

基于小波变换的国画特征提取及分类

盛家川

(天津财经大学理工学院 天津 300200)

摘要 像素域内利用图像处理技术对图像进行特征提取得到广泛研究。为了在新的信号域内找到更好的图像特征表示方法,提出在小波域内利用不同分辨率及频带的图像结构所展现的艺术风格的不同表现形式来获得国画艺术深度信息的方法。该方法利用三层小波变换提取图像的纹理特征,并采用 3 种不同的分类器决策树、BP 神经网络和支持向量机,对不同画家的风格进行学习,以完成自动分类。实验结果表明,该算法能有效提取图像纹理特征,实现国画的自动分类。

关键词 小波变换,国画,支持向量机

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A

Automatic Categorization of Traditional Chinese Paintings Based on Wavelet Transform

SHENG Jia-chuan

(School of Sciences & Technology, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300200, China)

Abstract Image processing based feature extraction is widely studied in pixel domain. In order to find a better method of image feature representation in the new signal domain, a number of new artistic features were proposed to exploit the advantage of decomposition from the input art works and characterize the artistic styles across different sub-bands in wavelet domain. In order to achieve automatic categorization, 3-layer wavelet transform was employed for the extraction of images' texture features. Moreover, three different classifiers were compared and used to learn different artistic style. Experimental results show that the algorithm can effectively extract image texture features and achieve high accuracy of classification.

Keywords Wavelet transform, Traditional Chinese paintings, Support vector machine (SVM)

近年来,像素域内利用图像处理技术对图像进行特征提取得到广泛研究,Johnson 等^[1]基于荷兰 Van Gogh 和 Krol-ler-Muller 博物馆的一组 101 高分辨率灰度扫描画数据,综述了分析和鉴定艺术家画作的方法,其中包括笔触鉴定方法。小波技术作为信号处理的一种有效工具得到迅速发展,在很多领域都表现出很好的应用价值^[2-5],为数字图像处理提供了更加有力的工具。为了在新的信号域内找到更好的图像特征表示方法,本文提出在小波域内利用不同分辨率及频带的图像结构所展现艺术风格的不同表现形式来获得国画艺术深度信息的方法。利用机器学习的方法完成自动分类并输出国画分类结果。

1 Haar 小波

Haar 小波是小波分析中最早用到的一个正交小波函数,由于计算简单,常常用于图像分析^[6]。A. Haar 于 1990 年提出一种正交函数系,定义如下:

$$\psi_x = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

这是一种最简单的正交小波,即:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) \psi(x-n) dx = 0 \quad n = \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2)$$

其中, $\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

2 小波域内国画艺术风格纹理特征提取

纹理特征提取的目的是获得每一个像素点的一个能够用于区分不同纹理模式类的特征向量。本文提出利用小波变换对水墨画按不同频段的分解,来揭示各画家的艺术风格在不同层面上的纹理表现特征。利用小波变换将一幅国画分解为不同尺度分量的线性运算,具体实现是通过国画图像信号与尺度变化的滤波器卷积来完成的。如果函数 $\phi(x) \in L^2(R)$ 并满足: $\int_{-\infty}^{\infty} \phi(x) dx = 0$, 则这个函数就可以是一个基本小波。对基本小波进行平移、伸缩生成的函数族:

$$\{\phi(x)\} = a^{-1/2} \phi\left(\frac{x-b}{a}\right), (b, a \in R) \quad (3)$$

构成一组小波基,其中 a 是尺度参数, b 是位置参数,则一幅国画图像信号 $f(x)$ 在尺度 $a \in R^+, a \neq 0$, 位置 $b \in R^+$ 上的连

到稿日期:2012-11-25 返修日期:2013-05-03 本文受国家自然科学基金(61003201),天津财经大学启动项目(Q1104),天津市高校科技发展基金项目(20080816,20090809),天津市科技型中小企业创新计划项目(09ZXCXGX06200)资助。

盛家川(1982-),女,博士,讲师,主要研究方向为多媒体处理、机器学习,E-mail:jc_sheng@163.com。

续小波变换定义为:

$$(W\phi f)_{(b,a)} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\phi_{b,a} dx = a^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \phi\left(\frac{b-x}{a}\right) dx$$

$$= \langle f(x), \phi_{b,a}(x) \rangle \quad (4)$$

其中 \langle, \rangle 表示内积。

对一幅国画进行小波变换,就是将该国画按某一小波函数簇展开,即将国画表示为一系列不同尺度和不同移的小波函数的线性组合,其中每一项的系数为小波系数,而同一尺度下所有不同移的小波函数的线性组合为这幅国画在该尺度下的小波分量。根据视觉的方向敏感特性,编码前需要将国画分解成近似分量、水平方向分量、垂直方向分量和对角方向分量^[7]。

