

## 研究简报

# 基于分形维数和 SVM 的新疆民间艺术图案分类

赵海英<sup>1,2</sup>, 冯月萍<sup>3</sup>, 彭宏<sup>1</sup>

(1. 新疆师范大学 数理学院, 乌鲁木齐 830054; 2. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083;  
3. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012)

**摘要:** 针对已有分类器存在的缺陷, 提出一种以分类错误率为标准选择组合特征的分类方法, 提高分类器的分类精度. 先提取图像的4种分形维数作为纹理特征, 再通过组合不同分形维数特征应用于支持向量机(SVM)进入样本训练阶段. 将分类错误率最低的特征组合作为分类器的特征向量, 应用于测试阶段的分类, 提高分类器的分类精度. 实验结果表明, 该方法具有较好的推广性, 为图像特征组合提取提供了新途径.

**关键词:** 分形维数; 新疆民间艺术图案; 支持向量机(SVM); 图案分类

**中图分类号:** TP394.1   **文献标志码:** A   **文章编号:** 1671-5489(2011)02-0299-05

## Content-Based Xinjiang Folk Art Patterns Classification Using Fractal Dimension and SVM

ZHAO Hai-ying<sup>1,2</sup>, FENG Yue-ping<sup>3</sup>, PENG Hong<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China;  
2. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;  
3. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** To elucidate how to optimize combination features and to design a classifier with high classification accuracy, a challenging problem, a method based on error rate of classification as standard to select combined feature was presented so as to raise the classification accuracy. First, four kinds of fractal dimensions are extracted as texture features. Then, various combination features are training samples of SVM. With combination feature with the lowest classification error rate as a vector to be applied to the classification, the classification accuracy of the classifier can be improved. A variety of patterns are generated by primitive gene and regenerative gene. The proposed method is simple and easy in operation that can be widely popularized. So it can lay the foundation for the combination of image features.

**Key words:** fractal dimension; Xinjiang folk art patterns; support vector machine (SVM); image classification

随着新疆各类纺织图案的推广应用, 每天都有大量的创新图案产生, 因此如何满足用户对特色图案快速而准确地分类已成为亟待解决的问题. 支持向量机(SVM)是一种建立在 VC 维和结构风险最小化原理上的基于统计学习理论的机器学习方法, 它把特征向量通过非线性变换映射到高维特征空间,

收稿日期: 2010-03-26.

**作者简介:** 赵海英(1972—), 女, 汉族, 博士研究生, 副教授, 从事图像处理、数字化艺术设计与非物质文化遗产保护和 CAD/CG 的研究, E-mail: zhaohaiying2008@gmail.com. 通讯作者: 冯月萍(1958—), 女, 汉族, 博士, 教授, 从事计算机图形图像处理的研究, E-mail: fengyp@jlu.edu.cn.

**基金项目:** 国家自然科学基金(批准号: 60863010)和新疆维吾尔自治区自然科学基金(批准号: 2010211a19).

在高维空间中构造出一个最优分类超平面<sup>[1]</sup>,使该方法具有很好的泛化能力,在解决小样本学习、模式分类<sup>[2]</sup>、图像检索<sup>[3]</sup>等问题中应用广泛. Foody 等<sup>[4]</sup>研究结果表明, SVM 的分类准确率高于判别分析和决策树. 因此, SVM 在应用中取得了较好效果,如人脸识别<sup>[5]</sup>、入侵检测<sup>[6]</sup>和故障诊断<sup>[7]</sup>等,但随着对 SVM 算法的进一步推广,发现该算法仍存在分类率不高、计算速度慢<sup>[8]</sup>等问题. Lee 等<sup>[9]</sup>提出一种减少 SVM 训练时间、加快训练速度的 RSVM 方法;文献[10]中提出在分类函数中不使用支持向量,而使用一个约简的向量集提高分类速度的方法,该方法取得了一定效果,但寻找约简向量集的过程要花费很大计算代价;文献[11]提出通过变换方式减少分类函数中的支持向量提高分类速度的 FCSVM 算法.

