

# 一种传统中国书画图像的二分类方法

潘卫国 鲍泓 何宁

(北京联合大学信息服务工程重点实验室 北京 100101)

**摘要** 传统的中国画和书法是我国的艺术瑰宝。随着数字技术的迅速发展,越来越多的传统中国书画作品被数字化,如何快速有效地检索这些数字图像已成为一个热门的研究课题。如果能够准确地将中国画和书法图像首先进行二分类,将为中国书画图像的进一步检索和分类打下坚实的基础。提出了一种基于主体颜色特征的中国传统书画图像的二分类方法。该算法首先对书画图像中的留白区域进行检测,然后将其去掉,因为历史悠久,这些留白区域含有过多的噪声;其次,从处理后的书画图像中提取灰度特征作为二分类的基础;最后,利用这些特征训练分类器,并使用训练好的分类器对中国画和书法图像进行二分类。实验结果表明,该算法达到了比较理想的中国书画图像二分类结果。

**关键词** 中国画图像,中国书法图像,支持向量机,分类

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A

## Novel Binary Classification Method for Traditional Chinese Paintings and Calligraphy Images

PAN Wei-guo BAO Hong HE Ning

(Information College of Beijing Union University, Beijing 100101, China)

**Abstract** Traditional Chinese painting (TCP) and calligraphy is unique forms of art. With the rapid development of digital technology, more and more TCP and Calligraphy works are digitized. How to effectively retrieve these images becomes a hot topic. If we first classify the TCP and Calligraphy images, this will be a solid foundation for retrieving those images. We proposed an improved classification method of those images. 'Liubai' area was detected firstly, and removed it from the images, because these regions contain noise information which will make the classification results inaccurate. The second step was to extract feature from those images. At last, the features were used to training the Support Vector Machine (SVM) model. And the trained model was used to classifying the TCP and Calligraphy images. The classification result shows this method has better effect.

**Keywords** Chinese painting images, Chinese calligraphy images, SVM, Classification

## 1 引言

随着计算机技术及网络技术的迅速发展,存储和上网的成本不断下降,数字图像技术已成为一种流行的媒介传播形式。目前,很多学者的研究领域主要集中在对自然图像的分类上,很少有人涉及传统艺术数字图像研究领域,该领域是一个很有前景的研究领域。中国的书画图像可以追溯到六万年前的石器时代,是中国文化遗产的重要组成部分,它的创作理论和表达技巧备受全世界的高度关注。因此,如何有效地检索和浏览这些传统的艺术图像成为一个迫切需要解决的问题。然而,这个问题的第一步是如何将中国画和书法图像识别出来,以使研究人员可以在国画和书法图像各自的领域内再进一步地进行分类。

本文第 2 节介绍中国画和书法领域内的相关背景和研究现状;第 3 节介绍该算法的具体实施方法;第 4 节是算法的实验结果和分析。

## 2 背景介绍和研究现状

### 2.1 背景介绍

中国画是一种独特的艺术形式,艺术家们使用墨水和毛笔在宣纸上创造了引人注目的视觉效果,作为世界重要的文化遗产,中国传统画的理论、表达技巧备受世人关注。中国画和西方画的主要区别在于西方画重视背景而中国画则不是,中国画根据画家的创作风格可以分为很多类,比如从技法上分为工笔、写意、勾勒和设色。中国画又名水墨画,由此,墨的地位不言而喻,在国画领域中,早在唐代就有张彦远的“墨分五色”理论<sup>[1]</sup>。墨分五色,是指墨沉着质朴但又变化丰富的不同层次之间的对比造成的独特韵味,在绘画视觉效果上可以产生夺目的色彩感觉,表现浓厚而深邃;“墨”并不是只被看成一种黑色,墨色有“干、湿、浓、淡、黑”5 种。

中国书法是使用水墨和毛笔书写的一种独特的艺术形式,经过千年的演变主要有 5 种的书法字体:篆书、隶书、楷

到稿日期:2011-04-10 返修日期:2011-07-15 本文受国家自然科学基金(60972145,61070120),北京市属高等学校人才强教计划资助项目(PHR200907120)资助。

潘卫国(1984-),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理;鲍泓(1958-),男,教授,主要研究方向为分布式系统、数字图像处理, E-mail: xxtbaohong@buu.edu.cn(通信作者);何宁(1970-),女,副教授,主要研究方向为数字图像处理、计算机图形学。

