

基于图像融合与混合像元分解的城市植被盖度提取

刘 勇^{1,2}, 岳文泽^{2,*}

(1. 西南大学资源环境学院 重庆 400715; 2. 浙江大学东南土地管理学院 杭州 310029)

摘要:城市植被盖度提取对于开展城市绿色空间保护和城市规划具有重要意义。随着遥感技术的发展,混合像元分解模型被广泛用于从中等分辨率的多光谱影像提取城市植被盖度,但较低的影像空间分辨率限制了该模型的应用领域。为此,以杭州市为例,首先引入 Gram-Schmidt (GS) 方法对 Landsat ETM + 的多光谱波段和全色波段进行融合,再通过混合像元分解模型从 ETM + 融合影像上提取城市植被盖度,最后利用 SPOT 影像进行精度检验。结果发现,采用 GS 方法对影像进行融合后,标准差、信息熵、平均梯度提高,相对偏差小于 0.07,说明在保留多光谱信息的基础上提高了其空间分辨率。与 SPOT 影像相比,在融合影像上 75% 以上样本的植被盖度值相似,误差较大的区域是市区植被特别稀疏或茂盛的像元。与源影像相比,从融合影像上提取的植被盖度的均方根误差和系统误差降低了 0.01。该方法在降低城市植被监测成本、提高监测精度方面具有潜力。

关键词:植被盖度;混合像元分解; Gram-Schmidt 方法;杭州

Estimation of urban vegetation fraction by image fusion and spectral unmixing

LIU Yong^{1,2}, YUE Wenzhe^{2,*}

1 College of Resources and Environment, Southwest University, Chongqing 400715, China

2 College of Southeast Land Management, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China

Abstract: Estimation of urban vegetation fraction is helpful for urban green space protection and urban land use planning. With the development of remote sensing technologies, the spectral unmixing method has been widely used in estimating urban vegetation fraction based on middle-resolution multispectral imagery. However, the spectral unmixing method largely depends on the spatial resolution of the images used, limiting its extensive applications in practice. Taking Hangzhou as a case study, we proposed the Gram-Schmidt (GS) algorithm to fuse the Landsat Enhanced Thematic Mapper plus (ETM +) PAN band with the ETM + multispectral bands. A linear model of spectral unmixing was then applied in the estimation of vegetation fraction based on the fused ETM + image. Finally, the accuracy of vegetation fraction derived from the fused ETM + image was assessed using high-resolution SPOT imagery. The results show that the fused image had a higher standard deviation, information entropy and average gradient than the original image. The relative deviation between the images was less than 0.07, indicating advantages of increasing spatial resolution while maintaining spectral consistency with the original image by GS method. Based on random sampling, we found the estimated results of vegetation fraction from the fused ETM + and SPOT images were comparable, which was reflected by more than 75% of samples having similar values of vegetation fraction from the two data sources, except for a few unmatched pixels with very high or low vegetation fraction. Furthermore, the root-mean-square error and systematic error of the fused image decreased by 0.01 compared with those of the original image. These results suggest that the new method holds potential for improving the estimation accuracy of urban vegetation fraction without the substantial cost of acquiring high spatial resolution images.

Key Words: vegetation fraction; spectral unmixing; Gram-Schmidt method; Hangzhou

基金项目:国家自然科学基金资助项目(40701177);中国博士后基金资助项目(20080441254);西南大学博士基金资助项目(SWUB2008064)

收稿日期:2009-07-17; **修订日期:**2009-10-15

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wzyue@163.com

绿色植被既是城市景观的重要组成部分,也是改善城市生态环境的调节器。绿色植被能够通过选择性的反射、吸收太阳辐射、调节水分蒸腾、吸附大气中的固体悬浮颗粒物以及有害气体,对城市热岛和大气环境质量进行调节,对城市生态系统中的物质循环和能量流动产生影响^[1-2]。可见,城市植被覆盖动态监测研究是城市规划和建设中一个十分重要的课题。

传统城市植被动态监测的信息源主要来自现场调查,而随着遥感技术发展,低成本、动态化的遥感数据被广泛用于城市植被监测研究。基于遥感影像,大量研究采用归一化植被指数(NDVI)作为城市植被遥感研究的指标^[3-4]。但是,NDVI 值是像元尺度上植被覆盖的相对指标,本身并没有实际的物理含义,在城市园林、环保、国土、规划等相关部门的应用受到很大限制。相反,另外一个经常使用的指标—植被盖度,是基于地物反射光谱的自然特性而提出,反映了混合像元内部的植被所占份额,具有明确的物理含义与广泛的应用领域。

