

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 9
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年9月 第17卷 第9期(总第197期)

目次

图像处理和编码

- 自适应阈值 HMRF 模型超分辨率重建 朱虹, 刘薇, 姚杰, 欧阳光振, 刘小乾(1049)
- 亮度补偿变换矩阵的颜色恒常性算法 袁兴生, 王正志(1055)
- 小波变换和稀疏冗余表示的混合图像去噪 李慧斌, 刘峰(1061)
- 基于运动信息自适应的快速运动估计算法 李子印, 杨齐(1069)
- 融合纹理特征的两阶段聚类分割算法 王改华, 李德华(1075)
- 利用纹理和边缘特征的 Criminisi 改进算法 任澍, 唐向宏, 康佳伦(1085)

图像分析和识别

- 激光焊接对接拼缝测量的微景深方法 王平江, 黄雅婷, 齐江飞, 彭芳瑜, 李斌, 唐小琦(1092)
- 基于码本模型和多特征的早期烟雾检测 姜明新, 王洪玉, 蔡兴洋(1102)
- 结合局部特征和全局信息的自适应活动轮廓模型 朱晓舒, 孙权森, 夏德深(1109)
- 高斯颜色模型在瓷片图像分类中的应用 郑霞, 胡浩基, 周明全, 樊亚春(1115)
- 区域生长的轮对图像分割 史倩, 吴开华(1122)
- 图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类 谷瑞军, 陈圣磊, 陈耿, 汪加才(1128)

图像理解和计算机视觉

- 中介相似性量度的图像匹配 周宁宁, 吕文杰(1135)
- 自适应字典学习的多聚焦图像融合 严春满, 郭宝龙, 易盟(1144)
- 摄像机几何约束及人体定位 陶霖密, 于亚鹏, 邸慧军, 孙洛(1150)

虚拟现实与增强现实

针对层次式累进网格模型的动态评估与调整 王丹华, 卢威, 潘金贵(1158)

医学图像处理

结合形状与纹理特征的椎间盘退化辅助诊断..... 郝世杰, 蒋建国, 郭艳蓉, 詹曙, 李鸿(1168)

改进的核磁共振图像分割与偏移场恢复耦合模型

..... 王顺风, 冀晓娜, 张建伟, 陈允杰, 方林, 詹天明(1175)

遥感图像处理

光学遥感图像低可观测区域舰船检测 周伟, 关键, 何友(1181)

非下采样 Contourlet 变换与脉冲耦合神经网络相结合的 SAR 与多光谱图像融合

..... 金星, 李晖晖, 时丕丽(1188)

“计算机视觉前沿论坛”专栏征文通知 (1196)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996年创刊)

第17卷 第9期

2012年9月16日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京9718信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第0346号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京399信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers

and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 9 September 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Adaptive threshold HMRF model for super-resolution reconstruction
..... Zhu Hong, Liu Wei, Yao Jie, Ouyang Guangzhen, Liu Xiaoqian(1049)
- Color constancy algorithms with luminance-compensation transform matrix Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi(1055)
- Hybrid image denosing method based on wavelet transform as well as on a sparse and redundant representations model
..... Li Huibin, Liu Feng(1061)
- Fast motion estimation algorithm based on motion information adaptation Li Ziyin, Yang Qi(1069)
- Texture feature fusion-based two-stage clustering segmentation algorithm Wang Gaihua, Li Dehua(1075)
- Improved Criminisi algorithm with the texture and edge features Ren Shu, Tang Xianghong, Kang Jialun(1085)

Image Analysis and Recognition

- Seam measurement based on micro depth of field lens for laser welding
..... Wang Pingjiang, Huang Yating, Qi Jiangfei, Peng Fangyu, Li Bin, Tang Xiaoqi(1092)
- Early smoke detection based on codebook model and multiple features Jiang Mingxin, Wang Hongyu, Cai Xingyang(1102)
- Adaptive active contour model integrating global and local image fitting energy Zhu Xiaoshu, Sun Quansen, Xia Deshen(1109)
- Porcelain shard images classification based on Gaussian color model Zheng Xia, Hu Haoji, Zhou Mingquan, Fan Yachun(1115)
- Image segmentation for wheel set measurement based on region growing Shi Qian, Wu Kaihua(1122)
- Sliding window multi-label propagation clustering for searched images
..... Gu Ruijun, Chen Shenglei, Chen Geng, Wang Jiakai(1128)

Image Understanding and Computer Vision

- Image matching based on the medium similarity measure Zhou Ningning, Lv Wenjie(1135)
- Multi-focus image fusion using adaptive dictionary learning method Yan Chunman, Guo Baolong, Yi Meng(1144)
- Geometric constraints of locating cameras and people Tao Linmi, Yu Yapeng, Di Huijun, Sun Luo(1150)