书、草书和行书。如果说笔法是书法艺术创作中的筋骨,那么,墨法则应该是书法血肉之灵魂的体现,用墨是书法技法中的一个重要组成部分,历来为书家所重视。古人喜用浓墨,他们认为书法用墨讲究宜浓不宜淡,浓墨能使书凝重沉稳,神采外耀<sup>[1]</sup>。图1显示了这两种独特的艺术形式。

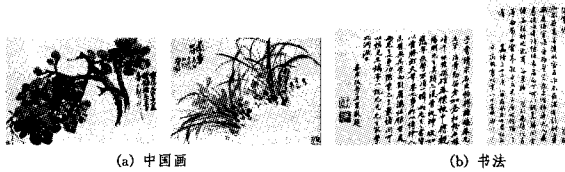


图1 中国画和书法图像

综上所述可以看出,中国古代的艺术家们对书画的用墨技巧是有一定特点的,国画的用墨层次感更强一些,而书法的用墨层次感相对较弱。基于此,首先从这个角度入手,对这两类图像提取特征进行分类,进而获得良好的二分类效果。

## 2.2 研究现状

很多学者在该领域研究中主要关注图像的检索、分类和语义自动标注,很少有人涉足到国画和书法图像这个领域内,因此提出的相应算法也很有限。目前关于中国画和书法图像的研究现状如下。

James. Wang<sup>[2]</sup>于2003年提出了一种基于小波变换的特征提取方法,其从书画图像中提取特征,然后使用2D多分辨率隐马尔可夫模型,提出了一种分类模型。这种方法是按作家进行分类的,分类结果为沈周、唐寅、张大千和其他画家4类。张丹青<sup>[3]</sup>于2004年提出了一种关于传统中国画的分类建模框架,并研究了现有的CBIR(Content Based Image Retrieval)系统是否可以用于传统国画领域,并为中国画的分类提出了一个可行的方法。蒋树强于2005年<sup>[4]</sup>提出了一种基于本体的艺术图像的检索框架;关晓辉<sup>[5]</sup>于2005年提出了一种基于统计Gabor特征的国画图像分类方法,其将国画分为了人物、山水和花鸟3大类。卢官明<sup>[6]</sup>于2008年提出了一种基于内容的国画分类和识别方法,该方法充分针对国画的视觉和纹理特征,并训练了4种类型的分类器来实现。梁晔等<sup>[7]</sup>于2010年提出了一种基于结构的中国画和书法图像分类方法,该方法针对中国画和书法图像布局的不同进行分类,但是,该分类方法的精确程度不够理想。

## 3 本文方法

该算法的主要依据是传统国画和书法图像中的用墨技法的不同,即书法家喜欢用重墨来书写书法,而画家在作画时用墨的特点是层次感比较强。本文主要抓住这个特点,对传统书画图像进行分类。由于历史久远,传统书画中的留白区域都有些泛黄等,这样就会给分类时带来噪声干扰,因此首先需从书画图像中去除掉留白区域。算法的总体流程图如图2所示。

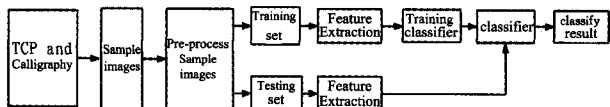


图2 算法流程图

### 3.1 预处理:去除留白

基于对传统中国画和书法图像特点的分析,在预处理阶段决定使用颜色和结构特征从这些图像中去除掉留白区域<sup>[8]</sup>。首先得到留白区域的颜色信息,然后再遍历整个图像

并根据先验的阈值逐个像素判断其是否属于留白区域,图3是这一过程的流程图。

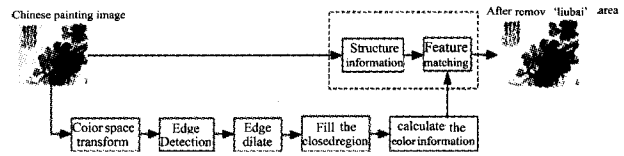


图3 预处理流程

在第一阶段,我们要检测到哪部分是留白区域,然后计算该区域内的颜色信息,以下的步骤描述了这一阶段的细节。

第一步读取图像并将图像由RGB颜色空间转到HSV空间(依照下述的式(1)一式(3)),这是因为HSV颜色空间与人类的视觉特性比较接近。

$$H = \begin{cases} \arccos \frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} & (B \leq G) \\ 2\pi - \arccos \frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} & (B > G) \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (2)$$