植被盖度的概念源于 Ridd 在 1995 年提出的城市生态环境组分概念模型,即“植被-不透水面-土壤”(V-I-S)模型^[5]。根据该模型,城市土地覆被类型可抽象为由植被、不透水面与土壤 3 种生态要素按一定的比率组合。基于 V-I-S 模型的思想,Small^[6-8]、Lu 与 Weng^[9-11]等发展和完善了从多光谱影像上提取植被盖度的线性混合像元分解模型(LSMA),并在城市生态环境研究中得到广泛应用^[12-15]。然而对于遥感影像而言,在一定的信噪比前提下,光谱分辨率的提高是以牺牲空间分辨率为代价的^[16]。理论上光谱混合分解模型需要多光谱影像(空间分辨率一般较低),而实际上城市建设管理部门需要较高空间分辨率遥感监测成果(光谱信息较少),两者之间的矛盾成为制约其应用的瓶颈。因此,考虑采用影像融合技术,在提高影像空间分辨率的同时尽量保留光谱差异特性,再利用线性混合像元分解技术提取植被盖度信息,这无疑为解决上述问题提供了一条可行的思路。综合国内外现有研究,本文第一次尝试通过影像融合与混合像元分解技术相结合,定量获取单个像元内部植被的比重,试图提高城市植被遥感监测的精度,拓宽遥感技术在城市中的应用领域。

1 方法与数据

1.1 Gram-Schmidt 图像融合方法

目前常用的图像融合方法主要包括 HSV(色调,饱和度,亮度值)变换、PC(主成分)变换、CN(能量分离)变换、Brovey 变换等^[17]。而由 Gram 和 Schmidt 提出 Gram-Schmidt(GS)变换的光谱锐化融合方法,能够提高多光谱波段的空间分辨率,同时尽量保持丰富的光谱信息^[16]。与主成分融合方法原理不同,GS 变换产生的各个分量只是正交,各分量信息量没有明显的多寡区别,光谱差异得以最大限度的保留。GS 变换的具体步骤如下:

(1)从低分辨率的多光谱波段中模拟出一个全色波段。模拟的方法有以下两种:①将低空间分辨率的多光谱波段,根据光谱响应函数按一定的权重 w_i 进行模拟;②将全色波段模糊,然后取子集,并将其缩小到与多光谱波段相同大小。模拟的全色波段与原始全色波段的信息量特性比较接近,且 GS 变换后第 1 分量没有变化,故可使信息失真少。

(2)对模拟的全色波段和多光谱波段进行 GS 变换。其中模拟的全色波段作为第一个分量,第 T 个 GS 分量由前 $T-1$ 个 GS 分量构造,即:

$$GS_T(i, j) = (B_T(i, j) - u_T) - \sum_{l=1}^{T-1} \varphi(B_T, GS_l) \times GS_l(i, j) \quad (1)$$

式中, GS_T 是 GS 变换后产生的第 T 个分量, B_T 是原始多光谱影像的第 T 个波段, u_T 是第 T 个原始多光谱波段的灰度均值, $\varphi(B_T, GS_l)$ 是协方差。

(3)对高分辨率波段进行调整,使之与模拟的第一个分量相匹配^[16];用经过调整的高分辨率波段替换 GS 变换后的第一个分量,产生一个新的数据集。

(4)对新的数据集进行 GS 反变换,产生融合后的多光谱影像。GS 反变换的公式如下:

$$\hat{B}_T(i, j) = (GS_T(i, j) + u_T) + \sum_{l=1}^{T-1} \varphi(B_T, GS_l) \times GS_l(i, j) \quad (2)$$

