

利用 SVM 与灰度共生矩阵从 QuickBird 影像中提取枇杷信息

傅文杰¹, 林明森²

(1. 莆田学院环境与生命科学系, 福建 莆田 351100; 2. 国家卫星海洋应用中心, 北京 100081)

摘要:以福建省莆田市东圳水库库区为例, 采用 QuickBird 卫星影像, 利用主成分分析方法对灰度共生矩阵方法提取的地物纹理特征进行筛选, 选择最佳的影像纹理特征, 组成新的波段组合, 并应用支持向量机方法(Support Vector Machine, SVM)进行枇杷树的提取分类, 最后与只依靠光谱信息来分类的 SVM 法分类结果进行比较, 其分类总精度由原来的 71.33% 提高到了 86.67%, Kappa 系数也由原来的 0.6410 提高到了 0.8293, 分类精度明显提高, 表明光谱信息加入纹理特征信息能辅助并提升高分辨率遥感枇杷树信息提取的精度。

关 键 词:支持向量机; 灰度共生矩阵; 遥感; 纹理; 枇杷

中图分类号:TP 751; S 667.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2010)05-0695-05

1 引 言

枇杷是莆田市的四大名果之一, 其产量约占全国的 60%。东圳水库库区内从 20 世纪 90 年代开始大面积种植枇杷, 位于库区内的常太镇因此成为“中国枇杷第一乡”, 镇内 70% 的农民也因此脱贫致富。然而, 由于大面积开山造果, 对库区原有的天然植被造成了毁灭性的破坏, 使土壤疏松、裸露, 遇到暴雨冲刷极易造成严重的水土流失。通过遥感技术快速准确地调查水库库区内枇杷的资源分布、种植信息, 可以为调整产业结构、治理水土流失、实施水土保持生态环境建设提供决策依据。

高空间分辨率的遥感影像已经在测绘、城市规划、国防军事、土地利用与调查等众多领域发挥着重要的作用^[1-3]。由于空间分辨率的提高, 单一地物表现出很多不同的光谱值, 增加了错分的机率, 在进行枇杷信息提取时, 光谱特性相近的不同地物往往容易产生混淆, 例如农田、林地与枇杷等, 若是以光谱信息进行影像分类时, 将很难获得较佳的分类精度。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种表现卓越的分类方法^[4], 而基于灰度共生矩阵提取纹理特征的方法是一个经典的统计分析方法, 对

它的研究已经有很久的历史, 被公认为一种重要的纹理分析方法^[5]。

本文选择 QuickBird 图像, 以福建省莆田市东圳水库库区为例, 基于灰度共生矩阵进行了纹理特征参数的提取, 然后使用支持向量机(SVM)进行枇杷树信息提取。

2 支持向量机算法

SVM 是在统计学习理论指导下发展起来的实现了结构风险最小化思想的新学习法, 是数据挖掘中的一项新技术, 是借助于最优化方法解决机器学习问题的有效工具, 20 世纪 90 年代由 Vapnik^[6-7] 提出, 克服了“维数灾难”和“过学习”等传统困难的有力工具, 它将分类和回归问题转化为二次优化问题, 其解具有全局最优性, 并且与样本点的具体分布相关。以下简要介绍 SVM 的基本思想。

给定训练样本集:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l), x \in R^n, y \in \{1, -1\}$$

其中: x_i 为训练样本, 1 为样本量, Y 为 x_i 的类别标识。定义一个能够将两类样本点正确分开的分类面方程为:

$$W \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

对于线性可分的训练集,可能存在无数个能够正确分开两类样本的超平面,SVM 方法确定出一个超平面使离超平面最近的样本点到超平面的距离(分类间隔)最大,称为最大间隔超平面或最优超平面。

构造最优超平面问题可转化为最小化下列泛函问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & \|w\|^2/2 = (W \cdot W)/2 \\ \text{s. t.} \quad & y_i[(w \cdot x) + w_0] \geq \pm 1 \end{aligned} \quad (2)$$

这是一个二次优化问题,解可由 Lagrange 函数的鞍点给出:

$$L(w, w_0, \alpha) = (W \cdot W)/2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i[(w \cdot x_i) + w_0] - 1\} \quad (3)$$

其中: $\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l)$ 为 Lagrange 系数,求 Lagrange 函数关于 W 和 w_0 的极小值得到:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i &= 0 \\ W &= \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \end{aligned} \quad (4)$$

考虑 KKT 条件,得到原始问题的对偶优化问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{j=1}^l \alpha_j y_j = 0, \quad \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

