doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.024

基于纹理特征和 SVM 的 QuickBird 影像苹果园提取

宋荣杰[1,2]　宁纪锋[2]　刘秀英[1,3]　常庆瑞[1]

(1.西北农林科技大学资源环境学院,陕西杨凌 712100;2.西北农林科技大学信息工程学院,陕西杨凌 712100;
3.河南科技大学农学院,洛阳 471003)

摘要:为提高高空间分辨率遥感影像(高分影像)中苹果园提取精度,基于 QuickBird 遥感数据,研究综合光谱特征和纹理特征的苹果园自动提取方法。该方法首先采用最佳指数因子(OIF)获取多光谱波段最佳组合,然后采用不同大小滑动窗口(从 3 像素×3 像素到 13 像素×13 像素)提取全色波段的灰度共生矩阵(GLCM)、分形和空间自相关 3 种纹理特征并分别与光谱特征组合,最后通过支持向量机(SVM)分类进行苹果园分类识别。研究表明:在分类特征上,与单一光谱或纹理特征相比,光谱特征结合纹理特征能有效提高苹果园提取精度(F_a)和总体分类精度(OA),其中光谱+GLCM 纹理(9 像素×9 像素)分类精度最高,F_a和 OA 分别为 96.99% 和 96.16%,比光谱+分形纹理分别提高 0.63 个百分点和 1.56 个百分点,比光谱+空间自相关纹理显著提高 11.92 个百分点和 9.20 个百分点。在分类方法上,通过对比分析 SVM、最大似然和神经网络 3 种方法的分类结果,探明 SVM 分类识别苹果园精度最高。最后对苹果园提取结果进行面积统计,结果表明 GLCM 纹理结合 SVM 分类的苹果园面积估算与目视解译结果的一致性超过 98%。

关键词:苹果园;遥感识别;信息提取;灰度共生矩阵;支持向量机;QuickBird

中图分类号:TP79;S127　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2017)03-0188-10

Apple Orchard Extraction with QuickBird Imagery Based on Texture Features and Support Vector Machine

SONG Rongjie[1,2]　NING Jifeng[2]　LIU Xiuying[1,3]　CHANG Qingrui[1]

(1. *College of Natural Resources and Environment*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
2. *College of Information Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
3. *Agronomy College*, *Henan University of Science and Technology*, *Luoyang* 471003, *China*)

Abstract: In order to improve the accuracy of apple orchard extracting in very high spatial resolution (VHSR) remote sensing image, an automated apple orchard extracting method based on texture features together with spectral values and support vector machine (SVM) was studied. This method firstly obtained the optimum combination of multi-spectral bands by using the optimum index factor (OIF); then three kinds of texture features, namely gray level co-occurrence matrix (GLCM), fractal and spatial autocorrelation texture with six different window sizes (from 3 pixels × 3 pixels to 13 pixels × 13 pixels) were extracted from the panchromatic image for comparison, and further merged with spectral values respectively; finally the above features were used to identify apple orchard by using SVM. Experiments using QuickBird data showed that spectral features combined with texture features could achieve higher apple orchard extraction accuracy (F_a) and overall accuracy (OA) than using spectral features or textures features alone. Among the different features used, the spectral + GLCM features (with 9 pixels × 9 pixels) achieved the highest accuracy (F_a and OA were 96.99% and 96.16%, respectively), which were slightly higher (0.63 and 1.56 percentages, respectively) than those of spectral + fractal features and significantly higher (11.92 and 9.20 percentages, respectively) than those of spectral + spatial autocorrelation features. Among the different classification methods, three classification techniques

收稿日期:2016-06-18　修回日期:2016-09-28

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2013AA102401-2)、国家自然科学基金项目(31501228)和陕西省自然科学基金项目(2015JM3110)

作者简介:宋荣杰(1981—),女,博士生,讲师,主要从事土地资源与空间信息技术研究,E-mail:srj@nwsuaf.edu.cn

通信作者:常庆瑞(1959—),男,教授,博士生导师,主要从事土地资源与空间信息技术研究,E-mail:changqr@nwsuaf.edu.cn

(SVM, maximum likelihood and neural networks) were compared for accuracy in apple orchard detection, and results suggested that SVM had the highest accuracy in identifying apple orchard. McNemar test was also computed for statistic significance among spectral + GLCM and other features and also among the three classifiers, and the confidence levels were all less than 5%. Consistency of the extracted apple orchard area and the visual interpretation results according to filed investigation and Google Earth VHSR concurrent image were able to achieve 98% in test regions.

Key words: apple orchard; remote sensing identification; information extraction; gray level co-occurrence matrix; support vector machine; QuickBird

引言

苹果是我国栽培面积最大、产量最多的果树品种。陕西省地处黄土高原苹果优势产区,苹果种植面积和产量均居全国前列[1],已成为当地促进经济发展和农民增收的特色产业。因此,对主要苹果种植产区进行遥感监测,明确苹果园的空间分布,对于苹果产业布局优化、种植适宜性评价以及促进苹果产业可持续发展具有重要意义。

目前,利用遥感技术对小麦、玉米和水稻等作物进行遥感识别和空间分布提取研究较多,取得了较好的结果[2-6],但对苹果园进行遥感识别的研究相对偏少。现有的苹果园提取研究[7-10]主要采用 Landsat5 和 SPOT5 等遥感影像,这些影像空间分辨率(10 ~ 30 m)相对较低,限制了苹果园提取精度,研究结果无法满足精细农业应用需求。目前采用 QuickBird 等高分辨率(1 ~ 4 m)影像提取苹果园空间分布信息的研究较少。

高空间分辨率遥感影像(高分影像)能够提供丰富的地物空间结构和细节信息,为更加精细的遥感作物识别提供新的数据来源。另一方面,由于高分影像光谱波段减少和光谱分辨率降低,传统依靠光谱特征的分类方法严重制约着高分影像分类的精度。因此在实际应用中,通常将高分影像的纹理信息与光谱信息相结合,以提高地物分类的精度。但由于研究目标和使用遥感影像不同,研究中采用的纹理提取方法[11-14]有一定差异。对于苹果园提取来说,不同纹理提取方法对基于高分影像的苹果园提取是否有效尚不明确,其适用性尚需进一步研究。

在分类方法方面,支持向量机(Support vector machine,SVM)是一种基于统计学理论的监督分类技术,它在小样本学习、非线性和高维数据模式识别中具有更快的学习速度和较高的精度,已广泛应用于高分影像土地利用分类和作物提取研究中[15-17]。

鉴于上述分析,本文以快速、准确获取高分影像中的苹果园分布信息为目标,利用 QuickBird 遥感影像数据,选取陕西关中西部苹果主产区扶风县杏林镇为研究区域,通过分析比较灰度共生矩阵方法、分形方法和空间自相关 3 种纹理特征提取方法,研究综合光谱特征、纹理特征和 SVM 分类技术的苹果园识别技术,为基于高分影像的苹果园提取研究提供技术依据。

