 可知,预测土壤含水量的最佳模型是以波段 X_{661},X_{1019} 和 X_{2067} 的土壤包络线去除光谱为自变量建立的回归方程:

$$Y=18.5-25.8\ X_{661}+24.6\ X_{1019}-13.1\ X_{2067} \quad (12)$$

其预测 R^2 值为 0.85。采用实测含水量数据与式(12)得到的预测值进行拟合,检验结果的 R^2 值为 0.80(如图 4 所示)。

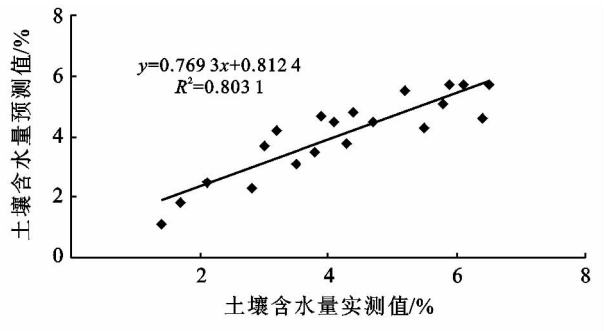


图 4　土壤含水量预测与真实值比较

若不对原始影像进行分解,直接采用未剔除植被光谱的像元反射率、一阶微分、包络线去除光谱建立土壤含水量估测模型,得到的最佳模型是以波段 X_{541},X_{979} 和 X_{1632} 的一阶微分光谱为自变量建立的回归方程:

$$Y=3.8\ -\ 2106.7\ X_{541}+\ 702.9\ X_{979}+\ 1026.3\ X_{1632} \quad (13)$$

其预测 R^2 值为 0.36。采用实测含水量数据与式(13)得到的估测值进行拟合,检验结果的 R^2 值仅为

0.06。因此,剔除植被光谱干扰能够更有效地反演土壤含水量。

3 结 论

(1) 将混合像元分解问题归结为一个基于光谱匹配的非线性最优化问题,并针对最小二乘法的不足,引用了一种基于相关系数匹配的混合像元分解技术。高光谱数据本身提供了丰富的光谱信息,可以预见在高光谱数据中利用基于相关系数匹配的混合像元分解算法能够得到更为精确的结果。

(2) 剔除植被光谱干扰后,土壤反射率、一阶微分、包络线去除光谱的部分波段能够敏感地反映土壤含水量的变化,最佳模型的估测 R^2 值为 0.85;若直接采用原始影像光谱建立估测模型,估测 R^2 值仅为 0.36。

(3) 通过高光谱影像分解剔除植被光谱干扰估测土壤含水量的方法是可行的,可为今后遥感估测土壤含水量的研究提供参考。

[参 考 文 献]

[1] 周萍,王润生,阎柏琨,等. 高光谱遥感土壤有机质信息提取研究[J]. 地理科学进展,2008,27(5):27-34.

[2] 陈荣毅,张元明,潘伯荣,等. 古尔班通古特沙漠土壤养分空间分异与干扰的关系[J]. 中国沙漠,2007,27(2):257-265.

[3] 宋韬,鲍一丹,何勇. 利用光谱数据快速检测土壤含水量的方法研究[J]. 光谱与光谱学分析,2009,29(3):675-677.

[4] Bedidi A, Cervelle B, Madeira J, et al. Moisture effects on visible spectral characteristics of lateritic soils[J]. Soil Science, 1992(153):129-141.

[5] 孙建英,李民赞,唐宁,等. 东北黑土的光谱特性及其与土壤参数的相关性分析[J]. 光谱学与光谱分析,2007,27(8):1502-1505.

[6] 刘焕军,张柏,宋开山,等. 黑土土壤水分光谱响应特征与模型[J]. 中国科学院研究生院学报,2008,25(4):503-509.

[7] 王昌佐,王纪华,王锦地,等. 裸土表层含水量高光谱遥感的最佳波段选择[J]. 遥感信息,2003(4):33-36.

[8] 王静,何挺,李玉环. 基于高光谱遥感技术的土地质量信息挖掘研究[J]. 遥感学报,2005,9(4):438-445.

[9] 吴代晖,范闻捷,崔要奎,等. 高光谱遥感监测土壤含水量研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(11):3067-3071.

[10] 杨伟,陈晋,松下文经,等. 基于相关系数匹配的混合像元分解算法[J]. 遥感学报,2008,12(3):454-461.

[11] 丁丽霞,王志辉,葛宏立. 基于包络线法的不同树种叶片高光谱特征分析[J]. 浙江林学院学报,2010,27(6):809-814.

[12] 尹业彪,李霞,赵钊,等. 沙质土壤含水率高光谱预测模型建立及分析[J]. 遥感技术与应用,2011,26(3):355-359.

[13] 牛宝茹,刘俊蓉,王政伟. 干旱半干旱地区植被覆盖度遥感信息提取研究[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2005,30(1):27-30.

(上接第 112 页)

[5] 任金华,吴绍华,周生路,等. 城市不透水面遥感研究进展[J]. 国土资源遥感,2012,24(4):8-15.

[6] Ridd M K. Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote-sensing-comparative anatomy for cities [J]. International Journal of Remote Sensing, 1995,16(12):2165-2185.

[7] Carlson T N, Arthur S T. The impact of land use-land cover changes due to urbanization on surface microclimate and hydrology: a satellite perspective [J]. Global and Planetary Change, 2000,25(1/2):49-65.

[8] Bauer M E, Doyle J K, Heinert N J. Impervious surface mapping using satellite remote sensing [C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'02. IEEE International, 2002,4:2334-2336.

[9] Wu Changshan, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis [J]. Remote Sensing of Environment, 2003,84(4):493-505.

[10] 张峰,李珍存. 陕西省榆林地区生态环境评价研究[J]. 水土保持通报,2008,28(6):146-150.

[11] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报,2005,9(5):589-595.

[12] Mcfeeters S K. The use of Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996,17(7):1425-1432.

[13] 郭凯,孙培新,李卫国. 利用 ERDAS IMAGINE 从遥感影像中提取植被指数[J]. 西部探矿工程,2005,17(6):210-212.

[14] 李丽,童立强,李小慧. 基于植被覆盖度的石漠化遥感信息提取方法研究[J]. 国土资源遥感,2010(2):59-62.

[15] 李苗苗,吴炳芳,颜长珍,等. 密云水库上游植被覆盖度的遥感估算[J]. 资源科学,2004,26(4):153-159.

[16] Owen T W, Carlson T N, Gillies R R. An assessment of satellite remotely-sensed land cover parameters in quantitatively describing the climatic effect of urbanization [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998,19(9):1663-1681.