

Classification of Landscape Painting Texturing Based on Gabor

Yufan Li, Hongyan Xing, Jingxuan Chen, Minzhi Yang

School of Applied Mathematics, Guangdong University of Technology, Guangzhou
Email: justin_yufan@163.com, 928hongy@163.com, 1054637410@qq.com, 593097322@qq.com

Received: Feb. 2nd, 2014; revised: Mar. 3rd, 2014; accepted: Mar. 12th, 2014

Copyright © 2014 by authors and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

Extracting the effective features for texture description and classification has always been the hot spot of the texture analysis. In this paper, according to different texture of traditional Chinese painting, we use a kind of Gabor filter technique to classify the painting. By texture feature extraction, first of all, we preprocess the traditional Chinese painting images with geometric normalization and light normalization, after that we process the group of the Gabor filter of high dimensional feature vectors by principal component analysis (PCA) for dimension reduction. Finally, support vector machine (SVM) method is employed for texture classification. The accuracy rate of this classification method can reach 95.5%.

Keywords

Texturing Classification; Gabor Filter; Principal Component Analysis; Support Vector Machine

基于Gabor理论的山水画皴法分类

黎宇帆, 邢鸿雁, 陈静旋, 杨敏之

广东工业大学应用数学学院, 广州
Email: justin_yufan@163.com, 928hongy@163.com, 1054637410@qq.com, 593097322@qq.com

收稿日期: 2014年2月2日; 修回日期: 2014年3月3日; 录用日期: 2014年3月12日

摘要

提取具有代表性的特征进行纹理描述和分类一直是纹理分析的热点。本文针对不同皴法的国画, 运用了

一种Gabor滤波器技术进行分类：通过纹理特征提取，利用几何归一化和光线归一化方法将国画图像进行预处理，再对Gabor滤波器组滤波后组成的高维特征矢量通过主成分分析(PCA)进行降维，最后采用支持向量机(SVM)方法进行纹理分类。这种分类方法的准确率可达95.5%。

关键词

皴法分类；Gabor滤波器；主成分分析；支持向量机

1. 引言

皴法是中国画技法之一，是画家在长期艺术实践中根据山川的地质地貌特征在生活逐步认识，积极寻找所获得的表现语言。它以宽狭、长短不同的点线表现山石结构和质感，是中国画所特有的一种表现形式。从国画中多种形式的皴法技巧可以得出，皴法是笔墨语言中具有相当研究价值的一种语言形式。虽然目前针对图像处理的算法多种多样，但是根据所选取的对象不同可分为从颜色、纹理和形状三个方面提取特征的方法，从皴法这个特定的纹理特征来进行图像分类的研究较少。此外，根据纹理的特性，纹理识别分类的方法一般可分为空间方法、结构方法和统计方法。到目前为止，针对纹理识别分类提出了许多方法，其区别表现在以下3个方面：使用的数据、特征提取方法和分类器。

因此，本文在已有的工作基础上，旨在通过分析山水画皴法及其程序化特征产生的特征来对中国画图像进行分类。本文研究了 Gabor 滤波器有效提取皴法图像的纹理特征的方法，以及如何优化求解基于 PCA (Principal Component Analysis, 主成分分析)的图像维数降维技术，最后对提取的纹理特征向量进行降维作为 SVM (Support Vector Machine, 支持向量机)分类器的输入参数。实验表明本文的方法得到准确率为 95.5%的分类效果。

2. 系统设计

基于 Gabor 特征提取国画的皴法特征，设计一个包括三个模块：预处理、特征提取和分类器的国画分类识别系统(图 1)。

3. 预处理

预处理在国画识别系统中是一个必要的环节，首要工作是图像分割以去除冗余和不相关的纹理信息。此外，由于 Gabor 滤波器本质依赖于图像灰度在空间上的分布，故需要将图像大小统一和图像亮度归一化，去除光线和光照强度的影响。具体做法是：一、经过尺度变换，得到统一大小的标准图像(几何归一化)；二、采用直方图均衡化来消除部分光线和光照强度的影响。如图 2 所示为龚贤《山水册》中的一幅点皴国画的预处理实例过程。