1　研究区概况与数据

1.1　研究区概况

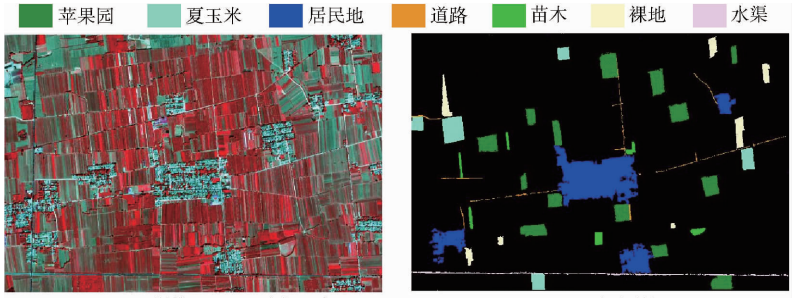
扶风县(107°45′00″ ~ 108°03′28″E、34°12′43″ ~ 34°38′10″N)位于陕西省关中平原西部,地势北高南低、西高东低,以平原、台、塬地为主,属于大陆性湿润季风气候,四季分明,全年平均气温 12.4℃,年降水量 592 mm,适宜苹果种植,是国家和陕西省优质苹果生产基地县。

本文研究区位于扶风县东南部杏林镇,是扶风县苹果最佳适生区之一,苹果种植历史悠久,果园面积大,具有较强的代表性,因此被选作分析和研究的实验区。根据研究区土地利用特点和实地调查结果,将研究区的土地利用划分为苹果园、夏玉米、苗木用地、居民地、道路、裸地和水渠 7 种类别。研究区内苹果园大多处于盛果期,苹果树每年 3—4 月份开始萌芽生长到 9—10 月份果实成熟,其中 6—8 月份苹果树处于稳定生长期,果园内植被覆盖度较大。

1.2　数据源

1.2.1　遥感数据

试验选用 2014 年 7 月 25 日获取的研究区 QuickBird 高分影像,包括同期获取的空间分辨率为 0.61 m 的全色波段(0.45 ~ 0.90 μm)和空间分辨率为 2.4 m 的 4 个多光谱波段(B_1(0.45 ~ 0.52 μm)、B_2(0.52 ~ 0.60 μm)、B_3(0.63 ~ 0.69 μm)、B_4(0.76 ~ 0.90 μm)),其中多光谱影像及其地面参考数据如图 1 所示。研究区图像大小为 835 行、1 225 列,总面积为 5.89 km^2。根据目视解译结果,苹果园、夏玉米、苗木、居民地、道路、裸地和水渠所占研究区总面积的比例分别为 34.31%、29.26%、9.26%、10.55%、6.03%、9.84%、0.76%。此时研究区内不同作物的生长特征较为明显,苹果园光谱反射特征与夏玉米有一定差别,但与苗木的光谱特征较为相似,仅利用光谱特征区分苹果园存在一定困难。



(a) QuickBird影像B_4、B_3、B_2波段组合　　(b) 地面参考数据

图 1　研究区 QuickBird 影像及地面参考数据

Fig. 1　QuickBird image and its ground truth reference of research area

1.2.2　样本数据

研究中通常采用单个像元、种子像元和多边形块 3 种方法选取训练样本[18-19]。本次试验根据野外实地调查数据,充分考虑各类地物的光谱和纹理特征,参考各类别面积比例,在 ENVI 软件中利用不规则多边形块在遥感图像中随机选取训练样本 2 167 像素,另选取验证样本 4 224 像素(表 1),分别用于分类模型构建和分类精度评价。根据文献[20],训练样本数量通常需达到分类波段数的 10 ~ 30 倍才能获得较高分类精度,但如果研究只针对单一类别提取,样本数量还可以大大减少。本研究主要针对苹果园的提取,各类别训练样本数量均超过波段数的 10 倍,其中苹果园、夏玉米、居民地和裸地等面积较大的 4 类地物样本数量均超过分类波段数的 30 倍,满足现有研究[20]对样本数量的一般要求。

表 1　训练样本和验证样本

Tab. 1　Training and testing samples for research area

序号	类型	训练样本/像素	验证样本/像素
1	苹果园	551	1 096
2	夏玉米	532	1 038
3	苗木	160	319
4	居民地	307	609
5	道路	97	174
6	裸地	441	897
7	水渠	79	91
总计		2 167	4 224

2　研究方法

本文采用基于像素的监督分类技术,综合运用 QuickBird 高分影像的光谱和纹理特征提取苹果园分布信息。首先通过最佳指数因子(Optimum index factor,OIF)获取多光谱最佳波段组合;为分析不同纹理计算方法对苹果园提取的适用性,分别采用灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix,GLCM)、分形和空间自相关 3 种方法提取全色波段的纹理特征,并将提取的纹理特征作为新的波段分别与光谱波段组合;然后利用 SVM 分类提取苹果园分布信息;最后对不同方法的苹果园提取精度和总体分类精度进行评价。

2.1　遥感数据预处理

首先利用影像 RPC(Rational polynomial coefficients)参数文件和数字高程模型(Digital evaluation model,DEM)数据,在 ENVI 5.1 软件中对影像进行正射校正,然后将多光谱影像与全色影像配准并将全色影像空间分辨率重采样为 2.4 m[21],最后裁剪得到研究区影像尺寸为 835 像素 × 1 225 像素。本研究中遥感影像的投影参数均为 UTM(zone49)/WGS84。

2.2　光谱特征选择

通过对研究区 QuickBird 影像多光谱波段进行相关性分析发现,部分波段之间相关性较大(如 B_1 和 B_2 相关性达到 0.97),存在信息冗余。为保留主要光谱特征,同时对数据进行降维,本文采用 OIF 指数[22]对不同的波段组合效果进行对比,其计算公式为

$$I_{\mathrm{OIF}}=\sum_{i=1}^{3}S_i\Big/\sum_{j=1}^{3}|R_{ij}| \tag{1}$$

式中　S_i——第 i 波段的标准差

R_{ij}——i、j 波段之间的相关系数

2.3　纹理特征提取方法

2.3.1　GLCM 纹理提取

在图像纹理特征计算方法中,应用最为广泛的是 HARALICK 等[23]提出的灰度共生矩阵 GLCM 方法。GLCM 通过统计的方法来构造概率矩阵,进而反映图像关于方向、距离和灰度级变化等综合信息。通常用概率密度函数 $P(i,j,d,\theta)$ 表示 θ 方向上距离为 d 时,灰度级分别为 i、j 的一对像素出现的条件概率。为减少计算量,研究中 θ 一般选取 0°、45°、90° 和 135° 4 个方向,d 通常取 1[24-26]。

