

纹理去除的皮革图像颜色分类方法

郑红波¹ 陈 宇¹ 赵 海¹ 秦绪佳^{1,2} 张美玉¹

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310032)¹

(浙江省可视媒体智能处理技术研究重点实验室 杭州 310023)²

摘 要 针对皮革图像存在天然纹理, 凹凸结构纹理会使得扫描或摄影的皮革图像亮度变化明显, 影响皮革图像颜色的准确分类, 提出一种去除图像纹理的皮革图像颜色分类方法。首先利用相对总变差模型去除皮革图像纹理, 获得只包含皮革图像颜色信息的图像; 然后利用均匀彩色空间模型 $L^*a^*b^*$ 具有的较强的色差分辨能力, 提取去除纹理后的皮革图像 $L^*a^*b^*$ 颜色分量的平均值作为皮革图像的整体颜色特征; 最后运用 SVM 支持向量机对皮革图像颜色特征进行分类。实验结果表明, 该方法能够比较精确地区分皮革图像颜色, 实现皮革图像的颜色分类, 具有可行性。

关键词 皮革图像, 颜色特征, 纹理去除, 分类器

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Leather Image Color Classification Method Based on Texture Removing

ZHENG Hong-bo¹ CHEN Yu¹ ZHAO Hai¹ QIN Xu-jia^{1,2} ZHANG Mei-yu¹

(School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China)¹

(Key Laboratory of Visual Media Intelligent Processing Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310023, China)²

Abstract Aiming at the existence of natural texture in leather image, leather's concavo-convex structure texture makes leather image brightness change obviously, which affects the accuracy of color classification. A leather image color classification method based on texture removing was proposed. A relative total variation model was used to remove the texture of leather image and the average color components ($L^*a^*b^*$) were used to represent color features based on $L^*a^*b^*$ color space's strong ability to distinguish colors. Finally, the support vector machine was used to classify the leather image. Experiment shows the method can distinguish leather color image accurately and achieve leather image color classification, and the method is feasible.

Keywords Leather image, Color feature, Texture remove, Classifier

1 引言

皮革制品是选取动物皮作为原料, 对其进行一系列化学和物理的处理加工, 使其成为一种坚固、耐用且时尚的产品。皮革制作的过程极其复杂, 其中对皮革的鞣质能使皮革的粒面发生变化, 从而产生各式各样的纹理, 这些不同的纹理会对皮革分类造成一定程度的影响。在皮革制品(如皮衣)中, 制作一件皮衣需要多张皮革, 要求这些皮革不能出现色差, 因此需要进行选配皮工作。目前, 分类工作主要还是由人工在光照良好的环境下进行, 但人工分类易受到环境、光照和人为错误的影响, 降低了分类的准确性。

利用纹理分析技术可以实现鞣质皮革分类^[1]。基于纹理分析技术的皮革分类忽视了鞣质皮革的颜色信息, 采用全局性灰度变换对皮革图像进行增强, 从而提取纹理, 最后使用基于纹理的分类器对皮革进行分类。在墙地砖颜色分类^[2]中,

利用马尔可夫随机场纹理分析方法对随机分布的不规则斑点进行检测, 采用小波分析技术提取墙地砖的颜色信息。在皮革颜色分类中, 可根据主色聚类结合直方图的方法提取皮革图像的颜色特征; 再运用加权度量函数衡量图像之间的相似度; 最后实现皮革颜色的分类^[3]。主色聚类方法在 HIS 颜色空间中选取 m 个点作为颜色聚类的轴心点, 聚类时将图像的 HIS 颜色空间分为 m 个类。根据每一类中点的数量建立颜色直方图, 并转换为累加直方图。利用加权度量函数, 计算图像之间的相似度。图像之间的相似度差越小, 说明它们属于同一类的可能性越大。采用 K 邻近分类算法^[4]找到与待测图像(待测图像属于样本集中同类别最多的那一类)度量距离最小的 K 个样本。KNN 算法易于实现, 但当某个类的样本过多而其它类的过少时, 容易造成误分。此外, 这种算法的计算量较大, 由于要找到 K 个最邻近的样本, 因此要将待测图像与训练集中所有元组的距离都进行计算。

本文受国家自然科学基金(61672462, 61672463), 浙江省科技计划项目(2016C33165)资助。

郑红波(1977—), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向为图像处理, E-mail: zhb@zjut.edu.cn; 陈 宇(1993—), 男, 硕士生, 主要研究方向为图像处理; 赵 海(1990—), 男, 硕士生, 主要研究方向为图像处理; 秦绪佳(1968—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机图形学、图像处理; 张美玉(1965—), 女, 硕士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理。