小波分解结果反映不同方向上的频率变化,也就反映了图像的纹理特征。一方面,越多层次的小波变换越能够挖掘出图像底层的信息;但另一方面,过多层次的分解会导致过于追求细节而缺乏对图像整体信息的把握,从而对图像的艺术风格分析造成负面的影响;此外,过多层次的小波分解会增加系统的计算量,延长图像处理的时间。因此,本文采用三层小波分解以达到最优化的平衡^[8-10]。首先,对灰度图像进行一层小波变换处理,将图像分成4个频带:LL(近似分量),LH(水平分量),HL(垂直分量),HH(对角分量),如图1所示。LL频带包含原图像的低频部分,通过对LL频带递归小波变换,得到二层、三层小波变换的结果,如图2所示。从得到各级子频带的过程可知,图像数据的每一级小波分解总是将上一级分解得到的LL频带进一步划分为更精细的频带,其中HL频带是先将上级LL频带在水平方向低通滤波后,再经垂直方向高通滤波后得到的,因此HL带中包含了更多垂直方向的高频信息。相应地,在LH频带中则主要包含水平方向的高频信息,而HH频带主要包含对角方向的高频信息。

每个尺度的小波变换,都会得到该尺度下的小波分量,是图像数字化以后的小波系数,包括近似系数、水平系数、垂直系数和对角线系数。其中低频小波系数的平均绝对值代表该频带的特征,高频小波系数则代表着LH、HL、HH3个频带像素间的灰度差。



图1 一层小波分解



图2 三层小波分解

由于小波图像的各个高频带是图像同一个边缘、轮廓和纹理信息在不同方向、不同尺度和不同分辨率下由细到粗的描述,这些频带中对应边缘、轮廓的相对位置是相同的。以三级分解为例,各高频子带系数之间的对应关系如图3所示。

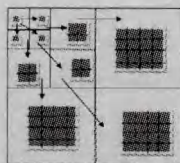


图3 三层小波变换过程图

本文以一个 64×64 的灰度图像为例,一层小波变换得到4个 32×32 的子频带(LL、HL、LH、HH),如图4所示。然后对LL频带递归地小波变换。三层变换后得到3个 16×16 的频带和4个 8×8 的频带,并且图像的行数和列数会随着变换次数增多而成倍地减小,如图5所示。由于国画的内容形式有限,不同的画家可能会画相似内容的作品,因此国画的特征提取应更多地考虑画家不同的作画风格而非内容信息。国画三层小波分解后的低频LL子带中最大程度地剔除了图像的内容信息,同时又保留了足够的信息用于艺术风格的分析。另一方面,由于小波变换后,灰度图像的能量主要集中在低频LL子带,高频子带所占的能量很少^[11],因此本文提取最低分辨率的LL子带近似系数作为图像的纹理特征。

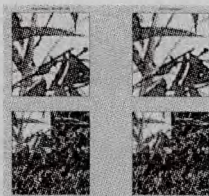


图4 一层小波变换

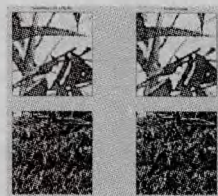


图5 三层小波变换

3 实验结果及分析

为了评估上文提出的算法,本文建立了从元朝至现代时期5位艺术家共200幅国画的分析和分类数据库,如表1所列。图6为数据库中随机抽取的5位画家的5幅画作,从左至右画作分别属于徐悲鸿、吴昌硕、黄公望、郑板桥和刘旦宅。将其中每位画家的20幅,共计100幅作品作为训练样本集,其余的100幅则作为测试样本集,在实验中训练样本集和测试样本集之间没有重叠部分。在本文中,用3种机器学习方法对训练样本进行风格特征学习,并对测试样本集的分类结果进行评测和比较。

表1 国画数据库

No.	艺术家	作品数量(幅)
1	徐悲鸿	40
2	吴昌硕	40
3	黄公望	40
4	郑板桥	40
5	刘旦宅	40

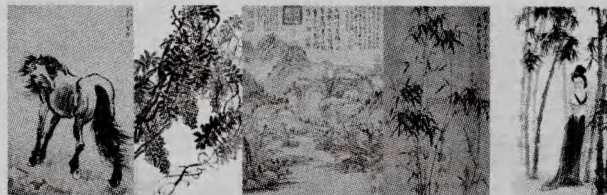


图6 数据库中随机抽取的五位画家的画作

受到文献^[12]的启发,本文采用查准率和查全率来评价算法的执行结果。假设某画家共有 N 幅画待识别,经分类,在分类结果中正确分入该画家 R_1 幅,错误分入该画家 R_2 幅,则查准率 ρ 和查全率 γ 定义如下:

$$\rho = \frac{R_1}{R_1 + R_2} \quad (5)$$

$$\gamma = \frac{R_1}{N} \quad (6)$$

本文采用同一算法不同分类器完成实验,并对得出的结果进行比较和分析,相应的实验结果见表2。

为给出较全面的实验结果,本文以两方面设计实验:第1个考虑的因素是参与分类的画家数量。在实验中给出了3个案例,分别从数据库中随机选择2位画家、4位画家和5位画家进行分类实验。第2个考虑的因素是不同分类器对画的笔画风格特征的描述是否有效。本文用不同的机器学习方法(包括决策树(C4.5)、BP神经网络(ANN)和支持向量机(SVM))对算法提取的国画特征进行学习、测试和实验。