HARALICK 等共定义了 14 种用于描述纹理的二阶统计量,由于这些纹理量之间存在一定相关性,并且纹理计算量大会影响分类效率,因此在实际应用中一般选取少量几个纹理量组合。研究表

明[27-28]，对比度（CON）、熵（ENT）、角二阶矩（ASM）和相关性（COR）之间相关性小且具有很好的分辨率，能够有效的表征地物的纹理信息，本文采用这 4 个纹理量（计算公式见文献[29]）分析 GLCM 纹理特征。

由于 QuickBird 全色波段空间分辨率较高，纹理特征更为明显，因此本文基于全色波段提取纹理特征。为简化计算，将全色波段灰度级降为 64 级，采用距离 d 为 1 个像素计算不同窗口大小和方向下的灰度共生矩阵，并讨论窗口尺寸（3 像素 ×3 像素、5 像素 ×5 像素、7 像素 ×7 像素、9 像素 ×9 像素、11 像素 ×11 像素和 13 像素 ×13 像素）对苹果园提取精度的影响。为避免纹理方向对实验结果的影响，每个 GLCM 纹理量均计算其在 0°、45°、90° 和 135° 4 个方向的平均值。

2.3.2　分形纹理提取

分形能够反映图像纹理的自相似性，在遥感影像中有广泛的应用[30-32]。分形维数是定量描述分形的重要参数。本文采用较常用的双毯覆盖模型[31]来计算分形维数，其基本思路为：将图像灰度值看作第三维坐标，形成一个灰度曲面，在图像灰度曲面的上下 ε 距离处构成一个厚度为 2ε 的“毯子”，毯子的表面积是关于 ε 的函数，记为 $A(\varepsilon)$。分形维数 D 与 ε 的对应关系为

$$D = 2 - \frac{\lg A(\varepsilon)}{\lg \varepsilon} \tag{2}$$

式中　D——分形维数　　ε——面积计算尺度

$A(\varepsilon)$——毯子表面积

改变式（2）中 ε 大小，可以计算得到不同的 $A(\varepsilon)$，通过最小二乘线性回归法拟合出（$\lg A(\varepsilon)$，$\lg\varepsilon$）的斜率，即可求出分形维数 D。

本次实验利用 Matlab 编程实现对 QuickBird 全色波段的双毯分形特征提取，基于不同滑动窗口计算每个像素的分形维数。由于分形维数取值在 2 ~ 3 之间，将其扩展到 0 ~ 255，最终得到影像的分形纹理特征。

2.3.3　空间自相关纹理提取

空间自相关分析对于提高遥感影像分类精度具有重要作用[14,33]。Moran’s I 和 Geary’s C 是常用度量空间自相关性的统计指数，分别用于探测空间地物聚集状况和变异性，定义公式分别为

$$I(d) = \left(n \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij} z_i z_j\right) \Big/ \left(W \sum_{i=1}^{n} z_i^2\right) \tag{3}$$

$$C(d) = \left[(n-1) \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(y_i - y_j)^2\right] \Big/ \left(2W \sum_{i=1}^{n} z_i^2\right) \tag{4}$$

式中　w_{ij}——空间权重矩阵元素

W——空间权重矩阵各元素之和

z_i——空间单元 i 的属性值与距离 d 范围内的各空间单元平均属性值之差

y_i——空间单元 i 的属性值

n——空间单元数量

本研究对 QuickBird 全色波段进行局部空间统计分析，以 Rook’s Case 为邻域计算规则提取不同邻域窗口对应的 Moran’s I 指数和 Geary’s C 指数，分析研究区影像的空间自相关纹理特征。

2.4　**SVM 图像分类**

SVM 的思想是在由核函数确定的特征空间上构造软间隔分离超平面，使分类间隔最大的分类面为最优分类面，应用二次规划方法可求出最优决策函数为

$$f(x) = \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^{m} \alpha_i^* y_i k(x_i, x) + b\right) \tag{5}$$

式中　α_i^*——Lagrange 乘子

y_i——类别标签　　b——分类阈值

$k(x_i, x)$——核函数

核函数类型及其参数选取直接影响 SVM 分类精度[34]。常用的核函数类型有线性函数、多项式函数、径向基（Radial basis function，RBF）函数和 Sigmoid 函数，其中 RBF 核函数应用较为广泛[15]。实验利用上述 4 种核函数分别对研究区多光谱数据进行分类实验，结果表明 RBF 核函数分类精度最高，因此本研究选择 RBF 核函数。RBF 核函数需要设置惩罚系数 c 和核参数 g，本文利用 Libsvm 3.2 软件提供的 Grid.py“网格搜索”模型，采用 5 折交叉验证法获取 c 和 g 最优取值。

2.5　**精度评价**

首先根据实地调查结果选取验证样本（表 1），采用混淆矩阵对不同方法的分类结果进行精度验证。基于混淆矩阵计算生产者精度（Production accuracy，PA）、用户精度（User accuracy，UA）、总体分类精度（Overall accuracy，OA）和 Kappa 系数等评价指标。其中，OA 和 Kappa 系数用于比较整体分类精度，PA 和 UA 用于评价特定类别的分类精度。由于分类结果中可能存在某种类别的 PA 较高而 UA 较低或者相反情况，不便于分类精度的比较，因此本文采用综合 PA 和 UA 的 F 统计量[29,35]对分类结果中的某一类别进行精度评价，其定义公式为

$$F = \frac{2P_{Am}U_{Am}}{P_{Am} + U_{Am}} \times 100\% \tag{6}$$

式中　P_{Am}——类别 m 的生产者精度

U_{Am}——类别 m 的用户精度

其次，结合 Google Earth 同期影像对研究区 Quickbird 影像进行目视解译，将目视解译得到的苹果园面积数据作为准真值，用以对比分析不同方法提取苹果园面积的效果。

3 结果与分析

3.1 基于 OIF 指数的光谱特征选取

表 2 列出研究区 QuickBird 影像多光谱不同波段组合的 OIF 值。由表 2 可知，B_2、B_3、B_4 3 个波段组合的 OIF 值(142.92)最大，表明这种波段组合质量最优。为检验 OIF 方法选取的光谱特征有效性，对不同波段组合进行 SVM 分类($c=128$，$g=8$)。分类结果(表 2)表明虽然 B_2、B_3、B_4 波段组合时 OA(85.56%)稍低于 B_1、B_2、B_4 波段组合(85.91%)，但其 F_a(苹果园的 F 统计值)值最大(84.95%)，说明 B_2、B_3、B_4 波段组合能较全面的反映原始光谱信息中用于区分苹果园的有效信息。因此本文选取 B_2、B_3、B_4 波段组合作为后续分类的光谱特征。表 2 还反映出单纯利用光谱特征分类时苹果园提取精度较低，F_a 均未超过 85%。