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (3)$$

第二步对书画图像的边缘进行检测,这一步使用Canny边缘检测算子进行边缘检测。

第三步对图像的边缘进行膨胀,并对闭合区域进行填充,经过这步后,书画图像的主体部分将几乎被全部检测到。

第四步是计算书画图像中留白区域的颜色信息,经过上述3步的处理,主体之外的部分就是所要检测的留白区域,记留白区域为 $I_B$ ,这样来计算书画图像颜色空间中3个通道信息值 $Ave\_H, Ave\_S$ 和 $Ave\_V$ 。

$$Ave\_H = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k h_k (h_k \in I_B) \quad (4)$$

$$Ave\_S = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k s_k (s_k \in I_B) \quad (5)$$

$$Ave\_V = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k v_k (v_k \in I_B) \quad (6)$$

式中, $h_k, s_k, v_k$ 分别表示HSV颜色空间中色彩、纯度和透明度的值。

第二个阶段的主要任务就是将检测到留白区域从书画图像中去除掉,同时也要考虑图像的结构信息不被破坏。

逐像素地遍历整幅图像,如果某个像素点的HSV颜色空间3通道的值与第一阶段检测到的3个值的差在一个阈值范围之内,依照式(7),说明这个像素点属于留白区域。同时,考虑书画图像的结构信息,对图像边缘上的点不予遍历。

$$i\_pex = \begin{cases} \text{white (the differcene of each} \\ \text{channel within the threshold)} \\ \text{unchange (otherwise)} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $i\_pex$ 表示图像中的像素点。

图4显示了国画和书法图像经过预处理后的效果。从图中可以看出,经过预处理后的图像留白区域都已去除掉。

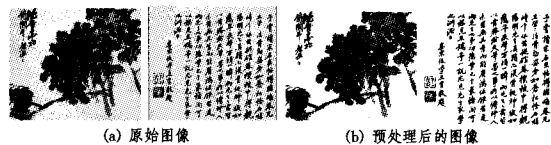


图4 预处理后的图像对比

### 3.2 特征提取

Shim 等<sup>[9]</sup>提出一种结合颜色直方图和边缘直方图的图像检索算法。图像直方图这一特征被广泛地应用在这个领域,本算法从提取图像灰度直方图入手,图像的灰度级数为 256,为了去除掉图像的大小对图像的特征的影响,我们可以得到在灰度直方图中每个 bin 的像素总数  $Total$ ,依照式(8)从图像中提取特征。

$$Total\_bin = \frac{Total}{Wide \times High} \quad (8)$$

式中, $Wide$  和  $high$  表示图像的宽和高。

图 5 显示了从书画图像中提取出的特征,同时也显示了经过预处理后的书画图像,使得书画图像的用墨特点更加突出。

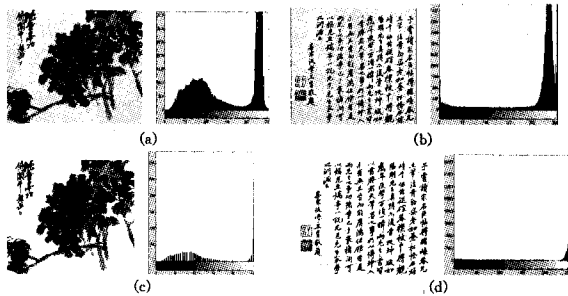


图 5 从书画图像中提取特征的对比

从图中可以清晰地看出中国画和书法图像的区别,这和之前所述的传统中国书画的用墨特点是一致的,重墨经常使用在书法作品中,而中国画中的用墨会有比较多的层次感。

### 4 实验结果与分析

本算法是在 matlab 环境下实现的,计算机的硬件配置为 Core2 CPU 1.86GHz 和 1.5G 内存。实验中所使用的书画图像是通过扫描中国绘画全集和中国书法全集得到的,共扫描了 5000 幅从唐宋时期到明清时期的图像。本文中支持向量机(SVM, Support Vector Machine)的分类器对书画图像进行分类;分类器有很多种(从决策树到神经网络),具体使用哪个分类器有很多的选择,选择 SVM 是因为 SVM 具有很强的学习能力和泛化能力,在分类、时间预测、密度估计等领域应用广泛,同时,支持向量机在解决小样本、高维数、非线性、局部极小值等问题中表现出许多特有的优势<sup>[10,11]</sup>。其主要目标是寻找线性可分情况下的最优分类超平面。