Virtual Reality and Augmented Reality

- Dynamic evaluation and modification methods against aggressive mesh hierarchy models
..... Wang Danhua, Lu Wei, Pan Jingui(1158)

Medical Image Processing

- Computer aided diagnosis on intervertebral disc degeneration with shape and texture features
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu, Li Hong(1168)
- Improved coupled model for MR images segmentation and bias restoration
..... Wang Shunfeng, Ji Xiaona, Zhang Jianwei, Chen Yunjie, Fang Lin, Zhan Tianming(1175)

Remote Sensing Image Processing

- Ship detection from low observable regions in optical remote sensing imagery Zhou Wei, Guan Jian, He You(1181)
- SAR and multispectral image fusion algorithm based on pulse coupled neural networks and non-subsampled Contourlet transform
..... Jin Xing, Li Huihui, Shi Pili(1188)

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)09-1115-07

论文引用格式: 郑霞, 胡浩基, 周明全, 樊亚春. 高斯颜色模型在瓷片图像分类中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1115-1121.

高斯颜色模型在瓷片图像分类中的应用

郑霞^{1,4}, 胡浩基², 周明全^{3,4}, 樊亚春^{3,4}

1. 浙江大学文物与博物馆学系, 杭州 310028; 2. 浙江大学信息与电子工程学系, 杭州 310028;

3. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875;

4. 北京师范大学文化遗产数字化保护与虚拟现实北京市重点实验室, 北京 100875

摘要: 由于 RGB 颜色空间不能很好贴近人的视觉感知, 同时也缺少对空间结构的描述, 因此采用兼顾颜色信息和空间信息的高斯颜色模型以获取更全面的特征, 提出了一种基于高斯颜色模型和多尺度滤波器组的彩色纹理图像分类法, 用于瓷器碎片图像的分类。首先将原始图像的 RGB 颜色空间转换到高斯颜色模型; 再用正规化多尺度 LM 滤波器组对高斯颜色模型的 3 个通道构造滤波图像, 并借助主成分分析寻找主特征图, 接着选取各通道的最大高斯拉普拉斯和最大高斯响应图像, 与特征图联合构成特征图像组用以进行参数提取; 最后以支持向量机作为分类器进行学习和分类。实验结果表明, 与基于灰度的、基于 RGB 模型的和基于 RGB_bior 4.4 小波的方法相比, 本文方法具有更好的分类结果, 其中在 Outex 纹理图像库上获得的分类准确率为 96.7%, 在瓷片图像集上获得的分类准确率为 94.2%。此方法可推广应用到其他彩色纹理分类任务。

关键词: 图像分类; 瓷器碎片图像分类; 高斯颜色模型; 多尺度滤波器组

Porcelain shard images classification based on Gaussian color model

Zheng Xia^{1,4}, Hu Haoji², Zhou Mingquan^{3,4}, Fan Yachun^{3,4}

1. Department of Culture Heritage & Museology, Zhejiang University, Hangzhou 310028, China;

2. Department of Information Science & Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310028, China;

3. College of Information Science & Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

4. Beijing Key Laboratory of Digital Preservation for Culture Heritage & Virtual Reality, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: Since the RGB color space does not closely match the human visual perception and has no ability to describe the spatial structures, the Gaussian color model, which uses the spatial and color information in an integrated model, is used to obtain more complete image features. A color-texture approach based on the Gaussian color model and a multi-scale filter bank is introduced to classify the porcelain shard images. First, the RGB color space of the image is transformed into the Gaussian color model and then the normalized multi-scale LM filter bank is used to construct the filtered images on three channels. Afterwards, the primary feature images are found by using principal components analysis and the maximum responses of the Laplacian of Gaussian filters and Gaussian filters are separately selected. These images compose a feature image set, in which the feature parameters are extracted. Finally, a support vector machine is used to learning and classification. From experimental results, the proposed method is better than gray-based method, RGB-based method and RGB_bior 4.4 wavelet based method. It can achieve a classification accuracy of 96.7% on Outex texture database and a classification accuracy of 94.2% on porcelain shard images. This method can be used in other color texture classification tasks.