4. 国画的纹理特征提取

图像特征通常包括视觉特征和语义特征，是图像表示的基础。常用的视觉特征有颜色、纹理和形状。

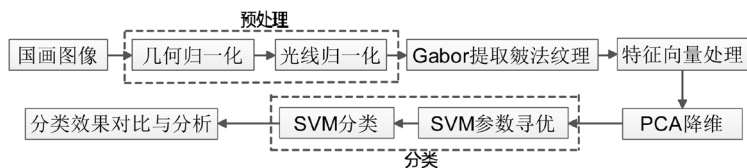


Figure 1. Structure chart
图 1. 结构框架图



Figure 2. Preprocessing an instance of the image

图 2. 预处理的实例图片

而皴法是属于纹理特征的，因此本文将从纹理方面入手，结合计算机知识提取山水画的皴法来分类。纹理提取方法也有单一的统计分析法演变发展到数种有价值的方法，这些方法总体上可分为 4 个大类(结构分析法、统计分析法、模型法和频域分析法)。其中最早最广泛应用的是统计学方法。纹理特征的本质是研究图像相邻像素点灰度的空间分布情况。本文采用 Gabor 小波提取纹理特征向量来进行分类。使用 Gabor 是基于以下这几个方面的考虑：

- 1) 就最小化空间域和频率域的联合二维不确定来讲，Gabor 小波是最优的。Gabor 小波表示了这样粗糙时，空间域采样范围应较大，频率域采样范围应较小。
- 2) Gabor 小波的方向和尺度可调[1]。
- 3) Gabor 滤波器可以被视为方向和尺度均可变化的边缘和直线(条纹)的检测器，且对于一个给定区域中微观特征的统计，通常可用来表示基本的纹理信息。

4.1. Gabor 小波

Gabor 小波的核函数定义如下：

$$\psi_{v,\mu}(z) = \frac{\|k_{v,\mu}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{v,\mu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} \left(e^{ik_{v,\mu}z} - e^{-\sigma^2/2} \right) \quad (4.1.1)$$

$$k_{v,\mu} = (k_v \cos \varphi_\mu, k_v \sin \varphi_\mu) \quad (4.1.2)$$

式中， φ_μ 和 k_v 分别定义了波向量 $k_{v,\mu}$ 的方向和尺度， $z = (x, y)$ ， $\|g\|$ 定义了向量范数。在式(4.1.1)中， $k_v = k_{\max}/f^v$ ， $\varphi_\mu = \pi\mu/8$ 。 f 为频率域中的采样步长，通常取 $f = \sqrt{2}$ 。 k_{\max} 对应最大的采样频率，取 $k_{\max} = \pi/2$ 。参数 σ 决定了高斯窗的宽度与波向量长度的比率，在本节中取 $\sigma = 2\pi$ 。图 3 显示了 Gabor 核函数的实部和虚部波形，结合式(4.1.1)可以看出 Gabor 核函数是一个被负正弦函数调制的高斯窗函数。

各种不同尺度和方向的 Gabor 核函数是自相似的，因为它们都可以通过对母函数中的波向量 $k_{v,\mu}$ 进行幅度和方向的变化得到。式(4.1.1)的第一部分决定了核函数的振荡波形；第二部分用来补偿直流分量的影响，当参数 σ 很大时， $e^{-\sigma^2/2} \approx 0$ ，此时就可以忽略直流分量的影响。在本文中，通常取 5 种不同的尺度和 8 种不同的方向，即 $v \in \{0, \dots, 4\}$ ， $\mu \in \{0, \dots, 7\}$ 。图 4 显示了在 5 种不同的尺度和 8 种方向下，取上述参数时，Gabor 小波的实部示意图。如图 4 所示，从某行可看出每个 Gabor 小波的方向是不同的。