选择训练样本和测试样本遵照以下步骤:首先从上述方法得到的图像库中随机选择 240 幅中国画图像和 240 幅书法图像,从选出的国画图像中随机选出 120 幅作为训练样本,剩下的 120 幅图像作为测试样本,对书法图像的选择也遵照以上步骤。在训练分类器时我们定义,0 代表国画图像,1 代表书法图像,表 1 显示了样本集的组成。

表 1 样本的组成

训练集	书法图像	120
	国画图像	120
测试集	书法图像	120
	国画图像	120

上述所有的样本集都是经过去留白这一步处理后的图像,然后再从训练集中提取样本图像的特征来训练 SVM 分类器最后使用训练好的分类器对测试样本进行分类。表 2 为上述样本的分类结果。

表 2 分类结果

测试集	书法图像	120 成功识别
	国画图像	118 成功识别

分类的结果用式(9)来衡量。

$$P = \frac{N\_R}{N\_Total} \quad (9)$$

式中, $N\_R$  表示被成功识别出来的图像的数目, $N\_Total$  表示所有测试集中图像的数目, $P$  的值介于 0~1,越大说明分类的结果越好,本文的分类结果  $P$  的值为

$$P = \frac{N\_R}{N\_Total} = \frac{238}{240} = 0.992$$

从上述的分类结果可以看出,提出的算法将中国传统书画图像分成国画图像和书法图像两类的结果很理想。这主要是因为本算法首先去除了书画图像中的留白区域,减少了噪声的干扰;其次是抓住了中国传统书画图像的创作特点——重墨经常使用在书法作品中,而中国画中的用墨会有比较多的层次感。

**结束语** 越来越多的先进的图像处理技术开始应用在传统艺术画图像领域,但是还没有人提出相关的算法将国画图像和书法图像这两种类型的艺术图像二分类。提出了一种改进的书画图像分类方法,本算法的主要思想来源于国画和书法领域作家用墨不同的特点,然后从国画和书法图像中提取灰度特征,最后使用提取出来的特征训练 SVM 分类器,并使用训练好的分类器对书画图像进行分类。从分类结果上可以看出,本算法对于国画和书法图像的二分类比较理想。本算法的提出为将来的主要研究工作,即集中在国画和书法各自的领域实现各自的细分类奠定了基础。

### 参考文献

- [1] 张蕾. 浅说书家用墨[J]. 大众文艺, 2008
- [2] Li Jia, Wang J. Studying digital imagery of ancient paintings by Mixtures of stochastic models [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2003, 13(3): 340-353
- [3] Zhang Dan-qing, Pham B, Li Yue-feng. Modeling traditional Chinese paintings for content-based image classification and retrieval [C] // Proceedings of the 10th International Multimedia Modeling Conference. Brisbane; IEEE Computer Society, 2004; 134-137
- [4] Jiang Shu-qiang, Huang Qing-ming, et al. Visual Ontology Construction for Digitized Art Image Retrieval [J]. Journal of Computing Science and Technology, 2005, 20(6): 855-860
- [5] Guan Xiao-hui, Pan Gang, Wu Zhao-hui. Automatic Categorization of Traditional Chinese Painting Images with Statistical Gabor Feature and Color Feature [C] // Proceeding of the International Conference on Computational Science. Atlanta; Springer Berlin/Heidelberg, 2005; 743-750
- [6] Lu Guan-ming, Gao Zhong, Qin Dan-ni, et al. Content-based Identifying and classifying Traditional Chinese Painting Images [C] // Proceeding of the 1st International Congress on Image

and Signal Processing. Sanya, Hainan; IEEE Computer Society, 2008; 570-574

- [7] Liang Ye, Bao Hong, Liu Hong-zhe. A Simple Method for Classification of Traditional Chinese Painting and Calligraphy Images[C]//Proceeding of the International Conference on Educational and Information Technology. Chongqing; IEEE Computer Society, 2010; 340-344
- [8] Pan Wei-guo, Bao Hong, He Ning. A Novel Algorithm for Removing 'liuba' Area in Traditional Chinese Painting Images[C]//

Proceeding of the International Conference on Multimedia Technology. HangZhou; IEEE Computer Society, 2011; 2865-2868

- [9] Shim S-O, Choi T-S. Edge Color Histogram for Image Retrieval [C]//Proceeding of the International Conference on Image Processing. New York; IEEE Computer Society, 2002; 957-960
- [10] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York, Springer, 1995; 253-254
- [11] Burges B. Tutorial on Support Vector Machine for Pattern Recognition[M]. Boston, Kluwer, 1998; 16-17

(上接第 248 页)