Key words: image classification; porcelain shard images classification; Gaussian color model; multi-scale filter bank

收稿日期: 2012-01-10; 修回日期: 2012-03-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(61001168); 浙江省社科规划课题(11JCWH13YB); 浙江省教育厅项目(Y201121111)

第一作者简介: 郑霞(1979—)女, 讲师, 2010年于北京师范大学信息科学与技术学院获博士学位, 现主要从事文物图像处理 and 模式识别等方面的研究工作。E-mail: xiasbee@hotmail.com

0 引言

数字化手段已在文化遗产的保护、保存、展示和传播中体现出了明显优势,所涉及的计算机图形学、计算机图像处理和虚拟现实技术在其 2 维图像分析、3 维建模等方面得到了广泛应用。瓷器是中国重要的文化遗产,是反映古代人类生活的一面镜子,其考古信息极为珍贵,凝结了当时的社会特征、文化特征和政治信息。由于年代久远并加之瓷器本身的易碎性,遗存至今的瓷器多以碎片的形式存在,不同类型混杂在一起,数量庞大。对于这些瓷器碎片(以下简称瓷片)的管理、保护及修复是个复杂而漫长的过程。数字化手段的运用可以有效推进此过程的发展。经过数字化采集后,面对大量无序的瓷片数字图像,首要解决其自动分类问题,用以减轻人工分拣的负担,并进一步方便瓷片档案的管理,为后期的研究和瓷器修复做准备。对于瓷片图像的分类,可利用瓷片显著的可见信息。其中釉色是最易感知的特征,如单色釉的红、青、绿、白、黄等,彩釉的斗彩、五彩、珐琅彩、粉彩等。其次,釉面纹理也具有明显差异性,如冰裂纹、鱼子纹、蟹爪纹等。对于大多数瓷片而言,釉色和釉面纹理交相辉映、相得益彰,体现出不同类型瓷器的特点。因此,结合这两大特征,以瓷片图像的颜色和纹理为出发点研究其自动分类。

颜色特征是应用最为广泛的视觉特征,提取简单,容易描述。相对于其他特征,颜色特征对图像尺寸、方向和视角的依赖小,表现出较强的鲁棒性^[1-2]。涉及颜色特征的研究有:颜色空间选择(RGB、LAB 和 HSV 等)、颜色量化和颜色描述符构建等。而纹理特征反映了图像中物体表面材质信息,刻画像素的领域灰度空间分布规律,反映了物体的内在属性,对于草地、水波和沙地等规律性强的图像具有很好的表征能力。针对纹理特征的研究主要集中于空域纹理分析、频域纹理分析、联合纹理分析和基于模型的纹理分析这些方面^[1]。基于颜色或纹理的单一特征在典型图像的识别分类任务中表现出了较强的表征能力,然而对于包含多种视觉信息的一般图像而言,联合特征会提供更多的线索信息,具有更强的分辨力^[3,4]。目前关于颜色和纹理的结合主要采用两种方式,方式 1

先采用不同的描述符分别处理颜色和纹理特征,随后在相似性度量层面上将这些描述符结合在一起^[5-6]。此方式是在不同描述符的基础上构造最终表征向量,为了方便比较需要对各描述符进行归一化处理。与方式 1 不同,方式 2 是将统一的空间纹理描述运用到每个独立的颜色通道(或颜色相关分量),图像最终的表征向量主要由各颜色通道的子向量构成^[7-8]。

本文基于方式 2 的思想,提出了基于高斯颜色模型和多尺度 LM 滤波器组(Leung-Malik filter bank)的彩色图像分类法,解决瓷器碎片的分类问题。其思想是,将原始图像的 RGB 模型转换到高斯颜色模型;用正规化多尺度 LM 滤波器组对高斯颜色模型的 3 个通道构造滤波图像,并借助主成分分析,寻找各通道的一阶主特征和二阶主特征图,同时选取各通道的最大高斯拉普拉斯和最大高斯响应图像(由每个像素在高斯拉普拉斯滤波器组或高斯滤波器组中的最大响应值构成),联合构成特征图像组,进而提取组中各图像的参数构造特征向量;以支持向量机作为分类器进行训练和测试。分别以 Outex 纹理图像库和瓷片图像集为对象展开分类比较实验,与基于灰度的、基于 RGB 模型的和基于 RGB_bior 4.4 小波的方法相比,本文方法均获得了更好的分类结果。

1 高斯颜色模型

RGB 颜色模型不能贴近人的视觉感知,难以将每个 RGB 数值与确定的颜色相对应。同时,由于缺乏对图像局部空间信息的描述,此模型不能很好表示彩色瓷片图像的综合特征。因此,采用兼顾颜色信息和空间信息的高斯颜色模型。高斯颜色模型的定义来自光能量分布的二阶泰勒展开^[9-10]。令 $E(\lambda)$ 表示入射光的能量分布,其中 λ 表示波长,用 $G(\lambda_0; \sigma_\lambda)$ 表示在 λ_0 处光谱尺度为 σ_λ 的高斯函数。光谱能量分布可用一个在 λ_0 处的泰勒展开式近似表示为

$$E(\lambda) = E^{\lambda_0} + \lambda E_{\lambda}^{\lambda_0} + \frac{1}{2} \lambda^2 E_{\lambda\lambda}^{\lambda_0} + \dots \quad (1)$$