本文所研究的枇杷树信息提取属于非线性分类问题。当训练样本集非线性可分时,可通过某一非线性函数 $\phi(\cdot)$ 将训练集数据 x 映射到一个高维线性特征空间,最优分类超平面问题(4)变为式(6)的形式:

$$\begin{aligned} \min_{w, b} \quad & \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right) \\ \text{s. t.} \quad & y_i(w \cdot \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ & i = 1, 2, \dots, l, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} P(i, j, d, 0^\circ) &= \# \{[(k, l), (m, n)] / k - m = 0, |l - n| = d, I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \\ P(i, j, d, 45^\circ) &= \# \{[(k, l), (m, n)] / k - m = d, l - n = d, I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \\ P(i, j, d, 90^\circ) &= \# \{[(k, l), (m, n)] / k - m = d, l - n = 0, I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \\ P(i, j, d, 135^\circ) &= \# \{[(k, l), (m, n)] / k - m = d, l - n = -d, I(k, l) = i, I(m, n) = j\} \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $\#$ 为在该集合中的元素数目; P 为相应方向的灰度共生矩阵。可以看到这些矩阵是对称的,即 $P(i, j, d, \theta) = P(j, i, d, \theta)$ 。

3.2 灰度共生纹理特征参数

在得到图像的灰度共生矩阵的基础上,可以定

其中: $\xi_i (i = 1, 2, \dots, l)$ 为非负松弛变量, C 为惩罚系数。显然,当划分出现错误时 ξ_i 就会大于 0。因此在求分类平面的同时, $\sum_i \xi_i$ 的值愈小愈好。所以原本目标函数是求 $\|w\|^2/2$ 的最小值,会变成求目标函数 $\|w\|^2/2 + C(\sum_i \xi_i)$ 的最小值;其中 $C > 0$ 是一个常数,是可调的参数,控制对错分样本惩罚的程度, C 越大表示对错误的惩罚越重。这是一个二次规划问题,求解这个对偶问题得到最优分类决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i \cdot x) + b \right\} \quad (7)$$

其中: $K(\cdot)$ 是核函数, $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数, n 为训练样本的数目。

目前应用较多的核函数主要有 3 类:多项式核函数、径向基函数核函数、Sigmoid 函数。

3 灰度共生矩阵纹理分析方法

3.1 灰度共生矩阵定义

灰度共生矩阵 (Gray level co-occurrence matrix, GLCM)^[8-10] 是由 Haralick 等在 20 世纪 70 年代初期提出的,是一种用来分析图像纹理特征的重要方法,建立在估计图像的二阶组合条件概率密度函数的基础上,通过计算图像中有一定距离和一定方向的两点灰度之间的相关性,来反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息。

灰度共生矩阵描述了特定方向和特定距离的两像元间从某一灰度过渡到另一灰度的概率。其具体定义为:

设一幅图像在水平和垂直方向上分别有 N_x 和 N_y 个像元,灰度级为 N_g 。

$L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ 和 $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ 分别为水平和垂直空间域, $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ 为像素的灰度量集合。 $L_y * L_x$ 是图像的像素集,图像函数 I 表明像素值都取自集 $G, I: L_y * L_x \rightarrow G$ 。

义多种有意义的统计数据作为纹理描述符。文献中详细列举了 14 个灰度共生纹理矩阵特征并将其应用到图像的分类中^[8]。ENVI4.7 软件中提供了 8 种灰度共生矩阵纹理特征参数的计算,即:均值 (Mean)、对比度 (Contrast)、熵 (Entropy)、均一性

(Homogeneity)、角二阶矩(Second moment)、相关(Correlation)、方差(Variance)及差异性(Dissimilarity)。

4 应用实例

4.1 实验流程

实验流程大致可以分成下列几个步骤,见图 1。

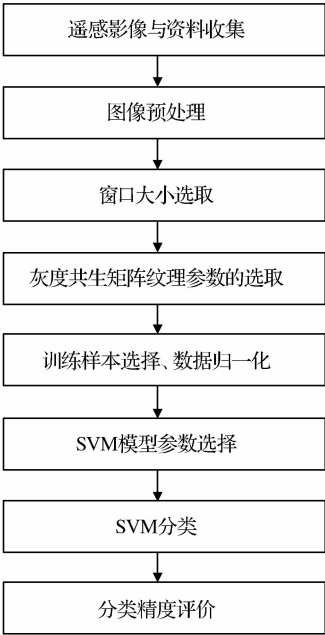


图 1 实验流程图
Fig. 1 Flow chart of this study

4.2 研究区遥感影像与资料收集

本研究使用 2004 年 10 月 24 日拍摄的 Quick-Bird 卫星影像,对影像进行了几何校正、融合及裁剪等预处理,实验区融合后影像大小为 $9\,872 \times 8\,855$ 像元(空间分辨率为 1 m),区内土地利用类型包括园地(枇杷)、建筑用地、林地、水体与农田等 5 种类型,其中园地(枇杷)面积约占研究区 1/4 以上。