上述方法主要通过提出新的训练方式、减少支持向量维数、选择核函数及参数、优化分类器设计等提高分类准确率. 本文针对上述问题,采用组合特征方法,通过选取分类错误率最低的特征组合设计分类器,应用于新疆民间艺术图案分类,实验结果表明,优选特征组合可以改进支持向量机的分类精度.

## 1 特征提取

考虑到新疆民间艺术图案库中有大量历史遗留图案,部分图案已经褪去色泽,因此以纹理为特征进行提取. 分形维数(D)与人们所感知的纹理粗糙程度有较强的相关性,分形维数越大,其对应的图像纹理越粗糙,反之,图像表面越光滑,分形维数越小. 由于分形维数的定义公式很难编程求解,因此,在各学科领域中应用较多的计算图像分形维数算法有差分灰度维(FD\_differgray)、分形布朗随机场模型法(FD\_brownmove)、差分盒子维法(FD\_differboxcount)、地毯覆盖法(FD\_carpetoverlay)等<sup>[12]</sup>. 本文选用4种分形维数,作为支持向量机的特征向量,以分类出错率为标准选择出具有较强表征纹理特征能力的分形维数,进而两两组合分形维数作为分类器的输入特征.

1.1 差分灰度维 把盒子维方法在二维平面中进行推广,即差分灰度法. 其原理是把平面的分割方格应用到小立方体. 令  $N(r)$  表示边长为  $r \times r \times r$  的包含所要估计图像区域的最少灰度级个数,在此可以把灰值图像假想为一个在三维空间中的分形曲面. 所要估计图像区域的分形维数  $D$  由式

$$N(r) \times r^D = c \quad (1)$$

确定,其中  $c$  为常数. 式(1)两边同时取对数有:

$$\log N(r) = -D \log r + \log c. \quad (2)$$

再用线性回归方法求出  $\log N(r)$  相对于  $\log r$  的斜率,即得该图像区域的分形维数——差分灰度维.

1.2 分形布朗随机场模型法 对于二维灰度值图像,  $f(x)$  是关于像元点  $X$  灰度等级的实值随机函数,若存在自相似函数  $H(0 < H < 1)$ ,使得分布函数  $F(t)$  是一个与  $X, \Delta X$  无关的分布函数,

$$F(t) = P_r \left\{ \frac{(f(x) + \Delta x) - f(x)}{|\Delta x|^H} \right\} < t, \quad (3)$$

其中  $f(x)$  称为分形布朗函数,则分形维数  $D$  可表示为  $D = 3 - H$ . 对分布函数  $F(t)$ ,当其满足均值为零的正态分布  $N(0, \sigma^2)$  时,可得

$$F(t) = \int_0^t \left( \frac{1}{2\pi\sigma} \right) \cdot \frac{es^2}{2\sigma} ds.$$

因此,式(3)可写成:

$$E[|f(x + \Delta x) - f(x)|] \cdot |\Delta x|^H = c, \quad (4)$$

其中:  $E$  为期望值;  $c$  为常数. 对式(4)两边取对数,根据最小二乘法可求出  $H$ ,从而求得  $D$ .

1.3 差分盒子维法 将  $M \times M$  大小的图像分割成  $s \times s$  的子块 ( $M/2 \geq s > 1$ ,  $s$  为整数),令  $r = s/m$ . 将图像假想为三维空间中的曲面,  $x, y$  表示平面位置,  $z$  轴表示灰度值.  $xy$  平面被分割成许多  $s \times s$  的网格. 在每个网格上,是一列  $s \times s \times s$  的盒子. 设图像灰度在第  $(i, j)$  网格中的最小值和最大值分别落在第  $k$  和第  $l$  个盒子中,则  $n_r(i, j) = l - k + 1$  是覆盖第  $(i, j)$  网格中的图像所需的盒子数,而覆盖整个图像所需的盒子数为  $N_r = \sum n_r(i, j)$ ,从而

$$D = \lim \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)}. \quad (5)$$

针对不同的  $r$ , 计算  $N_r$ , 再应用最小二乘法, 即可求得分形维数  $D$ .