针对皮革表面凹凸结构纹理会导致扫描或摄影获得的皮革图像亮度变化明显,严重影响皮革图像颜色的准确分类的问题,本文提出一种新的皮革图像分类方法——纹理去除的皮革图像颜色分类方法。在对皮革颜色进行分类的过程中,颜色为重要信息,而纹理则成了天然噪声。本文重点采用相对总变差模型去除皮革图像的纹理(天然噪声),然后将皮革图像的 RGB 值转换为与人眼感知一致的 $L^*a^*b^*$ 颜色特征,最后利用多分类的 SVM 支持向量机对皮革图像进行分类。SVM 支持向量机是一种基于统计学习理论的分类方法,相比传统分类方法,其具有分类速度快、分类效果好等优点。由于皮革样本种类繁多,因此采用 SVM 多分类器对不同类别的皮革进行分类。

2 皮革图像纹理的去除算法

本文主要针对的是皮衣加工工艺,相比其它皮革制品,皮衣的生产有其特殊性:1)皮衣要求质感细腻,原料大多选自于优质的小绵羊皮,尺寸比牛皮等制品原料小得多;2)随着现代生产工艺的升级,对绵羊皮的加工已使其在纹理上相差无几;3)设计的皮衣的主要部分取自同一块皮革,基于皮革纹理的分类对皮衣加工处理没有多大意义。因此,纹理对于皮革颜色的分类来说就相当于是一种噪声,会影响基于颜色的皮革分类。综合分析,本文提出基于相对总变差模型的方法实现了纹理去除,并由此从效果图中提取出皮革图像的 $L^*a^*b^*$ 颜色特征,最终达到皮革图像颜色分类的目的。

2.1 相对总变差模型的纹理去除

纹理通常是物体表面具有相似图案和凹凸沟纹的统计。一些小块的纹理块通过纹理合成也能无缝合成纹理大图。若皮革纹理的相似性较大,可以采用检测盒分析去除纹理。但这些方法都需要纹理均匀且对称,在此已知前提下才能正常进行。图像类比也需要样本,在纹理复杂多变的情况下去除纹理也存在一定的难度^[5-8]。

皮革纹理是天然的,不具有确定的纹理规则。因此去除纹理的算法不能只对均匀规则的纹理可行而对杂乱的纹理不可行,即算法需要满足普适性和一般性。在这个方面,TV $\perp_2$ 模型在这方面的表现最好^[9,10]。TV $\perp_2$ 的数学定义如下:

$$\arg \min \sum_p \left\{ \frac{1}{2\lambda} (S_p - I_p)^2 + |(\nabla S)_p| \right\} \quad (1)$$

其中, I 代表输入图像(或者灰度图), p 是 2D 图像的索引, S 是输出的结构图像。 $(S_p - I_p)^2$ 保证输出图像和输入图像的相似性。 $\sum_p |(\nabla S)_p|$ 是 TV 的正则化:

$$\sum_p |(\nabla S)_p| = \sum_p (|\partial_x S)_p| + |(\partial_y S)_p| \quad (2)$$

但是,此模型不能相对准确地区分纹理和强边界。因此,徐立等^[11]在此基础上提出了改进模型:

$$\arg \min \sum_p \left\{ \frac{1}{2\lambda} (S_p - I_p)^2 + \lambda \left(\frac{\delta_x(p)}{\ell_x(p) + \epsilon} + \frac{\delta_y(p)}{\ell_y(p) + \epsilon} \right) \right\} \quad (3)$$

其中:

$$\begin{aligned} \delta_x(p) &= \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot |(\partial_x S)_q| \\ \delta_y(p) &= \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot |(\partial_y S)_q| \\ \ell_x(p) &= \left| \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot (\partial_x S)_q \right| \\ \ell_y(p) &= \left| \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot (\partial_y S)_q \right| \end{aligned}$$

q 表示以 p 点为中心的邻域内所有像素点的索引, g 为高斯函数:

$$g_{p,q} \propto \exp\left(-\frac{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中, σ 控制这个领域的空间大小。 $\delta_x(p)$ 和 $\delta_y(p)$ 计算 p 邻域的绝对空间差异, $\ell_x(p)$ 和 $\ell_y(p)$ 包括邻域内的固有差异,这种差异对区别强边界和纹理有利。