在有限分辨率的情况下,可观察到的能量近似表示为

$$\widehat{E}^{\sigma_\lambda}(\lambda) = \widehat{E}^{\lambda_0, \sigma_\lambda} + \lambda \widehat{E}_{\lambda}^{\lambda_0, \sigma_\lambda} + \frac{1}{2} \lambda^2 \widehat{E}_{\lambda\lambda}^{\lambda_0, \sigma_\lambda} + \dots \quad (2)$$

式中,测量光谱强度为

$$\widehat{E}^{\lambda_0, \sigma_\lambda} = \int E(\lambda) G(\lambda; \lambda_0, \sigma_\lambda) d\lambda \quad (3)$$

测量光谱的一阶导数为

$$\widehat{E}'_{\lambda} = \int E(\lambda) G'_{\lambda}(\lambda; \lambda_0, \sigma_\lambda) d\lambda \quad (4)$$

测量光谱的二阶导数为

$$\widehat{E}'_{\lambda\lambda} = \int E(\lambda) G''_{\lambda\lambda}(\lambda; \lambda_0, \sigma_\lambda) d\lambda \quad (5)$$

而 G_{λ} 和 $G_{\lambda\lambda}$ 分别表示高斯函数关于 λ 的一、二阶导数,一般使用尺度归一化的高斯导数。高斯颜色模型在于计算式(2)中的系数 $\widehat{E}^{\lambda_0, \sigma_\lambda}$, \widehat{E}'_{λ} , $\widehat{E}'_{\lambda\lambda}$, ...。

空间光谱能量与光谱尺度和空间尺度相关,能量密度表现为3维空间光谱坐标系中的体积,大小由 σ_λ 、 σ_x 、 σ_y 决定。此模型同时考虑了光谱分辨率和空间分辨率。将观测光的空间光谱能量密度 $\widehat{E}(\lambda, x)$ 用一个泰勒展开式表示,其系数由能量与高斯导数的卷积决定,即

$$\begin{aligned} \widehat{E}(\lambda, x) = & \widehat{E} + \begin{pmatrix} x \\ \lambda \end{pmatrix}^T \begin{bmatrix} \widehat{E}'_x \\ \widehat{E}'_{\lambda} \end{bmatrix} + \\ & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} x \\ \lambda \end{pmatrix}^T \begin{bmatrix} \widehat{E}''_{xx} & \widehat{E}''_{x\lambda} \\ \widehat{E}''_{\lambda x} & \widehat{E}''_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ \lambda \end{pmatrix} + \dots \end{aligned} \quad (6)$$

式中

$$\widehat{E}'_{x\lambda}(\lambda, x) = E(\lambda, x) \times G'_{x\lambda}(\lambda, x; \sigma_\lambda, \sigma_x) \quad (7)$$

$G'_{x\lambda}(\lambda, x; \sigma_\lambda, \sigma_x)$ 是空间光谱探测器。对于人类视觉而言,泰勒展开式在二阶导数处光谱截断,因此更高阶的导数不会影响人类的视觉感知,所以只需考虑3个接受域(receptive field)情况:亮度接受域,测量一阶光谱导数的黄-蓝接受域和测量二阶光谱导数的红-绿接受域。

Geusebroek 等人^[10]已推导出从图像 RGB 模型直接转换到高斯颜色模型的方法,具体转换公式为

$$\begin{bmatrix} \widehat{E} \\ \widehat{E}'_{\lambda} \\ \widehat{E}'_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.60 & 0.17 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{G} \\ \mathbf{B} \end{bmatrix} \quad (8)$$

高斯颜色模型的优势在于能反映人们的视觉感知,参数变化决定了人类视觉感知的光谱子空间。它兼顾了光谱尺度和空间尺度,能够同时反映颜色信息和空间信息,可体现彩色图像的局部空间结构。

考虑到颜色通道主要受与相机和物体相关

的光源方向影响,体现为亮度的变化,因此采用文献[11]的方法,对高斯颜色模型进行标准化处理,即

$$\begin{aligned} \widehat{E}' &= \frac{\widehat{E} - \mu_{\widehat{E}}}{\sigma_{\widehat{E}}} \\ \widehat{E}'_{\lambda} &= \frac{\widehat{E}'_{\lambda}}{\sigma_{\widehat{E}}} \\ \widehat{E}'_{\lambda\lambda} &= \frac{\widehat{E}'_{\lambda\lambda}}{\sigma_{\widehat{E}}} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $\mu_{\widehat{E}}$ 和 $\sigma_{\widehat{E}}$ 为亮度的均值和标准差。此标准化处理在保留了颜色信息的同时增强了对光照或视角变化的鲁棒性。如图1所示, \widehat{E}' 、 \widehat{E}'_{λ} 和 $\widehat{E}'_{\lambda\lambda}$ 分别代表亮度、黄-蓝、红-绿分量。