1.4 地毯覆盖法 把灰度图像假想为一个在三维空间中的分形曲面. 所要估计图像区域的分形维数  $D$  由式

$$A(r) = F_r^{(2-D)} \quad (6)$$

确定, 其中:  $A(r)$  为分形曲面的表面积;  $r$  为度量时所使用的面积元尺度;  $D$  为分形维数;  $F$  是一常数.  $A(r)$  求法如下:

把三维空间中所有距离曲面表面为  $r$  的点, 用厚度为  $2r$  的毯子覆盖, 覆盖曲面上表面  $u_r$  和下表面  $b_r$ , 定义为:

$$u_0(i, j) = b_0(i, j) = g(i, j), \quad (7)$$

$$u_r(i, j) = \max\{u_{r-1}(i, j) + 1, \max_{|(m,n)-(i,j)| \leq 1} \{u_{r-1}(m, n)\}\}, \quad (8)$$

$$b_r(i, j) = \min\{b_{r-1}(i, j) + 1, \min_{|(m,n)-(i,j)| \leq 1} \{b_{r-1}(m, n)\}\}, \quad (9)$$

该毯子的体积为

$$v_r = \sum_{i,j} (u_r(i, j) - b_r(i, j));$$

曲面的表面积为  $A(r) = \frac{v_r - v_{r-1}}{2}$ .

对式(6)做直线的最小二乘拟合, 即可求得图像块的分形维数  $D$ .

## 2 特征组合的选取方法

设计 SVM 分类器并以分类错误率为标准选择组合特征. 建立一个超平面作为决策曲面, 使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化, 具有与样本多少无关的平均分类效果, 其中关键问题是确定最优分类函数.

2.1 非线性 SVM 的分类函数 根据 Mercer 定理<sup>[13]</sup>, 核函数  $K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)$  通过与其相连的变换隐含地把特征向量映射到高维特征空间, 使样本成为线性可分的. 而不同核函数和参数的 SVM 性能存在很大差异, 因此, 如何选择合适的参数是 SVM 应用和理论研究中的重要问题. 文献[14]采用具有不同核函数的 SVM 进行系统辨识, 径向基核函数(RBKF)比其他核函数的辨识效果更好, 且 RBKF 的参数选择也较容易, 当参数在有效范围内改变时, 空间复杂度变化较小, 易于实现. 因此, 本文选择 RBKF 作为 SVM 的核函数, 其形式为  $k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\sigma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2)$ .

选定核函数后, 最优分类函数为

$$f(\mathbf{x}) = \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* \mathbf{y}_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b}^*\right), \quad (10)$$

其中: 对于一个非线性系统分类的样本集  $D = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), \dots, (\mathbf{x}_l, \mathbf{y}_l)\}$ ,  $\mathbf{x}_i$  是输入向量; 相应的分类输出值  $\mathbf{y}_i \in R (i=1, 2, \dots, l)$  是训练数据的大小; 参数  $\sigma$  根据实验选择;  $\mathbf{b}^*$  为分类域值;  $\alpha_i^*$  是约束乘子.

2.2 基于组合特征的 SVM 分类器设计 由  $l$  个数据样本组成训练样本集合, 分类设计就是将  $l$  个数据样本组成的训练样本集合分成两类. 用数学语言把分类问题描述如下: 根据给定的训练数据样本集合, 寻找多维  $R$  空间上的一个判别函数, 根据判别函数推断任一输入  $\mathbf{x}$  (组合特征) 相对应的  $\mathbf{y}$  值(类别). 因此, 分类问题实质上就是寻找把多维  $R$  空间上的点分成两部分的规则函数. 设计过程如下:

1) 设有两类非线性可分的数据样本集合;

2) 选定径向基函数作为核函数;

3) 对不同特征进行组合;

4) 求解最优判别函数, 并将判别函数进行归一化, 使两类所有样本都满足  $f(\mathbf{x}) \geq 1$ , 此时离分类面最近样本的  $f(\mathbf{x}) = 1$ ;

5) 比较不同组合特征的分类错误率. 选取最优组合特征进行分类器设计, 如图 1 所示.