4.2. 利用 Gabor 小波进行特征提取

用 $I(z) = I(x, y)$ 表示图像的灰度分布，则图像 I 与 Gabor 小波 $\psi_{v,\mu}$ 的卷积为[2]：

$$O_{v,\mu}(z) = I(z) \oplus \psi_{v,\mu}(z) \quad (4.2.1)$$

式中，符号 \oplus 表示二维卷积。一幅图像经过 40 个 Gabor 小波滤波后输出形成的集合为：

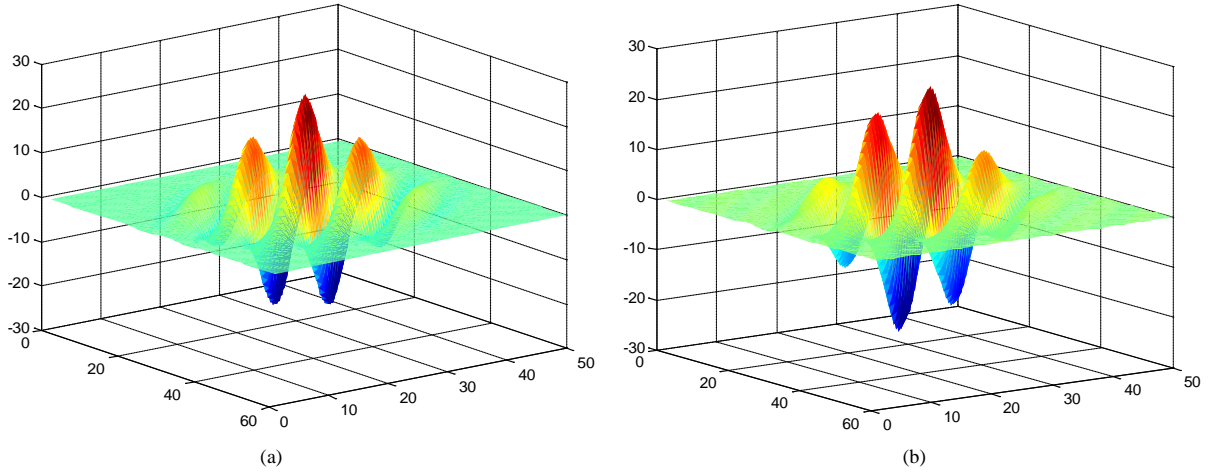


Figure 3. Diagram of the Gabor wavelet real component when $k_v = 0.7854$, $\varphi_\mu = 45^\circ$. (a) The waveform of Gabor kernel function real part; (b) The waveform of Gabor kernel function imaginary part

图 3. $k_v = 0.7854$, $\varphi_\mu = 45^\circ$ 时 Gabor 核函数波形。(a) Gabor 核函数实部波形; (b) Gabor 核函数虚部波形

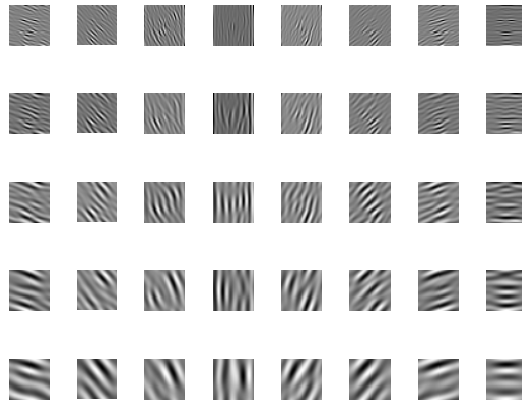


Figure 4. Diagram of the Gabor wavelet real component
图 4. Gabor 小波的实部示意图

$$S = \{O_{v,\mu}(z) : v \in \{0, \dots, 4\}, \mu \in \{0, \dots, 7\}\}$$

应用卷积定理，能够通过快速傅里叶变换计算 $O_{v,\mu}(z)$ ：

$$\tau\{O_{v,\mu}(z)\} = \tau\{I(z)\} \tau\{\psi_{v,\mu}(z)\} \tag{4.2.2}$$

$$O_{v,\mu}(z) = \tau^{-1}\{\tau\{I(z)\} \tau\{\psi_{v,\mu}(z)\}\} \tag{4.2.3}$$

式中，符号 τ 和 τ^{-1} 分别定义了 FFT (Fast Fourier Transform, 快速傅里叶变换) 和 IFFT (Inverse Fast Fourier Transform, 快速傅立叶反变换)。如图 5 所示为龚贤《山水册》中的一幅点皴国画 Gabor 纹理特征幅度。

5. 国画特征降维及分类

在经过 Gabor 滤波器之后，获得的是丰富、规范的纹理测量矢量，这是一个高维的 Gabor 特征矢量，按照上述方法得到的图像的 Gabor 特征维数是图像灰度维数的 40 倍，如本文中归一化后的图像大小是 128×128 元素，对其进行 Gabor 小波变换后的特征维数是 655,360 ($128 \times 128 \times 40$)，有理由进行降维处理[3]：1) Gabor 函数系是非正交的，滤波后的图像存在冗余信息；2) 从心理学上讲，人类的感知任务总