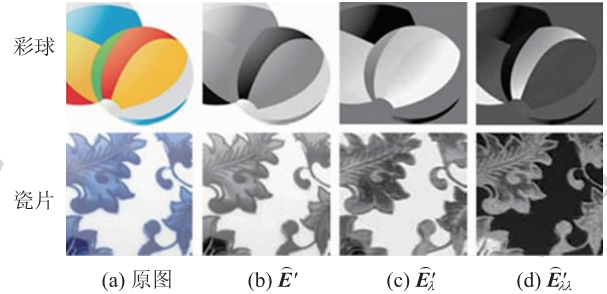


图1 高斯颜色模型分量图实例
Fig. 1 Component samples of Gaussian color model

2 空间特征表示

为了增强瓷片图像的局部边界特征,考虑采用多尺度的滤波器组来实现。高斯函数及其导数的线性组合适合人的视觉系统,已在图像去噪、边缘检测等领域得到了很好的应用,其中一阶、二阶高斯导数滤波器主要用于边缘检测。本文以此为依据,采用LM滤波器(Leung-Malik filter bank)组(图2)来获取瓷片图像局部结构信息。LM滤波器是多尺度、多方向的边形滤波器、条形滤波器和点状滤波器的组

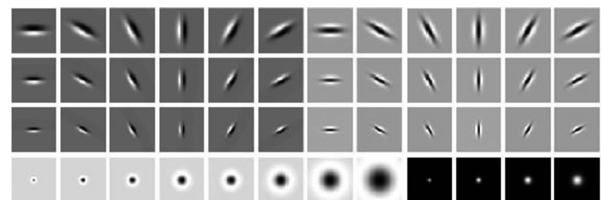


图2 LM滤波器组
Fig. 2 LM filter bank

合,分为36个一阶、二阶高斯导数滤波器(6个方向,3个尺度)、8个高斯拉普拉斯滤波器和4个高斯滤波器^[12]。

原始的LM滤波器组对于一阶、二阶高斯导数滤波器的方向定义是以30°为间隔,并以2为尺度间隔,对于具有较密集结构的瓷片釉面纹理而言,不能很好的进行细节检测。因此,采用了12个更加细化的方向(0°-165°,间隔15°),以 $\sqrt{2}$ 为间隔的3个小尺度 $((\sigma_x, \sigma_y) = \{(1, 3), (\sqrt{2}, 3\sqrt{2}), (2, 6)\})$ 定义各36个一、二阶高斯导数滤波器,用于检测图像空间信息。因此对于一幅输入图像而言,将产生84个响应图像分别对应于LM滤波器组的84个滤波器。即使每幅图像只提取一个特征参数,也会得到一个高达84维的特征向量,维数较高会影响后期分类的效率和准确度,在此采用普遍流行的降维技术PCA(principal components analysis)进行优化。PCA旨在通过需求事物的内在主要特征来压缩数据的规模,即用少数新变量来概括表征原始数据信息,这些新变量是原始数据的线性组合^[13]。在数学意义上,对于 n 维随机变量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 而言,PCA试图寻找使代价函数 $(\mathbf{M}^T \text{cov}(\mathbf{X}) \mathbf{M})$ 最大化的线性

映射 \mathbf{M} (由映射向量构成),其中 $\text{cov}(\mathbf{X})$ 是 \mathbf{X} 的协方差矩阵。这个线性映射可由零均值数据的协方差矩阵的 d 个主特征向量(主成分)构成。因此可知PCA实际是解决特征值问题,寻找式(10)的 d 个主特征值 λ 。

$$\text{cov}(\mathbf{X}) \mathbf{M} = \lambda \mathbf{M} \quad (10)$$

既而建立映射关系 $\mathbf{Y} = \mathbf{M}^T \mathbf{X}$,获取变量 \mathbf{X} 的低维表示 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_d]^T$ 。

为了降低图像的特征维度,将PCA分别作用于36个一阶高斯导数滤波器和36个二阶高斯导数滤波器的响应结果,根据贡献率的大小选取主成分,经反复实验可知,第一主成分涵盖了主要特征信息,可区分不同图像的整体差异,所以本文仅选取了第一主成分作为主特征图。对于8个高斯拉普拉斯滤波器和4个高斯滤波器的响应结果,分别选取每个像素在组中的最大响应值以构成最大响应图像,每组各1幅,共产生两幅最大响应图像。将此规则分别应用于图像的高斯颜色模型的3个通道上进行特征压缩,共产生12幅特征图像。以图1中瓷片图像的高斯颜色模型的3个通道为对象,进行提取可获得如图3所示的结果。