图1 分类器的设计

Fig.1 Classifier design

### 3 实验仿真与分析

组合特征的选择和分类器的设计是决定分类效果优劣的两个关键因素. 在训练中先分别求取图案的4个不同分形维数作为初始特征, 然后进行不同特征组合, 以分类错误率为标准选择最优组合特征.

3.1 分类器的训练 SVM 软件 BSVM 2.06 支持多种核函数及参数设置的分类模式. 不同核函数及其参数选择对 SVM 的分类精度有一定影响, 本实验也尝试选择线性、多项式、径向基和 Sigmoid 核函数作为分类核函数, 实验结果证实径向基核函数的分类精度较高, Sigmoid 核函数效果最差. 因此, 本文选用径向基核函数进行分类测试. 再对径向基核函数的惩罚参数  $C$  和  $\sigma$  进行精度测试, 利用低频通道的特征向量分类时, 发现惩罚参数  $C=100$ ,  $\sigma=0.015$  时达到最高的平均分类准确度 66.80%; 而利用高频通道的特征向量分类时, 惩罚参数  $C=1000$ ,  $\sigma=0.02$  时, 最高平均准确度达到 87.60%.

3.2 分类样本 在实验中, 选择民间艺术图案 250 幅, 从 Brodatz 图像数据库中选择 250 幅不同纹理图像作为实验数据, 图像大小为  $(256 \sim 384) \times 256$ , 构建了包含 2 类 500 幅纹理图像组成的实验数据集.

3.3 组合特征 将差分灰度维、分形布朗随机场模型法、差分盒子维法、地毯覆盖法 4 种分形维数两两组合共 6 种组合用于分类, 比较组合特征的分类错误率.

3.4 实验结果分析 实验表明:

1) 特征选择的任务是从一组数量为  $N$  的特征中选择出数量为  $n(N > n)$  的一组最优特征组合, 关键问题是找出最优的一组特征. 通过 4 种分形维数两两组合的实验发现, 差分盒子维法和分形布朗随机场模型法的组合最优, 在测试集上的分类错误率为 5.333 3% (即分类正确率为 94.666 67%), 其余均小于该值. 表明组合较少的较优特征也会获得较优的分类效果.

2) 由于不同特征的组合, 不是简单的线性关系, 所以通过支持向量机进行特征组合选择动态调整, 可以减少出错率, 获得较优性能的分类器, 同时说明了用少数几个特征进行分类器的设计, 可以在样本不多的条件下改善分类器的总体性能, 进一步证实特征选择的价值.

3) 进一步将优化组合的特征与常用特征<sup>[15]</sup> 进行分类比较, 为具有可比性, 采用相同数据样本在支持向量机上进行分类, 实验结果表明: 特征组合的分类出错率比常用的共生矩阵平均降低了 14.535%, 如图 2 所示.

综上所述, 通过组合纹理特征作为 SVM 的分类依据具有不同的分类效果, 通过组合特征设计的 SVM 分类器可以满足新疆民间艺术图案的分类. 但图像特征的选取, 要依据不变性原则, 特征包含的信息过多或过少都会影响正确分类; 通过学习自动建立图像类的模型, 在一定程度上缓解了基于内容的图像特征难提取问题.

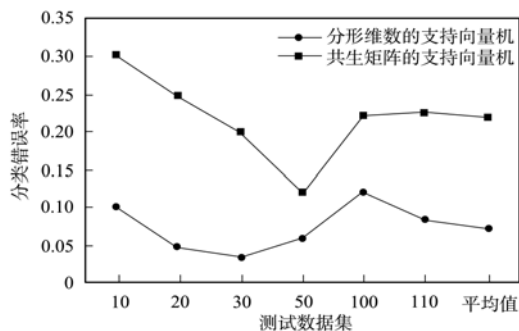


图2 基于两种分类特征的性能比较

Fig.2 Feature-based performance comparison

### 参 考 文 献

- [1] Webb A R. Statistical Pattern Recognition [M]. 2nd ed. Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd, 2004: 106-111.
- [2] Osune E, Freund R, Girosi F. Support Vector Machines: Training and Applications [R]. Cambridge: Massachusetts