4.3 纹理参数的选取

QuickBird 影像具有 3 个波段,每个波段需要产生 8 个纹理量,24 维的图像不利于纹理特征参数的选取。因此,对原图像进行主成分变换,发现第一主成分包含了原图像 92.62% 的信息量,能较好地代表原图像。利用 ENVI4.7 中的灰度共生矩阵法对第一主成分图像进行纹理信息提取,这样就得到 8 个纹理特征波段。再对这 8 个纹理特征波段进行主成分变换,从变换的前 3 个主成分特征向量矩阵中发现,相关、对比度、方差及均值信息量最大,因此最终选取上述这 4 种纹理特征参数作为最佳纹理特征组合。

4.4 训练样本选取

样本选取原则要充分考虑各种地物的光谱和纹理特征,本文利用目视解译结合实地 GPS 野外采样方式,在典型地区,对建筑用地、农田、园地(枇杷树)、林地及水体每类分别选取 160 个具有普遍性、代表性的样本点,共 800 个样本点,将其中的 500 个点作为训练样本点,其余的 300 个点作为测试点,用以精度评价。

4.5 数据归一化

数据的归一化处理在 SVM 执行分类处理中非常重要^[11],一方面,可以避免小数值范围属性的值被更多大数值范围属性的数值所支配;另一方面可以避免统计过程中遇到的计算困难。在实际数据处理过程中通常建议将属性的值归一到 $[-1, 1]$ 或 $[0, 1]$ 的范围。在本研究中将属性的值归一到 $[0, 1]$ 。

4.6 参数设置

Vapnik^[6]等的研究表明,SVM 的性能与所选用的核函数的类型关系不大,而核函数的参数和误差惩罚因子 C 是影响 SVM 性能的主要因素。本研究选择常用的 RBF 函数作为核函数,而核参数 γ 和惩罚因子 C 是 RBF 必备的两个参数。本文采用交叉比对算法(cross-validation)来选取这两个参数。交叉比对法的过程是:将样本集分成 n 个子集,每次将其中 $n-1$ 个子集代入 SVM 训练,针对 SVM 的惩罚因子 C 和不同的核函数,计算剩余 1 个子集的分类正确率。系统根据误差自动调整惩罚因子 C 的取值。

4.7 加入纹理信息的 SVM 分类结果

将选取的 4 个纹理影像与融合影像叠加,叠加后共计有 7 个波段,1 至 3 波段融合影像的 R、G、B 波段,4 至 7 为纹理影像所组成的波段。ENVI 软件中没有交叉比对算法参数选择的功能,因此将选取好的 500 个训练样本数据导出文本文件,然后利用 LIBSVM2.8 软件中的交叉比对算法,得到最佳 SVM 模型参数为 $\gamma=0.125, C=64$,最后由 ENVI 软件中的 SVM 法对加入纹理信息的遥感影像进行分类,分类结果如图 2。再用前面选取的 300 个测试点对分类结果进行精度评价,评价的混淆矩阵见表 1。