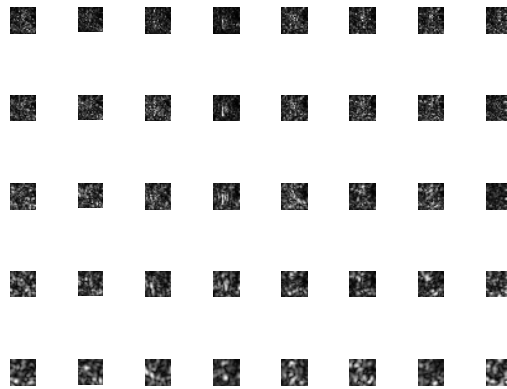


Figure 5. The traditional Chinese painting in the Gabor texture feature of image

图 5. 国画图像的 Gabor 纹理特征幅度

是倾向于在数据的低维空间中完成的；3) Edelman 等指出随着特征矢量维数的增加，训练所要求的样本数量会呈指数增长；4) 从计算量来说，有必要减少用于分类的特征矢量的维数。

支持向量机

1963 年, Vapnik 在解决模式识别问题时提出了支持向量方法, 这种方法从训练集中选择一组特征子集, 使得对特征子集的划分等价于对整个数据集的划分, 这组特征子集就被称为支持向量(SV)。SVM 考虑寻找一个满足分类要求的超平面, 并且使训练集中的点距离分类面尽可能地远, 也就是寻找一个分类面使它两侧的空白区域(margin)最大。SVM 在模式识别、回归函数估计、预测等大量应用中取得了良好的效果。

6. 实验结果与分析

实验所采用的数据是从网络收集的不同朝代国画样本, 并请国画专家对其鉴定归类, 其中线皴图像 56 幅, 面皴 43 幅, 点皴 51 幅。根据 SVM 分类的理论, 在三类中分别随机选取 40、24、41 幅作为训练样本集, 剩余的作为测试样本集。实验平台是 MATLAB2011b, 实验中所用的 SVM 分类算法都是基于 Chih-Jen Lin 和李洋等[4]开发的 LibSVM 这个 SVM 类库实现的。实验的评价准则以“分类准确率”为准。

6.1. 支持向量机参数寻优方法[5]

核函数作为 SVM 中可以调节的参数之一, 其参数的选择决定了支持向量机分类的类型和能力。Vapnik 等人在研究中发现, 对 SVM 性能起关键影响的因素是误差惩罚因子 C 和核函数参数 γ 。SVM 的性能随 C 的增加而提高, 当增加一定程度时性能变化不明显; 随着 γ 的变化, 错误率递减, 随后缓慢增大, 即可以通过找 (C, γ) 来选取最优参数组合使得最终的结果最优, 相应的此时的错误率最低。

本文给出了三种 SVM 参数选择方法, 网格搜索法、遗传搜索法和粒子群算法, 我们以 UCI 库中的 Sonar data 来评估这三种参数选择方法的适用性, 具体结果如表 1 所示。

从表中可以看出, 在对 Sonar 数据集进行核函数参数寻优时, 综合来说, 网格搜索法的准确率优于 GA 和 PSO 方法, 因此本文采用网格搜索法来进行 SVM 参数寻优[6]。

6.2. SVM 的分类结果

利用上述网格搜索算法进行实验, 发现当核函数的参数和惩罚参数的取值分别为 0.75786 和 0.14359

时 SVM 分类效果最好(如图 6 所示), 准确率为 95.55%, SVC 是 SVM 的一种类型, 部分分类结果的图像如图 7 所示。

Table 1. The accuracy comparison of different search methods of Sonar data sets
表 1. Sonar 数据集的不同搜索方法的准确率比较

搜索方法	训练量/测试量	c	g	准确率/%
网格搜索	149/59	10.7	0.213	84.746
	100/108	2.29	0.25	66.667
	120/88	2.297	0.757	72.72
GA	149/59	10.7	0.213	84.746
	100/108	2.979	0.1847	67.5926
	120/88	2.5034	0.518	70.45
PSO	149/59	55.27	1.212	71.1864
	100/108	51.4946	0.8168	69.44
	120/88	12.752	0.026	63.636

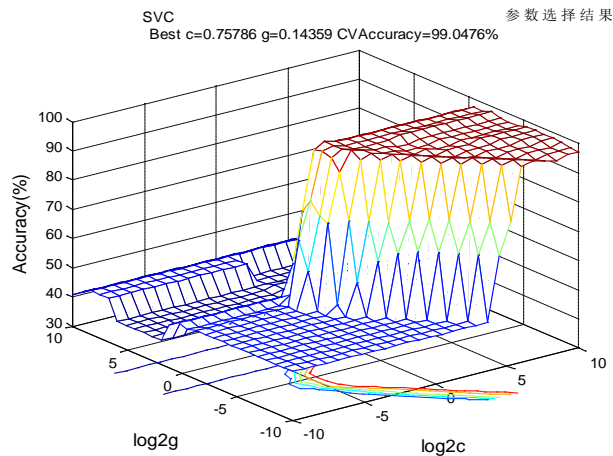


Figure 6. The results of SVC parameter selection (3D)
图 6. SVC 参数选择结果图(3D 视图)