表 2 不同光谱波段组合的 OIF 值及分类精度

Tab. 2 OIF values and classification accuracy with different band combinations

序号	波段组合	OIF 值	F_a/%	OA/%
1	B_1、B_2、B_3	63.64	79.85	79.21
2	B_1、B_2、B_4	129.38	84.87	85.91
3	B_1、B_3、B_4	125.68	84.73	85.89
4	B_2、B_3、B_4	142.92	84.95	85.56

3.2 纹理特征提取及最优纹理窗口选择

采用 2.3 节所述方法计算 GLCM 纹理、分形纹理和空间自相关纹理，为分析纹理窗口尺寸对分类结果的影响，采用 3 像素 ×3 像素、5 像素 ×5 像素、7 像素 ×7 像素、9 像素 ×9 像素、11 像素 ×11 像素和 13 像素 ×13 像素共 6 个滑动窗口提取上述 3 种纹理特征，并分别与光谱特征组合进行 SVM 分类，分类结果的精度随窗口尺寸变化情况见图 2。

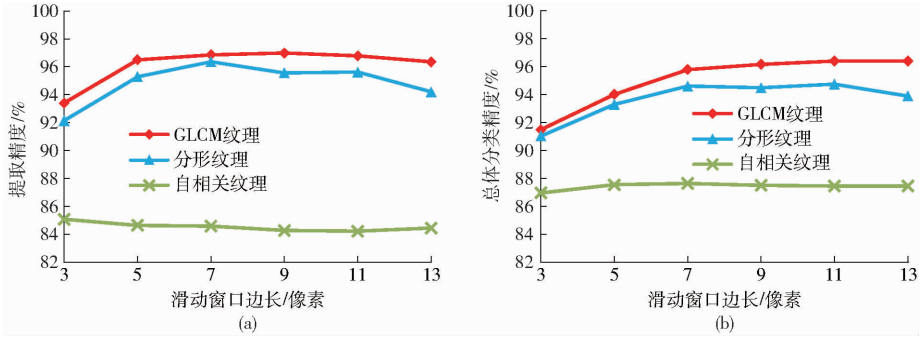


图 2 纹理窗口尺寸对分类精度的影响

Fig. 2 Influence of texture window size on classification accuracy

分析图 2 可知，纹理窗口尺寸从 3 像素 ×3 像素增加到 13 像素 ×13 像素，GLCM 纹理对应的 F_a 随窗口增大呈现先增大后减小趋势，并在 9 像素 ×9 像素时达到最大值，其总体分类精度则随窗口增大逐渐上升并在 9 像素 ×9 像素时趋于稳定，表明 GLCM 方法提取纹理的最佳窗口为 9 像素 ×9 像素。对于分形纹理，滑动窗口为 7 像素 ×7 像素时 F_a 最大，虽然此时 OA 较窗口为 11 像素 ×11 像素时小，综合考虑本文研究目的以及窗口增大会导致计算量增大，最终选取 7 像素 ×7 像素作为分形纹理计算窗口。空间自相关纹理的 F_a 和 OA 随邻域窗口变化幅度相对较小，F_a 在 3 像素 ×3 像素时取最大值并随窗口增大呈下降趋势，OA 变化基本呈水平趋势，说明窗口尺寸对总体分类精度的影响相对较小，本次试验选取计算量较小的 3 像素 ×3 像素纹理窗口计算空间自相关纹理。

图 3 是 3 种纹理特征在最优纹理窗口下的提取结果。由图 3 可知，GLCM 4 个统计量(图 3b ~ 3e)对不同地物具有不同的区分能力。例如，图 3b 中居民地较其他区域的亮度大，表明其对比度较大；苹果园和居民地在图 3c 亮度较大，反映出这 2 类地物的熵值较大；而夏玉米和裸地等纹理相对均匀的地类则在 ASM 图像(图 3d)上较亮，表明其 ASM 值较大。从分形纹理特征图像(图 3f)可以看出，苹果园、居民地和道路等纹理相对粗糙的地物较亮，表明其分形维数较大，而夏玉米和裸地等纹理相对光滑的地物亮度较低，表明其分形维数较小。空间自相关统计结果显示居民地和道路的 Moran's I 指数较大(图 3g)，而苹果园和居民地的 Geary's C 指数大(图 3h)。

3.3 不同分类特征的苹果园提取精度分析

为定量比较不同特征的分类结果，将单一光谱特征(光谱)、单一纹理特征(GLCM 纹理、分形纹理、空间自相关纹理)、光谱特征结合纹理特征(光谱 + GLCM 纹理、光谱 + 分形纹理、光谱 + 空间自相关纹理)共 3 类 7 种分类特征分别进行 SVM 分类，SVM 分类参数设置及分类结果精度见表 3，其中