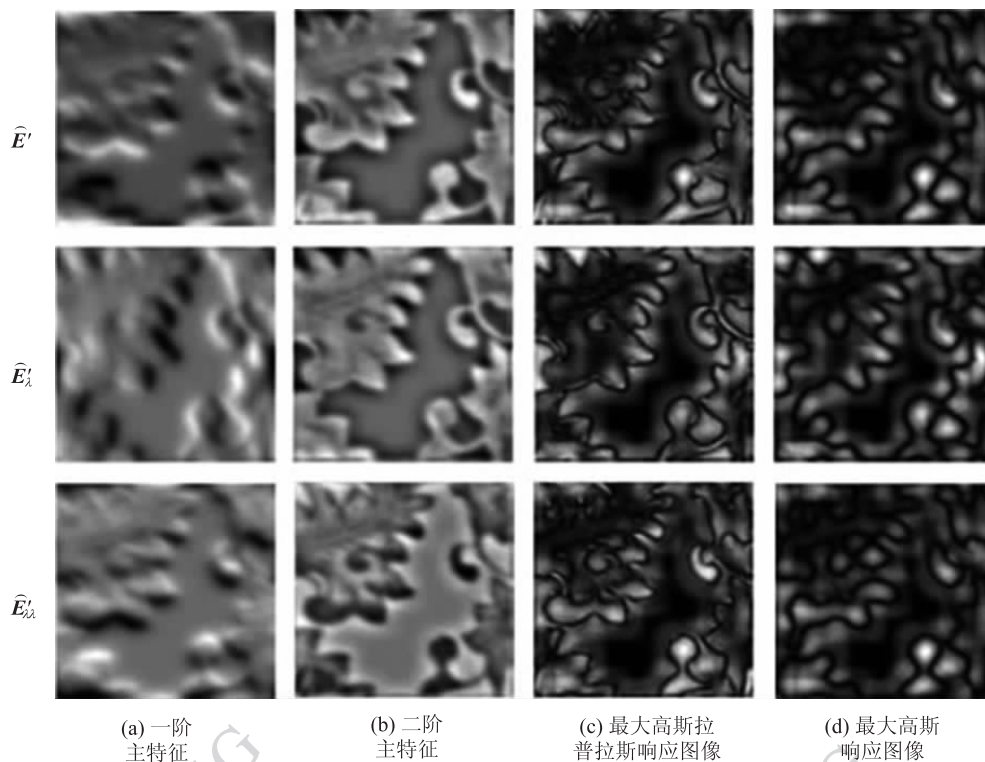


图3 基于高斯颜色模型的瓷片图像提取结果

Fig. 3 Extraction results of porcelain shard images on Gaussian color model

3 特征分类

3.1 特征向量表示

为了后期分类比较的方便,分别对每个滤波器进行正规化处理。滤波器的正规化采用

$$F'_i = \frac{F_i - \mu_i}{\|F_i - \mu_i\|_1}, \quad i = 1, \dots, n \quad (11)$$

式中, F_i 、 F'_i 为正规化前和正规化后的滤波器, n 为滤波器的个数,即滤波器组的大小。此正规化的方式将有助于向量化,使滤波响应具有相同尺度,方便欧氏距离的使用^[14]。同时受韦伯定律的启发,对滤波响应图像进行了对比度正规化处理^[14],即

$$F(x) \leftarrow F(x) \times \frac{\log\left(1 + \frac{\|F(x)\|_2}{0.03}\right)}{\|F(x)\|_2} \quad (12)$$

式中, $\|F(x)\|_2$ 是在像素 x 处滤波响应的 $L2$ 范数。经过上述正规化过程,一幅彩色图像共产生 12 幅对比度调整后的特征图像,本文分别选取每幅图像的均值和方差作为特征参数,从而构成一个 24 维的特征向量,即

$$\mu_{k,l} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I_{k,l}(i,j)| \quad (13)$$

$$\sigma_{k,l} = \frac{1}{M \times N} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (|I_{k,l}(i,j)| - \mu_{k,l})^2} \quad (14)$$

$$V = (\mu_{\hat{E}'_1,1}, \sigma_{\hat{E}'_1,1}, \mu_{\hat{E}'_2,2}, \sigma_{\hat{E}'_2,2}, \dots, \mu_{\hat{E}'_{\lambda,\lambda},4}, \sigma_{\hat{E}'_{\lambda,\lambda},4}) \quad (15)$$

式中, $k \in \{\hat{E}', \hat{E}'_{\lambda}\}$, $l = 1, \dots, 4$, M 和 N 为图像的长和宽。

3.2 支持向量机分类

支持向量机 SVM (support vector machines) 是建立在统计学理论的 VC 维 (Vapnik Chervonenks dimension) 理论和结构风险最小原理 (structural risk minimization inductive principle) 基础之上,由 Vapnik 等人^[15]提出的一种学习方法,可以较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题。其基本思想是将数据映射到更高维空间里,在此空间中寻找使类间距最大的最优间隔超平面。最简单的 SVM 是处理两分类问题,在此分类问题中,数据由一个被一些支持向量所定义的超平面所分隔开。而这些支持向量是训练数据的