1.2 线性混合像元分解

首先假设每一光谱波段中单一像元的反射率为像元内各组分特征反射率与它们各自比率的线性组合,其数学模型为^[5]:

$$R_i = \sum_{j=1}^n f_j RE_{ij} + \varepsilon_i \quad (3)$$

式中, $i=1, \dots, m$ (光谱波段数); $j=1, \dots, n$ (端元数); R_i 为第 i 波段像元反射率, 其包含一种或多种端元组分; f_j 为一个像元内第 j 个端元的面积比例; RE_{ij} 表示一个像元内端元 j 在第 i 波段上的反射率; ε_i 是第 i 波段的误差。在求解端元所占比率 f_j 的过程中, 采用有约束条件的最小二乘方法, 即要求 f_j 同时满足以下两个条件:

$$\sum_{j=1}^n f_j = 1 \quad 0 \leq f_j \leq 1 \quad (4)$$

1.3 数据处理

本文以杭州市为例, 主要数据源为 2003 年 3 月 26 日 Landsat 7 的 ETM+ 影像, 轨道号为 P119/R39。无云条件下成像, 影像质量较好。影像被纠正到 1:1 万地形图上, 均方根误差小于 0.5 个像元。考虑到大气校正对盖度影像的获取并没有明显效果^[18], 故本文未对 ETM+ 影像进行大气校正。在 ENVI 软件中首先利用 GS 变换, 将 ETM+ 影像的多光谱波段与全色波段进行融合, 得到 15m 空间分辨率的融合影像。由于不同污染程度的水体、山体阴影对植被光谱分解精度具有一定的影响, 本文对主要水面与山体阴影进行掩膜处理。在 ENVI 软件中, 对融合后的影像进行最小噪声分离 (MNF) 变换, 将信噪比最大的数据集集中于前几个主成分, 同时降低波段间的相关性。根据前 3 个主成分的 MNF 像元特征空间, 目视判读选取植被、土壤、高反照度、低反照度端元, 利用所选择的端元进行线性混合像元分解, 得到城市植被盖度图。使用的精度检验数据为 2003 年 3 月的 SPOT5 影像, 同样将影像纠正到 1:1 万地形图上, 采用 GS 变换得到 2.5m 空间分辨率的融合影像, 利用人工数字化方法获取城市植被盖度, 并与从 ETM+ 融合影像上提取的植被盖度进行对比。

2 结果与讨论

2.1 遥感影像融合

从定性和定量两方面来评价融合效果。根据融合前后的 743 波段彩色合成影像进行目视判断, 发现采用 GS 变换进行融合处理后, 空间纹理信息大大增强, 河流、道路轮廓清晰可见, 公园、绿地边缘变得清晰, 而且融合影像整体上与源影像的灰度值相差不大 (表 1)。从典型植被样点的光谱曲线来看, 除了融合影像在绿光波段灰度值略高于源影像, 两幅影像光谱曲线的变化趋势保持了高度一致。定量评价指标可从提高空间分辨率、提高信息量、提高清晰度、保留融合影像的光谱性质等多个角度来选取, 具体包括: (1) 均值, 反映影像像元的灰度平均值; (2) 标准差, 反映影像灰度值的离散情况; (3) 信息熵, 反映影像的信息量的多少; (4) 平均梯度, 反映影像对微小细节反差表达的能力; (5) 相关系数, 反映两幅影像光谱特征的相似程度; (6) 相对偏差, 反映两幅影像平均灰度值的相对差异。从表 1 可以看出, GS 变换后的融合影像与源图像相比, 均值差异

表 1 Gram-Schmidt 融合方法效果评估

Table 1 Performance assessment of image fusion processing of Gram-Schmidt algorithm

	均值 Mean	标准差 Standard deviation	信息熵 Information entropy	平均梯度 Average gradient	相关系数 Correlation coefficient	相对偏差 Relative deviation
源影像 Original image						
Band2	76.09	10.62	5.32	3.27		
Band3	74.86	14.44	5.79	4.72		
Band4	45.77	9.99	5.23	3.39		
融合影像 Fused image						
Band2	75.99	10.73	5.38	4.95	0.89	0.05
Band3	74.87	15.01	5.81	6.76	0.89	0.07
Band4	45.72	11.32	5.49	4.66	0.95	0.06

相对较小;标准差和信息熵得到了提高,说明融合影像的信息量比源图像增加;平均梯度显著提升,说明融合影像更好地反映了地物的细节特征;相关系数在 0.89 以上,相对偏差小于 0.07,光谱特性没有显著变化。由此可知,融合影像在提高空间分辨率的同时又保留了光谱特性,因而将混合光谱分解应用的空间分辨率从 30m 提高到 15m。