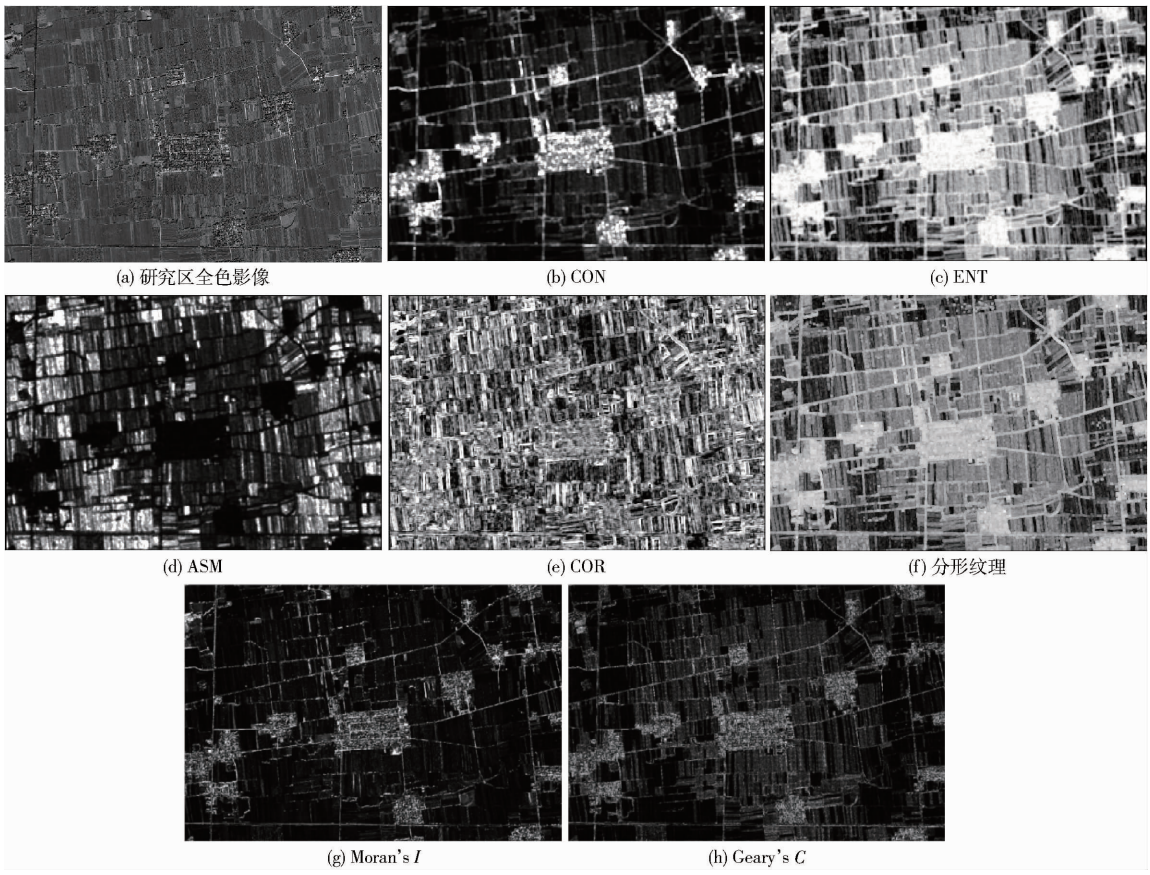


图 3　不同方法提取的纹理特征

Fig. 3　Texture features based on different extraction methods

表 3　利用不同特征进行 SVM 分类结果

Tab. 3　SVM classification results based on different features

特征	P_{Aa}/%	U_{Aa}/%	F_a/%	OA/%	Kappa 系数	c	g
光谱	91.42	79.33	84.95	85.56	0.82	2^7	2^3
GLCM 纹理	96.99	85.52	90.89	70.60	0.63	2^5	2^5
分形纹理	97.08	75.78	85.12	67.07	0.57	2^1	2^3
空间自相关纹理	56.57	64.65	60.34	47.56	0.34	2^5	2^5
光谱 + GLCM 纹理	99.91	94.23	96.99	96.16	0.95	2^7	2^{-3}
光谱 + 分形纹理	98.91	93.93	96.36	94.60	0.93	2^9	2^5
光谱 + 空间自相关纹理	91.51	79.48	85.07	86.96	0.84	2^9	2^3

P_{Aa}和 U_{Aa}分别为苹果园的生产者精度和用户精度。分析表 3 可知：

对比单一光谱和单一纹理特征的分类精度，光谱特征分类的 F_a为 84.95%、OA 为 85.56%（Kappa 系数为 0.82）。单一纹理特征分类时，GLCM 纹理和分形纹理的 F_a和 P_{Aa}均高于光谱特征分类结果，空间自相关纹理的 F_a和 P_{Aa}低于光谱特征。但 3 种纹理特征单独参与分类时，其 OA（47.56% ~ 70.60%）和 Kappa 系数（0.34 ~ 0.63）均低于光谱特征分类结果。上述分析表明 GLCM 纹理或分形纹理单独分类即可获得高于光谱特征的苹果园识别精度，但仅利用纹理特征区分研究区所有土地利用类型的效果较差，OA 较低。

当光谱特征结合纹理特征分类时，其 OA 均在 86% 以上、F_a均超过 85%，较单一光谱或单一纹理的分类精度均有不同程度的提高。其中 OA 较单一光谱特征分类提高 1.40 ~ 10.60 个百分点，较单一纹理特征分类显著提高 25.56 ~ 39.40 个百分点。仅分析苹果园分类精度，F_a比单一光谱分类提高 0.12 ~ 12.04 个百分点，比单一纹理分类明显提高 6.10 ~ 24.73 个百分点。这说明将光谱和纹理特征组合能够发挥不同特征区分不同地物的优势，使特征空间的可分离性提高，从而使苹果园提取精度和总体分类精度均有提高。

对比分析 3 种纹理特征用于苹果园识别，发现 GLCM 纹理参与分类的 F_a最高，其次是分形纹理，空间自相关纹理对应的 F_a最低。单一 GLCM 纹理和分形纹理的 F_a均超过 85%，尤其是 GLCM 纹理的

F_a超过 90%,而空间自相关纹理的 F_a仅为 60.34%,表明 3 种纹理特征中 GLCM 纹理和分形纹理特征较空间自相关纹理更适合用于苹果园识别。与光谱特征结合后,光谱 + GLCM 纹理、光谱 + 分形纹理的 F_a均在 96% 以上,而光谱 + 空间自相关纹理的 F_a仅为 85.07%。对比结果表明光谱 + GLCM 纹理特征识别苹果园精度最高,F_a和 OA 分别为 96.99% 和 96.16%(Kappa 系数为 0.95),分类结果较准确,可以用于苹果园提取。通过对比还可发现光谱 + 分形纹理特征的 F_a、OA 和 Kappa 系数分别为 96.36%、94.60% 和 0.93,仅次于光谱 + GLCM 纹理特征,表明光谱 + 分形纹理识别苹果园的效果也比较好。

3.4 不同分类方法的苹果园提取精度比较

为进一步验证 3 种纹理特征的分类效果并且衡量 SVM 分类性能,分别采用遥感图像分类中常用的最大似然分类(Maximum likelihood classification,MLC)、神经网络(Neural network,NN)分类方法,基于相同的训练样本和验证样本数据对光谱结合纹理特征进行分类实验。表 4 是采用光谱 + 纹理特征时 3 种分类方法对应的分类结果。

表 4 不同分类方法的分类结果

Tab.4 Classification results based on different classification methods

分类方法	分类特征	P_{Aa}/%	U_{Aa}/%	F_a/%	OA/%	Kappa 系数
MLC	光谱 + GLCM 纹理	97.63	94.61	96.10	93.75	0.92
	光谱 + 分形纹理	96.53	94.80	95.66	93.63	0.92
	光谱 + 空间自相关纹理	92.97	78.20	84.95	74.79	0.68
NN	光谱 + GLCM 纹理	88.32	81.14	84.58	88.40	0.85
	光谱 + 分形纹理	96.81	73.58	83.61	84.71	0.80
	光谱 + 空间自相关纹理	75.55	85.89	80.39	83.26	0.79
SVM	光谱 + GLCM 纹理	99.91	94.23	96.99	96.16	0.95
	光谱 + 分形纹理	98.91	93.93	96.36	94.60	0.93
	光谱 + 空间自相关纹理	91.51	79.48	85.07	86.96	0.84