从图 3 可以看出, Kapur 方法对 3 幅图像的分割结果都没有 Ostu 方法和本文方法分割的结果好。Ostu 方法分原图为 3 类时(如图 3(b)所示),把远处的一些山峰和天空分为 1 类,而本文方法很好地把天空、近处的山峰和远处的山峰分为 3 类(如图 3(c)所示)。另外, Ostu 方法分原图为 5 类时(如图 3(h)所示)把较近处的一些山峰错分到另一类,而本文方法准确地分为 1 类,如图 3(i)所示。至于分为 4 类和 6 类两种情况,从视觉上看很难评价这两种算法分割结果的优劣。

## 5 计算复杂性分析

本文算法的时间计算量可分为两部分:第一部分是构建基于灰度级的对称权值矩阵  $S$  需要的计算时间;第二部分是 Dcut 算法的计算时间。计算矩阵  $H$  的时间复杂度为  $O(L^2)$ , 计算矩阵  $S$  的时间复杂度为  $O(L^2)$ , Dcut 计算  $L^{-1}A$  的时间复杂度是  $O(L^3)$ , 因此本文算法的时间复杂度是  $O(L^3)$ , 远小于基于像素级的 Dcut 进行图像分割的时间复杂度  $O(N^3)$ , 也小于 Tao<sup>[5]</sup> 提出算法的时间复杂度。对于分割尺度为  $512 \times 512$  的图像, Tao<sup>[5]</sup> 提出的方法平均需要 29.8s( $r=8$ ), 本文方法只需要 0.62s, 而 Dcut 分割尺度为  $90 \times 90$  的图像需要 67.4s。Dcut 算法的空间复杂度为  $O(N^2)$ , 而本文方法和 Tao<sup>[5]</sup> 提出的方法的空间复杂度都为  $O(L^2)$ 。

**结束语** 基于谱聚类的图像分割方法把图像视为一个带权图, 像素看作图的节点, 构建节点权值矩阵, 采用求解特征系统的方法寻求图的最优解, 同时利用其相应的特征矢量对图中节点进行分类。这类方法效果虽然较好, 但是其时间和空间的计算复杂度大, 使得该方法在很多实时应用中很难使用<sup>[5]</sup>。本文提出的基于谱聚类的多阈值分割方法有效克服了这一计算瓶颈问题。将直方图中灰度值和对应的频数( $k, H(k)$ )视为一个节点, 构建基于灰度级的权值矩阵, 采用 Dcut 算法对直方图中的 bin 进行分类, 根据 bin 的分类结果对图像进行阈值分割。理论分析及实验结果均表明, 本文方法极大地缩减了算法所需的存储空间和计算时间。

## 参考文献

- [1] Chen W, Cao L, Qian J, et al. A 2-phase 2-D thresholding algorithm [J]. Digital Signal Processing, 2010, 20: 1637-1644

- [2] Huang D, Wang C. Optimal Multi-level Thresholding Using a Two-stage Ostu Optimization Approach[J]. Pattern Recognition letters, 2009, 30: 275-284
- [3] 岳峰, 左旺孟, 王宽全. 基于分解的灰度图像二维阈值选取算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 1022-1027
- [4] 范九伦, 雷博. 灰度图像的二维交叉熵直线型阈值分割法[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 476-480
- [5] Tao W, Jin H, Zhang Y. Image Thresholding Using Graph Cuts [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A, 2008, 38(5): 1181-1195
- [6] Wu Z, Leahy R. An Optimal Graph Theoretic Approach to Data Clustering: Theory and Its Application to Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1101-1113
- [7] Shi J, Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905
- [8] Wang S, Siskind J. Image Segmentation with Ratio Cut [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2003, 25(6): 675-690
- [9] Ding C, He X, Zha H, et al. A Min-Max Cut for Graph Partitioning and Data Clustering [C]//Proc. ICDM. 2001; 107-114
- [10] Chen W, Feng G, Jiang J, et al. Discriminant Cuts for Data Clustering and Analysis (in submitting)
- [11] Fowlkes C, Martin D, Malik J. The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark (BSD3) [OL]. www.cs.berkeley.edu/projects/vision/grouping/segbench/
- [12] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-165
- [13] Kittler J, Illingworth J. On threshold selection using clustering criteria [J]. IEEE Transactions on Systems, Man Cybern, 1985, 15(4): 652-655
- [14] Kapur J, Sahoo P, Wong A. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285
- [15] Ostu N. A threshold selection method from gray level histogram [J]. IEEE Transactions on Systems, Man Cybern, 1979, 9(1): 62-66