表2 不同分类器的分类结果(查准率- ρ ,查全率- γ)

案例1						
ρ & γ (%)	C4.5		ANN		SVM	
	ρ	γ	ρ	γ	ρ	γ
黄公望	73.9	85	77.3	85	78.3	90
郑板桥	82.4	70	83.3	75	88.2	75
平均值	78.2	77.5	82.8	80	83.3	82.5

案例2						
ρ & γ (%)	C4.5		ANN		SVM	
	ρ	γ	ρ	γ	ρ	γ
徐悲鸿	73.7	70	69.6	80	81	85
吴昌硕	65.2	75	77.8	70	75	75
黄公望	84.2	80	84.2	80	85	85
郑板桥	63.2	60	65	65	68.4	65
平均值	71.6	71.3	74.1	73.8	77.3	77.5

案例3						
ρ & γ (%)	C4.5		ANN		SVM	
	ρ	γ	ρ	γ	ρ	γ
徐悲鸿	88.2	75	83.3	75	85	85
吴昌硕	72.2	65	72.2	65	81.3	65
黄公望	75	75	80	80	74.1	100
郑板桥	60.9	70	66.7	70	72.2	65
刘旦宅	63.6	70	65.2	75	63.2	60
平均值	72	71	73.5	73	75.1	75

表2中数据表明,艺术家的数量对分类结果没有显著影响。由表2可知,3个案例SVM分类器的平均查准率分别为83.3%、77.3%、75.1%,准确率并没有很大的降幅。类似的结论也可以从其他的案例中得到。实验结果说明,该算法能有效提取图像纹理特征,实现国画的自动分类,通过三层小波变换所提取出的纹理特征能够有效表征画家的艺术风格,得到较好的识别效果。另一方面,由表2可得,总体来说SVM识别结果优于ANN,且ANN识别结果优于C4.5。但针对个别画家的识别在案例1、案例2和案例3中也存在反例。

结束语 针对不同艺术风格国画的纹理差异问题,本文在小波域内提出一种利用三层小波变换提取图像艺术风格特征的算法。对灰度图像进行纹理特征提取,采用LL频带递归地进行小波变换,并利用各频段内的相互关联来选取近似参数并构成纹理特征。相比现有的工作,该算法具有在变换域内利用不同分辨率及频带的图像结构所展现的艺术风格的

不同表现形式来获得有关水墨画艺术深度信息的优点,从而能够有效地分类风格迥异的画家。本文通过机器学习的方法让计算机利用提取到的纹理特征对国画内的不同艺术风格进行分析与学习,以完成对国画的计算机自动分类,并对决策树、神经网络、支持向量机的不同机器学习方法所取得的分类结果进行了分析和比较。实验证明,通过三层小波变换所提取出的纹理特征能够有效表征画家的艺术风格,取得较好的分类结果,并且分类器SVM的分类结果优于C4.5和ANN。

参考文献

- [1] Johnson C R, Hendriks E, Berezhnoy I J, et al. Image processing for artist identification[J]. Signal Processing Magazine, 2008, 25(4): 37-48
- [2] Talbi M, Aicha A B, Salhi L, et al. Bionic wavelet based denoising using source separation[J]. International Journal of Computer Communications & Control, 2012, 7(3): 574-585
- [3] Nath S, Sinha P, Goswami S K. A wavelet based novel method for the detection of harmonic sources in power systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy System, 2012, 40(1): 54-61
- [4] Tian J, Chen L. Adaptive multi-focus image fusion using a wavelet-based statistical sharpness measure[J]. Signal Processing, 2012, 92(9): 2137-2146
- [5] Nadernejad E, Sharifzadeh S, Korhonen J. Improving performance of wavelet-based image de-noising algorithm using complex diffusion process[J]. Imaging Science Journal, 2012, 60(4): 208-218
- [6] 夏瑰, 鲁宏伟, 谢长生, 等. 基于改进的不变质心和小波域的鲁棒数字图像水印方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(4): 278-281
- [7] Shah V P, Younan N H, Durbha S S, et al. Feature identification via a combined ICA-wavelet method for image information mining[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(1): 18-22
- [8] Ye M, Routsos D. Wavelet-based color texture retrieval using the independent component color space[C]// 2008 15th IEEE International Conference on Image Processing. 2008: 165-168
- [9] Xu Q, Yang J, Din S-Y. Color texture analysis using the wavelet-based hidden Markov model[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 26(11): 1710-1719
- [10] Moghaddam H A, Khajoei T T, Rouhi A H, et al. Wavelet correlogram: A new approach for image indexing and retrieval[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2506-2518
- [11] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理(第3版)[M]. 阮秋琦, 阮宇智, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2011(5): 289-333
- [12] Konstantinidis K, Vonikakis V, Panitsidis G, et al. A center-surround histogram for content-based image retrieval[J]. Pattern Analysis and Application, 2011, 14(3): 251-260