4.8 基于光谱单源信息的 SVM 图像分类

为探讨纹理参数的加入对于影像分类是否有帮助,又利用 SVM 方法对研究区基于光谱单源信息的遥感图像进行分类。同样利用上节的训练样本

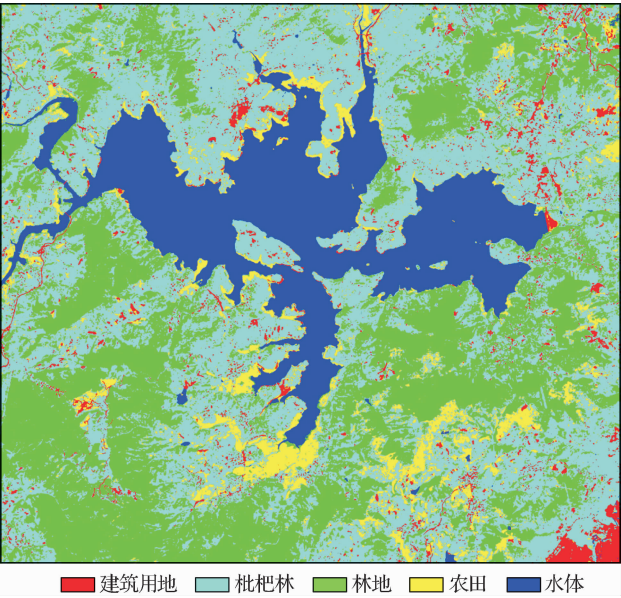


图 2 加入纹理参数的 SVM 分类结果

Fig. 2 The classification result of SVM adding texture parameters

表 1 加入纹理参数的 SVM 分类混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix of SVM adding texture parameters

类别	枇杷	建筑地	农田	水体	林地	行总计
枇杷	51	5	7	0	4	67
建筑用地	0	51	2	1	1	53
农田	3	1	49	2	2	53
水体	0	1	0	56	1	61
林地	6	3	2	1	53	66
列总计	60	60	60	60	60	300

分类总精度为 86.67 % ,Kappa 系数为 0.8293

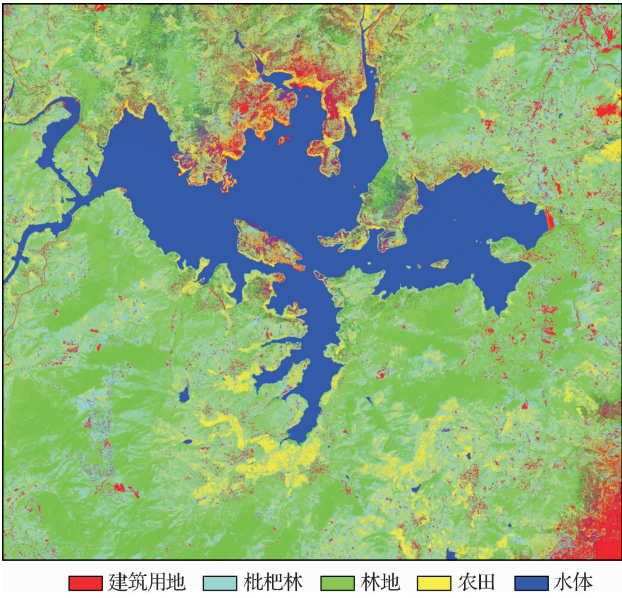


图 3 SVM 分类结果

Fig. 3 The classification result of SVM

表 2 SVM 分类混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of SVM

类别	枇杷	建筑地	农田	水体	林地	行总计
枇杷	31	16	9	0	6	47
建筑用地	5	40	3	2	2	64
农田	9	2	42	3	3	63
水体	2	1	0	53	1	62
林地	13	1	6	2	48	64
列总计	60	60	60	60	60	300

分类总精度为 71.33 % ,Kappa 系数为 0.6410

点,得到最佳 SVM 模型参数为 $\gamma=0.5,C=128$,再应用 ENVI 软件中的 SVM 法对单源信息的遥感图像进行分类,分类结果见图 3。仍然用上节选取好的 300 个测试点对分类结果进行精度评价,评价的混淆矩阵见表 2。

4.9 结果与分析

4.9.1 窗口大小对分类精度的影响

Marceaut^[12]等的研究中指出,计算窗口的大小对于纹理分析的结果有很大的影响。实际在进行纹理特征提取时,若其计算窗口过小,所包含的信息将不足以表达该类别的纹理特性,若计算窗口过大,可能导致包含过多其它类别的信息,因此决定最佳窗口大小一直是纹理影像处理的难题。实验中分别在 $3\times3,5\times5,7\times7,9\times9,11\times11$ 窗口下提取灰度共生矩阵纹理,然后分别利用 SVM 进行分类,分类精度依次为 68.33%、74.0%、86.67%、72.67%、65.67%。在 7×7 窗口下分类精度最高,因此选取

7×7 为本研究的窗口大小。

4.9.2 结果分析

从表 1、表 2 中的分类精度评价结果可以看出,仅依靠光谱信息来分类的 SVM 法分类的总体精度仅为 71.33%,而加入纹理参数后分类的总体精度达到 86.67%,总体分类精度提高了 15.34%,Kappa 系数也得到明显提高。单独从枇杷的分类精度来分析,由于枇杷与其它植被的光谱信息差异不大,用仅依靠光谱信息来分类的 SVM 法来提取,错分现象比较严重,其精度仅为 51.67%,而加入纹理参数后,分类所用的信息更加丰富,分类精度大幅度提高,达到 85.00%,提取精度提高了 33.33%。但是不可避免,还存在错分误分现象,对于枇杷与其它植被,特别是那些纹理信息与枇杷相似的林地,误分现象较为严重。从总体上看,加入纹理参数后高分辨率影像分类精度比仅依靠光谱信息来分类的 SVM 方法相比,表现出明显的优越性。