2.2 基于混合像元分解的植被盖度提取

(1) 端元选择 混合像元分解模型在端元数量和模型的总体拟合优度存在着一个平衡。较多的端元可以解释更多的光谱变化,但是过多的端元会增加模型对端元选择的敏感度。在线性混合像元分解模型的一般应用中,一般选择 3—4 个端元较为适宜。理论上,如果所有像元都处于由端元构成的三角形的空间内部,可以认为是一个理想的线性模型。本文在杭州市区的反复试验发现,以下 4 种光谱端元基本上可以概括并解释杭州市区的地表遥感光谱变化:①高反照度 (high albedo) 地物,例如以玻璃、新的水泥混凝土表面、浅色装饰材料等;②低反照度 (low albedo) 地物,例如阴影、河流水面、沥青等;③植被,例如草和树;④土壤,例如市区内旧城改造的在建工地、城乡结合部相对干燥并裸露的土壤。根据前 3 个 MNF 波段组合的二维特征空间,发现植被是城市混合像元构成的一个基本组分,且植被纯净像元集中分布在特征空间的三角形顶点(图 1)。

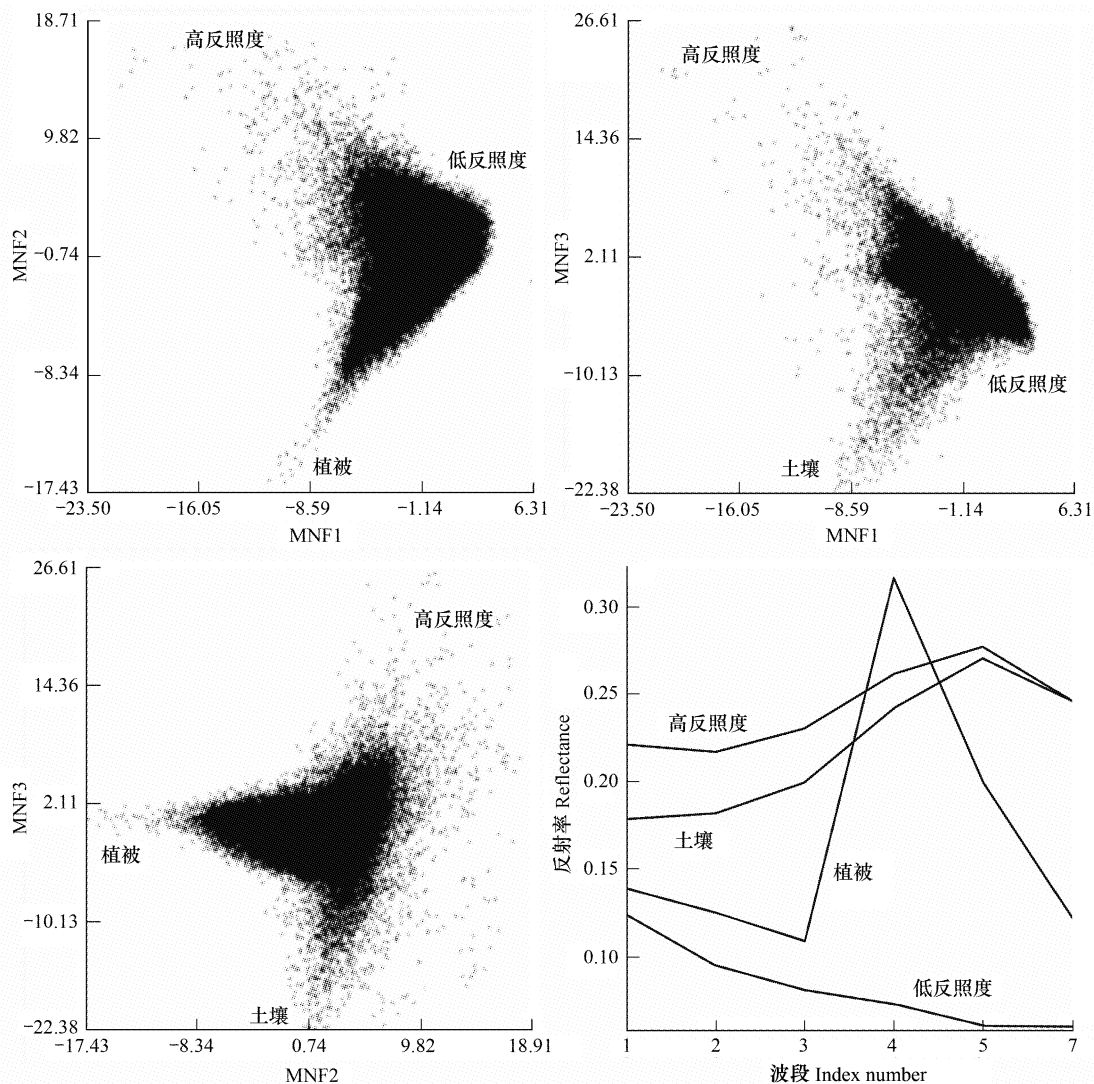


图1 前3个 MNF 波段的特征空间

Fig. 1 Transformed feature space representation with the first three MNFs

(2) 混合像元分解 将 4 种光谱端元在各个波段上的反射率代入式(3)中,利用约束性最小二乘法原理,

计算植被、高反照度、低反照度及土壤在每个像元内所占的盖度。植被盖度计算结果如图 2 所示,可知总体上杭州市中心区植被覆盖较差,处于武林广场中央商务区(CBD)附近的艮山街道、武林街道、长庆街道的植被盖度很小。植被覆盖的高值区集中在西湖周边的北山街道、浙江大学华家池校区所在的凯旋街道、闸弄口街道、西溪街道等部分区域,对应于公园及广场绿地、滨河绿地、居住区绿地、风景名胜区绿地和高校试验田等利用类型。

2.3 精度检验

在研究区内随机选取大小为 $90\text{m} \times 90\text{m}$ 的矩形样框(图 3),利用 ArcGIS 软件分别对 ETM + 融合影像上与 SPOT 影像上提取的植被盖度进行 Zonal 统计。混合像元分解具有很好的精度,15m ETM + 融合影像上提取的植被盖度与 2.5m SPOT 影像空间分布的总体格局相似,75% 以上样本的误差分布在 ± 0.2 的范围以内(图 4)。