由表 4 可知,当分类特征为光谱 + GLCM 纹理时,从苹果园提取精度 F_a来看,效果较好的分类方法为 SVM 和 MLC,这 2 种分类方法的 F_a均大于 96%,但 MLC 分类的 F_a略低于 SVM;NN 分类的 F_a最低。综合 F_a和 OA 来看,SVM 分类的精度是最好的。同样,当分类特征为光谱 + 分形纹理、光谱 + 空间自相关纹理时,F_a和 OA 最高的也是 SVM 分类。SVM 分类在采用上述 3 种分类特征时 F_a和 OA 均大于 85%,表明 SVM 稳定性较好。另外,通过对比发现,当分类特征为光谱 + GLCM 纹理、光谱 + 分形纹理时,MLC 分类结果与 SVM 非常接近,且 F_a均超过 95%、OA 均在 93% 以上,说明 MLC 分类方法与这 2 种分类特征结合也可以用于苹果园识别。

综合表 3 和表 4 分类结果来看,光谱 + GLCM 纹理、光谱 + 分形纹理相比光谱 + 空间自相关纹理更适合用于提取苹果园,SVM 和 MLC 分类精度明显高于 NN,综合光谱 + GLCM 纹理特征和 SVM 分类的方法提取苹果园精度最高。

3.5 苹果园提取结果评价

为直观对比不同分类特征和不同分类方法的分类结果,选择光谱特征、纹理特征(仅选择效果较好分形纹理、GLCM 纹理)、光谱 + 分形纹理、光谱 + GLCM 纹理的 SVM 分类和光谱 + GLCM 纹理的 MLC 分类 6 个模型的分类结果进行对比,并制作实验区的土地利用分类图,如图 4 所示。

对比图 4a ~ 4e,仅利用光谱特征的 SVM 分类结果(图 4a)中椒盐现象严重,苹果园与苗木、夏玉米混分情况较多;而单一纹理特征不能很好地区分纹理相似的地类,如图 4b 中苹果园与苗木、裸地与夏玉米混分严重;综合利用光谱与纹理特征分类(图 4d、4e),苹果园提取结果较完整,与苗木、夏玉米的混淆现象明显改善,特别是光谱 + GLCM 纹理的苹果园提取效果最好(图 4e),总体分类效果得到明显改善。对比图 4e、4f,基于光谱 + GLCM 特征的 MLC 分类与 SVM 分类中苹果园提取结果较为相似,但两种分类方法中道路提取结果存在明显差异。上述分析表明,综合光谱和纹理特征的苹果园提取效果最好,其分类结果较单纯光谱或单纯纹理特征有明显改善,基于光谱 + GLCM 纹理特征和 SVM 分类方法的苹果园提取效果和总体分类效果最好,这与表 3 和表 4 的定量分析一致。

为验证不同方法识别苹果园的效果,对分类结果做二值化处理[36],整理为 1 表示苹果园,2 表示非苹果园;然后将不同方法得到的分类结果进行显著性分析(McNemar 检验[37])。表 5 表明光谱 + GLCM 纹理与其他分类特征的检验统计量(Z 值)均大于 1.96,说明在 95% 的置信水平上光谱 + GLCM 纹理显著优于其他分类特征的分类结果;光谱 + 分

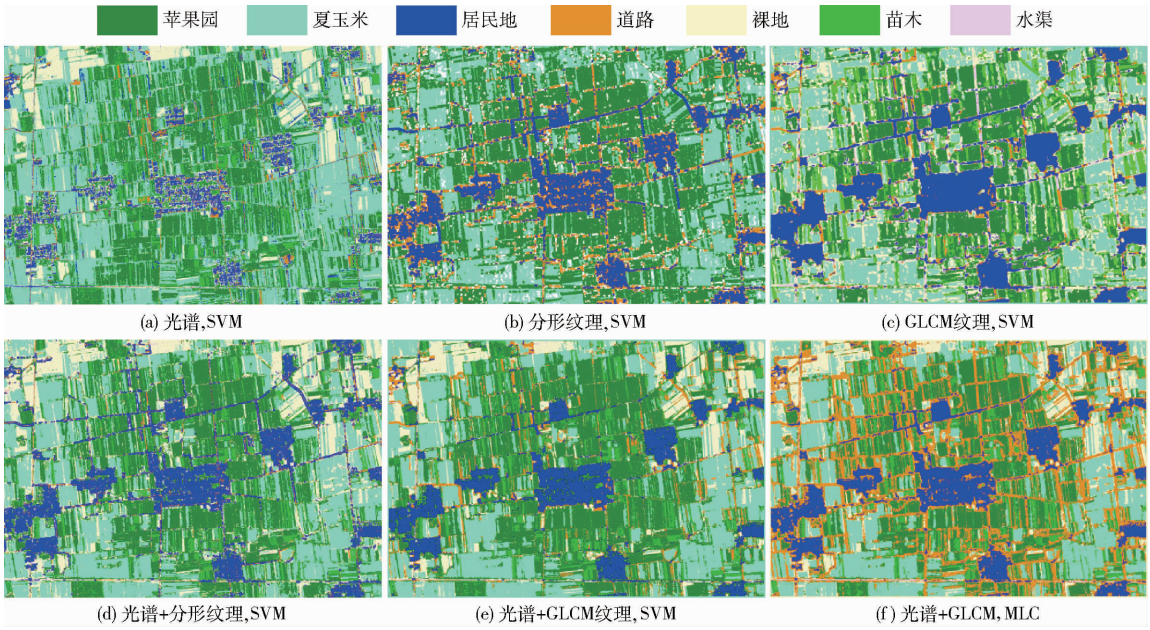


图 4　分类结果比较

Fig. 4　Comparisons of classification results based on different methods

形纹理的分类结果也显著优于单一纹理或光谱特征(Z 值均大于 1.96),这与表 3 的定量分析一致。表 6 为采用光谱 + GLCM 纹理特征时,SVM 与其他 2 种分类器的分类性能显著性检验结果,Z 值均大于 1.96,表明 SVM 较 MLC 和 NN 分类结果有显著改善(95% 置信水平),这与表 4 的分析结果一致。

表 5　不同特征分类结果的差异显著性

Tab. 5　McNemar test for different feature experiments

方法	光谱	GLCM 纹理	分形纹理	光谱 + 分形纹理
GLCM 纹理	6.73 *			
分形纹理	0.69	9.95 *		
光谱 + 分形纹理	15.53 *	9.68 *	16.31 *	
光谱 + GLCM 纹理	16.17 *	11.49 *	17.32 *	1.98 *

注:* 置信度小于 0.05。

表 6　不同分类器分类结果的差异显著性

Tab. 6　McNemar test for different classifier experiments

	光谱 + GLCM,SVM
光谱 + GLCM,MLC	2.89 *
光谱 + GLCM,NN	16.00 *

利用本文方法提取的苹果园分布与以 Quickbird 影像目视解译得到的结果进行对比,从图 5 可知,相对仅利用光谱特征,光谱 + GLCM 纹理特征能有效提高苹果园提取结果的完整性,更接近目视解译结果。针对光谱、光谱 + 分形和光谱 + GLCM 3 种方法提取的苹果园面积量算值及与目视解译结果的一致性如表 7 所示。