5 结 语

仅依靠光谱信息以 SVM 法分类时,总体分类精度仅为 71.33%,枇杷树的提取精度只达 51.67%。为了解决这个问题,本研究将 4 种纹理特征参数转换成影像后加入原始影像图进行分类,总体分类精度提高了 15.34%,枇杷树提取精度提高了 33.33%。实践证明,将光谱信息和纹理信息进行有机的结合,可以有效提高遥感影像枇杷树信息提取的精度。

参考文献:

- [1] Yang Zhigang. Classification of Remote Sensing Imagery with Texture Information[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2006. [杨志刚. 纹理信息在遥感影像分类中的应用[D]. 南京林业大学(博士论文), 2006.]
- [2] Huang Huiping, Wu Bingfang, Li Miaomiao, *et al.* Detecting Urban Vegetation Efficiently with High Resolution Remote Sensing Data[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1): 68-74. [黄慧萍, 吴炳方, 李苗苗, 等. 高分辨率影像城市绿地快速提取技术与应用[J]. 遥感学报, 2004, 8(1): 68-74.]
- [3] Yan Meichun, Zhang Youjing, Bao Yansong. Deriving Bamboos from IKONOS Image by Texture Information[J]. Remote Sensing Information, 2004, (2): 31-34. [颜梅春, 张友静, 鲍艳松. 基于灰度共生矩阵法的 IKONOS 影像中竹林信息提取[J]. 遥感信息, 2004, (2): 31-34.]
- [4] Tang Jingtian, Hu Dan, Gong Zhimin. Research on the Classification of SVM Based Image Texture Features[J]. Computer Engineering & Science, 2008, 30(8): 44-48. [汤井田, 胡丹, 龚智敏. 基于 SVM 的图像纹理特征分类研究[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(8): 44-48.]
- [5] Han Ning, Zhang Xiuying, Wang Xiaoming, *et al.* Identification of Distributional Information Torreya Grandis Merrillii Using High Resolution Imagery[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, 44(3): 420-425. [韩凝, 张秀英, 王小明, 等. 高分辨率影像香榧树分布信息提取[J]. 浙江大学学报(工学版), 2010, 44(3): 420-425.]
- [6] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995.
- [7] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [8] Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Texture Feature Image for Classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [9] Yu Kunyong, Liu Jian, Xu Zhanghua, *et al.* Study on Bamboo Resources Thematic Information Extraction in the South of China [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2009, 24(4): 449-455. [余坤勇, 刘健, 许章华, 等. 南方地区竹资源专题信息提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(4): 449-455.]
- [10] Fabio D A, Paolo G. Texture Based Characterization of Urban Environments on Satellite SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(1): 153-159.
- [11] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A Practical Guide to Support Vector Classification[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/>.
- [12] Marceau D J, Howarth P J, Dubois J M, *et al.* Evaluation of the Gray-level Co-occurrence Matrix Method for Land-cover Classification Using SPOT Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(4): 513-519.

Study on Extracting of Loquat Information Using SVM and Gray-level Co-occurrence Matrix from QuickBird Image

FU Wen-jie¹, LIN Ming-sen²

(1. Putian University, Putian 351100, China; 2. National Satellite Ocean Application Service, Beijing 100081, China)

Abstract: We take Dongzhen Reservoir district of Putian as an example and present a methodology of extracting loquat information using support vector machine-SVM and gray-level co-occurrence matrix from QuickBird image. Firstly, this paper calculating the textural measures using grey level co-occurrence matrix and determining the optimum parameters for textural information by principal component analysis. Then the support vector machine was applied to classify the remote sensing imagery of the study area. Comparing with the result which depends only on spectrum information, The total classification accuracy for the former method has risen to 86.67% from 71.33%. Kappa coefficient change from 0.6410 to 0.8293. The increase of classification accuracy of extracting loquat information indicates that it is an effective method to fuse spectral and textural information on high-resolution remote sensing classification.

Key words: Support Vector Machine; Grey level co-occurrence matrix; Remote sensing; Texture; Loquat