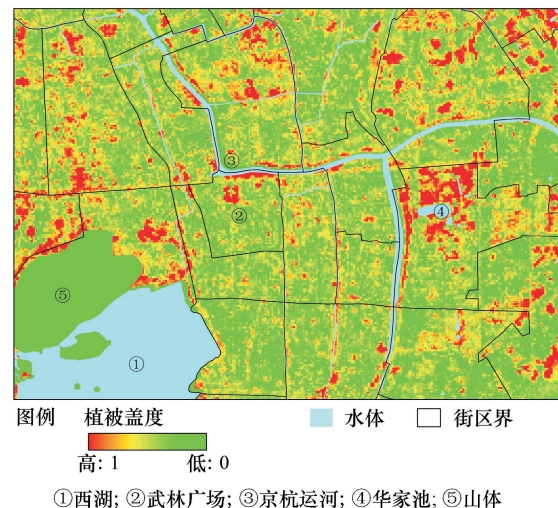


图 2 杭州市中心城区植被盖度图
Fig. 2 Vegetation fraction map for urban center of Hangzhou

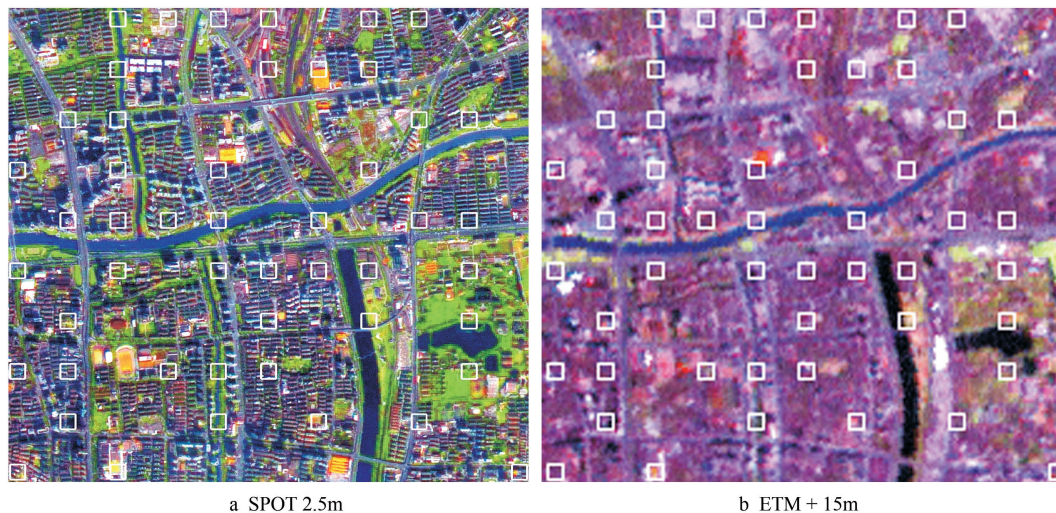


图 3 精度检验的随机样本分布
Fig. 3 Distribution of random samples for accuracy assessment

在检验样本中,误差较大的样本分布在两处,一是检验样本中植被覆盖很小的,二是植被覆盖率特别大的。在城市中心区,植被特别稀疏的像元受到其它土地覆被类型的干扰最大,例如行道树、道路中央隔离绿化带受水泥和沥青路面的干扰,旧城的居住绿地被高大建筑物的阴影遮蔽,城郊湿地的水中浮游植物、岸边植被与水体的混合严重。因此,在 ETM + 影像上,稀疏植被的解译精度相对较低。而 SPOT 影像的空间分辨率较高,能清晰反映面积较小、分布不连续的交通沿线绿地和居住绿地,解译精度相对较高。

植被茂密区域的误差主要源于植被遥感方法在原理上的差异。对于 SPOT 影像来说,人工数字化方法是一种硬分类方法,即对于包含植被的混合像元不是判断为植被就是非植被。例如,它将植被相对茂盛的区域全部判断为植被,而事实上该区域并非为植被全覆盖的,从而造成该方法提取的植被盖度值偏高。混合像元分解模型则是通过不同光谱端元的贡献程度,决定一个像元内植被的比重是多少。在 ETM + 影像上,市区植被茂密的绿地面积相对较小,而且容易受植被种类、叶面积、阴影以及下垫面性质、大气污染等因素的影响,采用混合像元分解得到的植被盖度很少接近 100%。在特征空间中,植被纯净像元往往分布在绿地面积大的城

郊,而不是分布在人口和建筑高度密集的市区。

进一步比较影像融合对植被盖度提取精度的影响。这里引入两个定量的误差诊断指标:均方根误差(RMSE)、系统误差(SE),计算公式如下:

$$\begin{aligned} \text{RMSE} &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{V}_i - V_i)^2 / n}, \\ \text{SE} &= \sum_{i=1}^n (\hat{V}_i - V_i) \end{aligned} \tag{5}$$

式中, $\hat{V}_i$ 表示从 ETM + 影像提取样本 i 的植被盖度, V_i 表示从 SPOT 影像提取样本 i 的植被盖度, n 表示样本数。通过混合像元分解模型,从融合影像提取的植被盖度的均方根误差为 0.109,系统误差为 -0.057,两项指标均比从源影像提取的植被盖度小 0.01(表 2),这说明影像融合方法提高了城市植被监测精度。

4 结论

通过 GS 影像融合模型与混合像元分解模型的综合运用,本文得出的主要结论如下:

(1)通过 GS 影像融合模型,将 ETM + 影像的多光谱波段与全色波段进行融合,标准差、信息熵、平均梯度提高,说明融合影像更好地反映了地物的细节特征;相关系数在 0.89 以上,相对偏差小于 0.07,说明保留了源影像的光谱特性。GS 模型在保留多光谱信息的基础上提高其空间分辨率,解决混合像元分解模型在理论与应用上的矛盾。

(2)通过混合像元分解模型,从 ETM + 融合影像提取的植被盖度与从 SPOT 影像上提取的植被盖度总体格局相似,75% 以上的样本的误差分布在 ± 0.2 以内。植被稀疏像元误差较大,反映了城市内部绿地面积较小、分布不连续的特征。而植被茂密像元的误差较大,其原因在于分类方法在原理上的差异,混合像元分解比硬分类方法更能反映城市植被与其它覆被类型的混合特征。与源影像相比,从融合影像提取的植被盖度的均方根误差和系统误差降低了 0.01,说明本研究方法提高了植被监测精度。

(3)研究的不足之处是 ETM + 影像融合后的空间分辨率仅为 15m,监测精度提高有限。而且,由于数据来源不一致,采用更高空间分辨率的影像与 ETM + 进行融合的误差较大,制约了植被监测的应用。如何获取更精确的城市植被盖度数据,是今后的研究方向。

References:

[1] Small C. Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22 (7): 1305-1334.