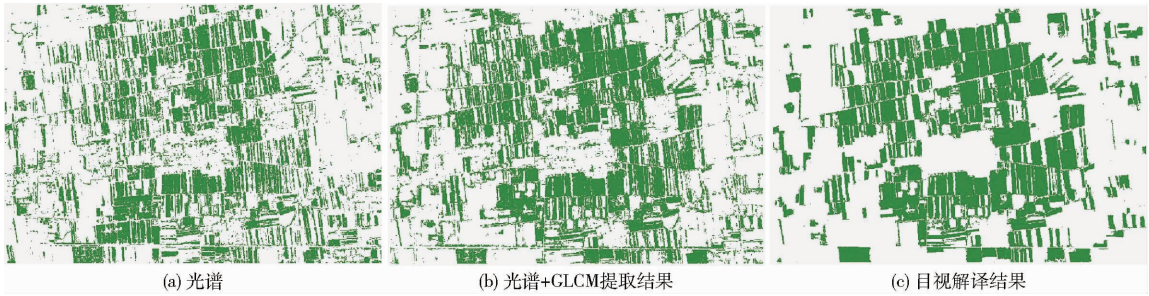


图 5　苹果园面积提取结果对比

Fig. 5　Comparisons of extracted area results in research area

表 7　苹果园面积量算结果和一致性

Tab. 7　Extracted area from different methods and its consistency

方法	提取面积/m^2	一致性/%	目视解译面积/m^2
光谱,SVM	1 698 791	84.04	
光谱 + 分形,SVM	1 895 362	93.77	2 021 241
光谱 + GLCM,SVM	1 994 359	98.67	

表 7 表明 GLCM 和分形纹理的加入均能有效提升研究区苹果园面积量算精度,其中基于光谱 + GLCM 纹理的面积量算精度更高,与目视解译苹果园面积量算值的一致性超过 98%,说明光谱 + GLCM 纹理和 SVM 方法结合估算苹果园分布面积能够达到接近目视解译面积的量算精度。

4 结论

(1)基于 QuickBird 高分影像和 SVM 监督分类技术,综合运用光谱信息和纹理信息,在对研究区进行土地利用分类基础上实现了苹果园分布信息的自动提取,对比分析了 GLCM、双毯分形和空间自相关 3 种纹理提取方法及不同纹理窗口大小对苹果园提取精度的影响。结果表明:综合光谱与纹理特征的 SVM 分类方法的 F_a 和 OA 均超过 85%,能有效提取苹果园分布信息,其中光谱 + GLCM 纹理(9 像素 × 9 像素)和光谱 + 分形纹理(7 像素 × 7 像素)的 F_a 均高于 96%、OA 均在 94% 以上,其结果精度较单纯光谱或纹理分类有明显提高,而光谱 + 空间自相关纹理的分类精度仅略高于单纯光谱分类。不同分类方法对比试验表明,SVM 集成高分影像的光谱和纹理特征进行苹果园分类识别精度要优于 MLC 和 NN。

(2)采用 QuickBird 影像目视解译结果对加入纹理信息和 SVM 分类的苹果园提取结果进行评估,对比分析不同方法提取的苹果园面积统计结果,发现光谱 + GLCM 纹理以及光谱 + 分形纹理的苹果园面积量算结果与目视解译提取结果的一致性均超过 93%,其中光谱 + GLCM 纹理对应的面积一致性超过 98%。

(3)本文研究方法可为其他高分影像应用中苹果园分布信息提取提供参考,具有一定的实用价值。但本文研究结果对于不同生育期、不同树龄苹果园提取的适用性有待进一步研究。此外,分类结果存在“椒盐现象”,对苹果园提取精度造成一定的影响,从这一角度出发,如何利用面向对象技术以提高研究的实用性仍需深入研究。

参 考 文 献

1 高义民. 陕西渭北苹果园土壤养分特征时空分析及施肥效应研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2013.
GAO Yimin. Study on spatio-temporal characteristic of soil nutrient and effect of fertilization in apple orchard of Shaanxi Weibei area[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese)

2 石涛,张丽,杨元建. 基于 Landsat-8 和 LSMM 的冬小麦面积提取研究——以皖北为例[J]. 麦类作物学报,2015,35(12): 1727-1732.
SHI Tao, ZHANG Li, YANG Yuanjian. Study on extraction of winter wheat area based on Landsat-8 and LSMM in case of northern Anhui[J]. Journal of Triticeae Crops, 2015, 35(12): 1727-1732. (in Chinese)

3 朱爽,张锦水,帅冠元,等. 通过软硬变化检测识别冬小麦[J]. 遥感学报,2014, 18(2): 476-496.
ZHU Shuang, ZHANG Jinshui, SHUAI Guanyuan, et al. Winter wheat mapping by soft and hard land use/cover change detection [J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(2): 476-496. (in Chinese)

4 刘哲,李智晓,张延宽,等. 基于时序 EVI 决策树分类与高分纹理的制种玉米识别[J/OL]. 农业机械学报,2015, 46(10): 321-327. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20151043&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.043.
LIU Zhe, LI Zhixiao, ZHANG Yankuan, et al. Seed maize identification based on time-series EVI decision tree classification and high resolution remote sensing texture analysis[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 321-327. (in Chinese)

5 杨闫君,黄彦,田庆久,等. 基于高分一号卫星 WFV 影像的水稻信息提取模式[J]. 光谱学与光谱分析,2015, 35(11): 3255-3261.
YANG Yanjun, HUANG Yan, TIAN Qingjiu, et al. The extraction model of paddy rice information based on GF-1 satellite WFV images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(11): 3255-3261. (in Chinese)

6 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J/OL]. 农业机械学报,2014, 45(12): 277-293. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20141241&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.041.
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277-293. (in Chinese)

7 王大鹏,王周龙,李德一. 基于 NDVI 纹理的山东丘陵地区 SPOT-5 影像果园信息识别研究[J]. 测绘科学,2007, 32(1): 126-127, 121.
WANG Dapeng, WANG Zhoulong, LI Deyi. Orchard information recognition of hill region in Shandong peninsula from SPOT-5 image based on NDVI texture[J]. Science of Surveying and Mapping, 2007, 32(1): 126-127, 121. (in Chinese)

8 董芳,赵庚星,王凌,等. 基于实测光谱混合像元分解的苹果园地遥感提取技术[J]. 应用生态学报,2012, 23(12): 3361-3368.
DONG Fang, ZHAO Gengxing, WANG Ling, et al. Remote sensing techniques of apple orchard information extraction based on linear spectral unmixing with measured data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(12): 3361-3368. (in Chinese)

9 LI Yi, GONG Jianhua, IBRAHIM Abdoul Nasser, et al. Orchard identification using landform and landscape factors based on a spatial-temporal classification framework[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(6): 2118-2135.