- Institute of Technology, 1997: 28-30.
- [ 3 ] FU Yan, WANG Yao-wei, WANG Wei-qiang, et al. Content-Based Natural Image Classification and Retrieval Using SVM [J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(10): 1261-1265. (付岩, 王耀威, 王伟强, 等. SVM用于基于内容的自然图像分类和检索 [J]. 计算机学报, 2003, 26(10): 1261-1265.)
- [ 4 ] Foody G M, Mathur A. A Relative Evaluation of Multiclass Image Classification by Support Vector Machines [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1335-1343.
- [ 5 ] CUI Guo-qin, GAO Wen. Face Recognition Based on Two-Layer Generated Virtual Data for SVM [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(3): 368-375. (崔国勤, 高文. 基于双层虚拟视图和支持向量的人脸识别方法 [J]. 计算机学报, 2005, 28(3): 368-375.)
- [ 6 ] LI Kun-lun, HUANG Hou-kuan, TIAN Sheng-feng, et al. Fuzzy Multi-class Support Vector Machine and Application in Intrusion Detection [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(2): 274-280. (李昆仑, 黄厚宽, 田盛丰, 等. 模糊多类支持向量机及其在入侵检测中的应用 [J]. 计算机学报, 2005, 28(2): 274-280.)
- [ 7 ] LIU Xin-min, LIU Guan-jun, QIU Jing. Hybrid HMM and SVM Approach for Fault Diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(1): 45-48. (柳新民, 刘冠军, 邱静. 基于HMM-SVM的故障诊断模型及应用 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(1): 45-48.)
- [ 8 ] Vapnik V N. 统计学习理论的本质 [M]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版, 2000.
- [ 9 ] Lee Y J, Mangasarian O L. RSVM: Reduced Support Vector Machines [R]. Wisconsin: Data Mining Institute, Computer Sciences Department, University of Wisconsin, 2000.
- [ 10 ] Yang M H, Ahuja N. A Geometric Approach to Train Support Vector Machines [C]//Proceeding of CVPR 2000. Hilton Head Island: IEEE Press, 2000: 430-437.
- [ 11 ] CAO Chun-hong, ZHANG Bin, LI Xiao-lin. Medical Image Classification Technology Based on Fuzzy Support Vector Machine [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2007, 37(3): 630-633. (曹春红, 张斌, 李小琳. 基于模糊支持向量机的医学图像分类技术 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2007, 37(3): 630-633.)
- [ 12 ] ZHAO Hai-ying, XU Dan, PENG Hong. An Image Retrieval Based on Combined Features [J]. Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition, 2007, 29(4): 349-354. (赵海英, 徐丹, 彭宏. 基于综合特征的图像检索 [J]. 云南大学学报: 自然科学版, 2007, 29(4): 349-354.)
- [ 13 ] Mercer J. Function of Positive and Negative Type and Their Connection with the Theory of Integral Equations Philos [J]. Trans Roy Soc London, 1909, 209A: 415-446.
- [ 14 ] RONG Hai-na, ZHANG Ge-xiang, JIN Wei-dong. Selection of Kernel Functions and Parameters for Support Vector Machines in System Identification [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(11): 3204-3208. (荣海娜, 张葛祥, 金炜东. 系统辨识中支持向量机核函数及其参数的研究 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(11): 3204-3208.)
- [ 15 ] ZHAO Hai-ying, FENG Yue-ping, WEI Shu-qiang, et al. Texture Feature Extraction of Xinjiang Folk Art Patterns Based on Varying Parameters of GLCM [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2010, 40(5): 1345-1349. (赵海英, 冯月萍, 魏述强, 等. 用变参数灰度共生矩阵提取新疆民间艺术图案纹理特征 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2010, 40(5): 1345-1349.)