[2] Yue W Z, Xu J H, Xu L H. An analysis on eco-environmental effect of urban land use based on remote sensing images: a case study of urban thermal environment and NDVI. *Acta Ecologica Sinica*, 2006, 26(5): 1450-1460.

[3] Weng Q, Lu D, Schubring J. Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(4): 467-483.

[4] Yuan F, Bauer M E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106(3): 375-386.

[5] Ridd M K. Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy

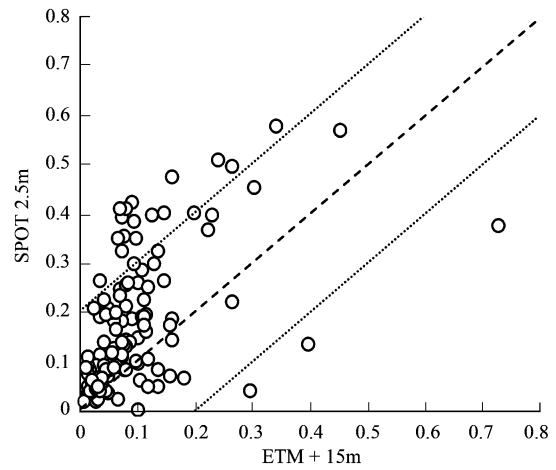


图4 SPOT 与 ETM + 融合影像提取的植被盖度对比
Fig. 4 Comparison of vegetation fraction between SPOT image and ETM + fused image

表 2 融合影像与源影像的植被盖度提取精度对比

Table 2 Accuracy comparison of vegetation fraction between fused image and original image

项目 Item	RMSE	SE
源影像 Original image	0.113	-0.064
融合影像 Fused image	0.109	-0.057

- for cities. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(12): 2165-2185.
- [6] Small C. High spatial resolution spectral mixture analysis of urban reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 88(1): 170-186.
- [7] Small C. The Landsat ETM + spectral mixing space. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(1/2): 1-17.
- [8] Small C, Lu J W T. Estimation and vicarious validation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(4): 441-456.
- [9] Lu D, Moran E, Batistella M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 87(4): 456-469.
- [10] Lu D, Tian H, Zhou G, Ge H. Regional mapping of human settlements in southeastern China with multisensor remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(9): 3668-3679.
- [11] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(2): 157-167.
- [12] Jiang Z, Huete A R, Chen J, Chen Y, Li J, Yan G, Zhang X. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 101(3): 366-378.
- [13] Pu R, Gong P, Michishita R, Sasagawa T. Spectral mixture analysis for mapping abundance of urban surface components from the Terra/ASTER data. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 939-954.
- [14] Tooke T R, Coops N C, Goodwin N R, Voogt J A. Extracting urban vegetation characteristics using spectral mixture analysis and decision tree classifications. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(2): 398-407.
- [15] Hu J B, Chen W, Li X Y, He X Y. Urban vegetation coverage change inside the Third-Ring Road of Shenyang City, China: A study with linear spectral unmixing technique. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2009, 20(5): 1140-1146.
- [16] Li C J, Liu L Y, Wang J H, Wang R C. Comparison of two methods of fusing remote sensing images with fidelity of spectra information. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(11): 1376-1385.
- [17] Jensen J R. *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective* (3rd Edition). New Jersey: Prentice Hall, 2004.
- [18] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis with Landsat ETM + imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2004, 70(9): 1053-1062.

参考文献:

- [2] 岳文泽, 徐建华, 徐丽华. 基于遥感影像的城市土地利用生态环境效应研究——以城市热环境和植被指数为例. *生态学报*, 2006, 26(5): 1450-1460.
- [15] 胡健波, 陈玮, 李小明, 何兴元. 基于线性混合像元分解的沈阳市三环内城市植被盖度变化. *应用生态学报*, 2009, 20(5): 1140-1146.
- [16] 李存军, 刘良云, 王纪华, 王人潮. 两种高保真遥感影像融合方法比较. *中国图象图形学报*, 2004, 9(11): 1376-1385.