10 KUMAR A, SINGH K N, LAL B, et al. Mapping of apple orchards using remote sensing techniques in cold desert of Himachal Pradesh, India[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2008, 36(4): 387-392.

11 杨红卫,童小华. 高分辨率影像的橡胶林分布信息提取[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2014, 39(4): 411-416.
YANG Hongwei, TONG Xiaohua. Distribution information extraction of rubber woods using remote sing images with high resolution[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(4): 411-416. (in Chinese)

12 张振兴,李宁,刘阳. 基于 Worldview-II 多光谱遥感数据纹理特征提取方法[J]. 系统工程与电子技术,2013, 35(10): 2044-2049.
ZHANG Zhenxing, LI Ning, LIU Yang. Texture features extraction method based on Worldview-II multi-spectral remote sensing

data[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(10): 2044 – 2049. (in Chinese)
13 郑淑丹,郑江华,石明辉,等. 基于分形和灰度共生矩阵纹理特征的种植型药用植物遥感分类[J]. 遥感学报,2014, 18(4): 868 – 886.
ZHENG Shudan, ZHENG Jianghua, SHI Minghui, et al. Classification of cultivated Chinese medicinal plants based on fractal theory and gray level co-occurrence matrix textures[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(4): 868 – 886. (in Chinese)
14 SU Wei, LI Jing, CHEN Yunhao, et al. Textural and local spatial statistics for the object-oriented classification of urban areas using high resolution imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(11): 3105 – 3117.
15 DIHKAN Mustafa, GUNEROGLU Nilgun, KARSLI Fevzi, et al. Remote sensing of tea plantations using an SVM classifier and pattern-based accuracy assessment technique[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(23): 8549 – 8565.
16 MOUNTRAKIS Giorgos, IM Jungho, OGOLE Caesar. Support vector machines in remote sensing: a review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing,2011, 66(3): 247 – 259.
17 GALAL Omer, ONISIMO Mutanga, ABDEL-RAHMAN Elfatih M, et al. Performance of support vector machines and artificial neural network for mapping endangered tree species using Worldview-2 data in Dukuduku forest, South Africa[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2015,8(10): 4825 – 4840.
18 STOW D, CHEN D. The effect of training strategies on supervised classification at different spatial resolutions [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing,2002, 68(11): 1155 – 1162.
19 FENG Quanlong, LIU Jiantao, GONG Jianhua. UAV remote sensing for urban vegetation mapping using random forest and texture analysis[J]. Remote Sensing, 2015, 7(1): 1074 – 1094.
20 FOODY Giles M, MATHUR Ajay, SANCHEZ-HERNANDEZ Carolina, et al. Training set size requirements for the classification of a specific class[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 104(1): 1 – 14.
21 AGÜERA Francisco, AGUILAR Fernando J, AGUILAR Manuel A. Using texture analysis to improve per-pixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(6): 635 – 646.
22 赵庆展,刘伟,尹小君,等. 基于无人机多光谱影像特征的最佳波段组合研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(3): 242 – 248. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20160334&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.034.
ZHAO Qingzhan, LIU Wei, YIN Xiaojun, et al. Selection of optimum bands combination based on multispectral images of UAV [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(3): 242 – 248. (in Chinese)
23 HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610 – 621.
24 PUISSANT Anne. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(4): 733 – 745.
25 AGÜERA F, AGUILAR F J, AGUILAR M A. Using texture analysis to improve per-pixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2008, 63(6): 635 – 646.
26 REGNIERS O, BOMBRUN L, LAFON V, et al. Supervised classification of very high resolution optical images using wavelet-based textural features[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(6): 1 – 14.
27 MAILLARD Philippe. Comparing texture analysis methods through classification [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2003, 69(4): 357 – 367.
28 侯群群,王飞,严丽. 基于灰度共生矩阵的彩色遥感图像纹理特征提取[J]. 国土资源遥感,2013, 25(4): 26 – 32.
HOU Qunqun, WANG Fei, YAN Li. Extraction of color image texture feature based on gray-level co-occurrence matrix[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2013, 25(4): 26 – 32. (in Chinese)
29 LU Dengsheng, LI Guiying, MORAN Emilio, et al. The roles of textural images in improving land-cover classification in the Brazilian Amazon[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(24): 8188 – 8207.
30 LIANG Bingqing, WENG Qihao, TONG Xiaohua. An evaluation of fractal characteristics of urban landscape in Indianapolis, USA, using multi-sensor satellite images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(3): 804 – 823.
31 李恒凯,吴立新,李发帅. 面向土地利用分类的 HJ – 1CCD 影像最佳分形波段选择[J]. 遥感学报,2013, 17(6): 1572 – 1586.
LI Hengkai, WU Lixin, LI Fashuai. Optimal fractal band selection on HJ – 1CCD image for land use classification[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(6): 1572 – 1586. (in Chinese)
32 栾海军,汪小钦,杨娜娜,等. 高空间分辨率遥感影像小波域分形纹理特征提取[J]. 厦门理工学院学报,2014,22(3): 65 – 70.
LUAN Haijun, WANG Xiaoqin, YANG Na'na, et al. Extracting wavelet-domain fractal texture of high-resolution remotely sensed imagery[J]. Journal of Xiamen University of Technology, 2014,22(3): 65 – 70. (in Chinese)
33 朱钟正,苏伟. 基于局部空间统计分析的 SPOT5 影像分类[J]. 遥感学报,2011, 15(5): 957 – 972.
ZHU Zhongzheng, SU Wei. The analysis of the classification of SPOT5 image based on local spatial statistics[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(5): 957 – 972. (in Chinese)
34 ZHANG Ce, WANG Tiejun, ATKINSONA Peter M, et al. A novel multi-parameter support vector machine for image classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(7): 1890 – 1906.
35 REIS Selçuk, TAŞDEMIR Kadim. Identification of hazelnut fields using spectral and Gabor textural features[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(5): 652 – 661.
36 游炯,裴志远,王飞,等. 基于改进多元纹理信息模型和 GF – 1 影像的县域冬小麦面积提取[J]. 农业工程学报,2016, 32(13): 131 – 139.
YOU Jiong, PEI Zhiyuan, WANG Fei, et al. Area extraction of winter wheat at county scale based on modified multivariate texture and GF – 1 satellite images[J]. Transactions of the CSAE,2016, 32(13): 131 – 139. (in Chinese)
37 FOODY Giles M. Thematic map comparison: evaluating the statistical significance of differences in classification accuracy [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 70(5):627 – 633.