子集,用于定义两类的边界。SVM 模型一般可表示为

$$f(x) = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right] \quad (16)$$

式中, a_i^* 是拉格朗日乘子, y_i 是输出向量, x_i 是支持向量, x 是输入向量, b^* 是分类阈值, $K(x_i, x)$ 是核函数。通常可选用的核函数有:多项式函数、径向基函数和 Sigmoid 函数。

虽然 SVM 本质是解决两分类问题,但是由于实际处理问题的需要,研究人员已对 SVM 进行了推广解决多分类的情况。常见的方式有两种,即一对一和一对多。假定解决 k 类分类问题,一对一的思想是对 k 类进行两两比较,共需构造 $k(k-1)/2$ 个两类分类器;一对多的思想是对第 i 类和剩下的 $k-1$ 类进行比较,构造两分类平面,共需构造 k 个两类分类器。

4 实验测试结果及分析

采用上述方法,分别将 Outex 纹理库^[16]和瓷片图像数据集作为测试数据。其中在 Outex 纹理库选取了 12 类彩色纹理图像(图 4),每类各包含 20 幅尺寸为 128×128 的图像,其中每类选取 10 幅用于分类训练,10 幅用于分类测试。瓷片图像集主要由耀州瓷和龙泉瓷等的碎片构成,共有 12 个类别(图 5),每类有 20 幅图像,将图像大小统一为 128×128 ,同样地将每类 10 幅图像用于训练,10 幅用于测

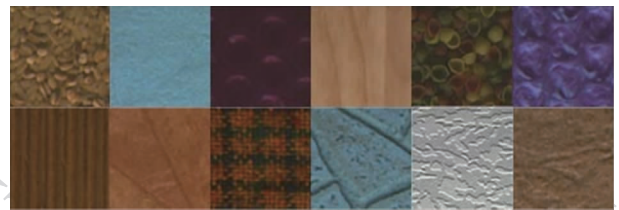


图 4 12 类彩色纹理图像示例
Fig. 4 Samples of twelve color texture classes

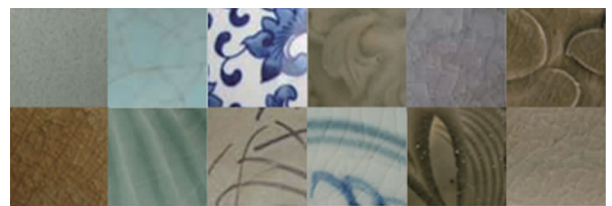


图 5 12 类瓷片图像示例
Fig. 5 Samples of twelve porcelain shard classes

试验证有效性。如前所述,图像的 RGB 模型先转换为高斯颜色模型;随后在基于 LM 滤波器组正规化的基础上对每个通道进行滤波操作,同时对响应图像进行对比度正规化处理;再次,针对每个通道所产生的 84 幅图像进行降维,对产生的 4 幅特征图像提取各自的特征参数;最后将来自 3 个通道的特征参数进行联合,构成特征向量,作为输入用于支持向量的训练或测试。本文选用台湾大学林智仁教授等编写的 LIBSVM 软件包实现了 SVM 分类器,以径向基函数作为核函数,采用一对一的策略解决多分类问题,在训练时间上,要比一对多所需时间短。

在实际测试中,基于图像灰度信息的方法也用于分类比较,其特征提取过程与前相同,特征向量的维数减为 8 维。此外,为了比较高斯颜色模型的性能,分别以 RGB 模型为基础,采用相同的方法进行特征提取,构造特征向量(其维数为 24)用于分类。

同时还采用了文献[17]中提到的分类效果最好的 RGB_bior 4.4 小波进行实验,即基于 RGB 模型进行一层双正交 bior 4.4 小波分解,提取特征参数(包括范数熵、L2 阶范数能量),构造 18 维特征向量用于分类训练和测试。最终,不同方法的分类情况如表 1 所示。

表 1 4 种方法的分类结果

Table 1 Classification results for four methods

方法	分类准确率/%	
	Outex 纹理库	瓷片图像集
灰度	89.2	85.8
RGB	93.3	91.7
高斯颜色模型	96.7	94.2
RGB_bior 4.4	95.8	92.5