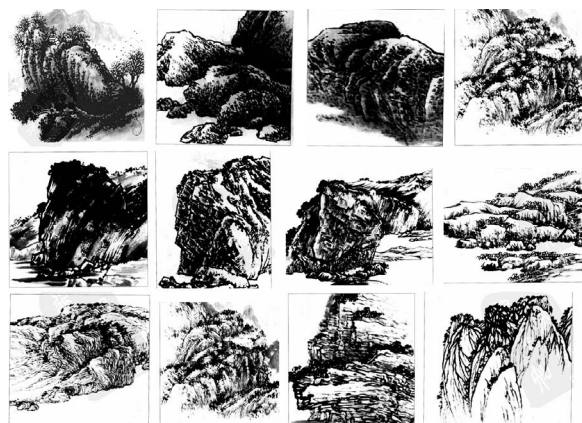


Figure 7. The classification results of the some texture of point, line and plane
图 7. 部分点、线、面皴法的分类结果

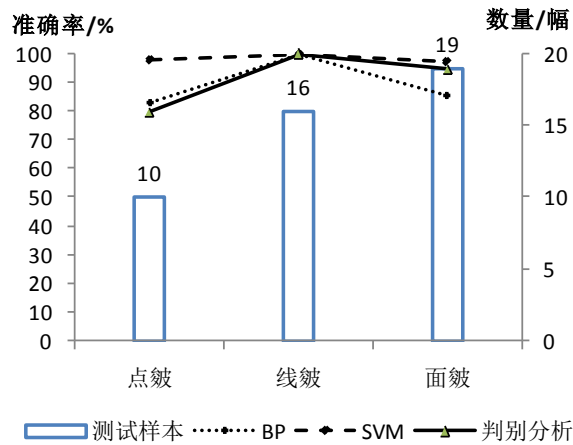


Figure 8. The classification contrast of SVM, BP neural network and discriminant analysis

图 8. SVM、BP 神经网络和判别分析分类效果对比

6.3. SVM、BP 神经网络和判别分析分类准确率对比

利用 SVM、BP 神经网络和判别分析作为分类器对三类皴法纹理进行分类，用剩余的国画图像作为测试集，检验判断的正确率。实验结果如图 8 所示。

从实验结果看，SVM 分类效果总体比 BP 神经网络和判别分析的方法要好，其准确率均接近于 100%，达到了 95.55% 的准确率。

7. 总结

本文给出了一个基于 Gabor 特征提取的国画皴法识别系统，引用了一种 Gabor 提取国画皴法的方法，并结合 PCA 进行特征量降维和使用 SVM 进行分类。从最终分类效果达到 95% 以上来看，其思想和方法取得较理想的效果。主要原因：1) 在分类国画皴法之前对其进行预处理，排除了其他因素的干扰，保证了图像的质量。2) 纹理提取方法选取得当，利用 Gabor 小波与大脑皮层的视觉感知细胞相关，有效地提取到代表山水画皴法的关键信息。3) PCA 降维可以大幅度降低特征维数，从而使计算量大幅降低。

参考文献 (References)

- [1] 朱希安, 曹林, 编著 (2012) 小波分析及其在数字图像处理中的应用. 电子工业出版社, 北京.
- [2] 邓洪波, 金连文 (2007) 一种基于局部 Gabor 滤波器组及 PCA + LDA 的人脸表情识别方法. *中国图象图形学报*, 2, 322-329.
- [3] 陈洋, 王润生 (2007) 结合 Gabor 滤波器和 ICA 技术的纹理分类方法. *电子学报*, 2, 299-303.
- [4] Chang, C.C. and Lin, C.J. (2011) LIBSVM: A library for support ectormachines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [5] 林升梁, 刘志 (2007) 基于 RBF 核函数的支持向量机参数选择. *浙江工业大学学报*, 2, 163-167.
- [6] 王健峰, 张磊, 陈国兴, 等 (2012) 基于改进的网格搜索法的 SVM 参数优化. *应用科技*, 3, 28-31.