从表 1 的结果可以看出,基于 Outex 纹理库的总体测试结果均好于基于瓷片图像集的结果,所有分类准确率均高于 89%,其中表现较差的基于灰度的方法,其分类准确率也达到了 89.2%,高出了在瓷片纹理集上的表现(85.8%)3.4%。分析两个数据集上的执行差异,其原因可能在于瓷片图像相对于 Outex 纹理库中的图像更复杂,纹理规律性表现相比较弱,局部领域信息更具多样性。

比较 4 种方法的执行结果,可以看出总体上高斯颜色模型获得了最高的分类正确率,其次是

RGB_bior 4.4,再次是 RGB 方法,最后是灰度法。此结果说明单一灰度信息在表征彩色图像特征方面表现较弱,不能获得较好的分类结果。此外,高斯颜色模型和文献 RGB_bior 4.4 的方法在 Outex 纹理库上的执行相近,相差不到 1%,在瓷片图像集上的执行差异显著,高斯颜色模型的分类准确率为 94.2%,高出文献 RGB_bior 4.4 方法 1.7%。值得注意的是,虽然 RGB 法和高斯颜色模型法仅存在颜色空间的差异,但执行结果存在显著不同,表 1 的数据可充分说明此问题。相比之下针对瓷片图像集的分类,RGB 法与文献 RGB_bior 4.4 法的执行结果更接近。

5 结 论

高斯颜色模型符合人类的视觉感知机制,可兼顾图像的空间信息和颜色信息,因此以高斯颜色模型为基础,提出了一种联合图像颜色特征和纹理特征的新分类法。此方法采用正规化的多尺度 LM 滤波器组对高斯颜色模型的三通道进行滤波,获取响应图像,通过主成分分析获取主特征图,并与最大高斯拉普拉斯和最大高斯响应图像联合构成特征图像组,提取参数构造特征向量用于支持向量机分类。实验结果表明,该方法在 Outex 纹理图像库上获得分类准确率为 96.7%,在瓷片图像集上获得的分类准确率为 94.2%,与基于灰度的、基于 RGB 模型的和基于 RGB_bior 4.4 小波的方法相比,本文方法具有更好的分类结果。今后,将进一步在特征降维、分类器构造上深入研究,以期获得更高的瓷片图像分类准确率,并将方法推广应用到其他类型的分类任务中。

参考文献(References)

- [1] Rui Y, Huang T S, Chang S F. Image retrieval: current techniques, promising directions and open issues [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1999,10(1): 39-62.
- [2] Iocchi L. Robust color segmentation through adaptive color distribution transformation[C]// RoboCup 2006: Robot Soccer World Cup X, Lecture Notes in Artificial Intelligence. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2006: 287-295.
- [3] Park D C. Multiple feature-based classifier and its application to image classification [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining Workshops. Sydney, Australia: IEEE Computer Society, 2010:65-71.

- [4] Chatzichristofis S A, Iakovidou C, Boutalis Y S. Content based image retrieval using visual words distribution entropy [C]// Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision/Computer Graphics Collaboration Techniques. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2011:204-215.
- [5] Nigam A, Garg A K, Tripathi R C. Content based trademark retrieval by integrating shape with colour and texture information [J]. International Journal of Computer Applications, 2011, 22(7):40-45.
- [6] Dubey R S, Choubey R, Bhattacharjee J. Multi feature content based image retrieval [J]. International Journal on Computer Science and Engineering, 2010, 2(6):2145-2149.
- [7] Sengur A. Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3):2120-2128.
- [8] Kekre H B, Sarode T K, Thepade S D. Color-texture feature based Image retrieval using DCT applied on Kekre's median codebook [J]. International Journal on Imaging, 2009, 2(A09): 55-65.
- [9] Geusebroek J M, Van D B R, Smeulders A, et al. Color invariance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338-1349.
- [10] Geusebroek J M. Early Cognitive Computer Vision [M]// Zelkowitz M V, ed. Advances in Computers. Amsterdam: Elsevier Science, 2005:109-151.
- [11] Burghouts G J, Geusebroek J M. Material-specific adaptation of color invariant features [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(3): 306-313.
- [12] Leung T, Malik J. Representing and recognizing the visual appearance of materials using three-dimensional textons [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(1): 29-44.
- [13] Abdi H, Williams L J. Principal component analysis [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4): 433-459.
- [14] Malik J, Belongie S, Leung T, et al. Contour and texture analysis for image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(1):7-27.
- [15] Steinwart I, Hush D R, Scovel C. Training SVMs without offset [J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12(1):141-202.
- [16] Ojala T, Mäenpää T, Pietikäinen M, et al. Outex—New framework for empirical evaluation of texture analysis algorithm[C]// Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Quebec, Canada: IEEE Computer Society, 2002: 701-706.
- [17] Sengur A. Color texture classification using wavelet transform and neural network ensembles [J]. The Arabian Journal for Science and Engineering, 2009, 34(2B):491-502.