由于目标函数(3)是非凸的,因此无法对其正常求解。这里需要将函数分解为非线性部分和二次方部分。非线性部分可以转化为一系列的线性公式,类似迭代重加权最小二乘法。首先计算 x 方向, y 方向可以类似转化:

$$\begin{aligned} \sum_p \frac{\delta_x(p)}{\ell_x(p) + \epsilon} &= \sum_p \frac{\sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot |(\partial_x S)_q|}{\sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot |(\partial_x S)_q| + \epsilon} \\ &\approx \sum_q \sum_{p \in R(q)} \frac{g_{p,q}}{\ell_x(p) + \epsilon} \frac{1}{|(\partial_x S)_q| + \epsilon_s} (\partial_x S)_q^2 \\ &= \sum_q u_{xq} w_{xq} (\partial_x S)_q^2 \end{aligned} \quad (5)$$

引入 ϵ_s 来保证第二行近似的数值稳定。重新构建公式,把公式分解为二次项 $(\partial_x S)_q^2$ 和非线性部分 $u_{xq} w_{xq}$ 。

$$\begin{aligned} u_{xq} &= \sum_{p \in R(q)} \frac{g_{p,q}}{\ell_x(p) + \epsilon} = (G_x * \frac{1}{|G_x * \partial_x S| + \epsilon})_q \\ w_{xq} &= \frac{1}{|(\partial_x S)_q| + \epsilon_s} \end{aligned} \quad (6)$$

以各向同性空间滤波的方式,每个像素点实际记录邻域的梯度信息。 G_x 表示标准差 σ 的高斯滤波。 w_x 只与梯度信息有关。同样地, y 方向的重构:

$$\sum_p \frac{\delta_y(p)}{\ell_y(p) + \epsilon} = \sum_q u_{yq} w_{yq} (\partial_y S)_q^2 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} u_{yq} &= \sum_{p \in R(q)} \frac{g_{p,q}}{\ell_y(p) + \epsilon} = (G_y * \frac{1}{|G_y * \partial_y S| + \epsilon})_q \\ w_{yq} &= \frac{1}{|(\partial_y S)_q| + \epsilon_s} \end{aligned} \quad (8)$$

根据式(7)、式(8)的重构,可以转化为如下矩阵形式

$$(v_S - v_I)^T (v_S - v_I) + \lambda (v_S^T C_x^T U_x W_x C_x v_S + v_S^T C_y^T U_y W_y C_y v_S) \quad (9)$$

其中, v_S 和 v_I 是输出 S 和输入 I 图像的列矢量, C_x 和 C_y 是向前差分梯度算子的托普利兹矩阵, U_x, U_y, W_x, W_y 都是对角矩阵,其矩阵值为: $U_x[i, i] = u_{xi}, U_y[i, i] = u_{yi}, W_x[i, i] = w_{xi}, W_y[i, i] = w_{yi}$ 。简化式(9),得到如下线性方程:

$$(1 + \lambda L^t) \cdot v_S^{t+1} = v_I \quad (10)$$

其中, 1 是单位矩阵, $L^t = C_x^T U_x^t W_x^t C_x + C_y^T U_y^t W_y^t C_y$ 是基于结构向量 v_S^t 的权值矩阵。 $(1 + \lambda L^t)$ 是一个对称的正定拉普拉斯矩阵。采用不完全 LU 分解的预处理共轭梯度法对线性方程求解。

2.2 图像纹理去除实验

皮革图像颜色相对单一,没有复杂的色调组合。但是,由于皮革表面存在凹凸结构纹理,获取的皮革表面图像会由于表面凹凸而导致亮度变化,在图像上形成不规则纹理图案,从而影响了依图像颜色直接进行分类的准确性。

选取两幅纹理细腻程度不同的皮革图像进行实验,然后对比原图,展示纹理去除的效果。此处选取的皮革图像原图如图 1 所示。

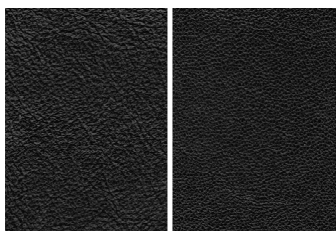


图1 带纹理的皮革图像

再对这两幅图像采用相对总变差模型去除其纹理,分别得到如下对应的效果图。



图2 去除皮革纹理后的效果图

对比图1和图2可以看出,对于两幅纹理细腻程度不同的图像,相对总变差模型都有较好的纹理去除效果,能够得到纯色皮革图像,消除了纹理对皮革图像颜色的影响。在此基础上,下文重点介绍选取合适的颜色空间,提取具有代表性的颜色特征。

3 $L^*a^*b^*$ 均匀空间颜色特征表达

从人眼的角度来说,对颜色的表示应该尽量接近人的色彩感知。若颜色模型空间中两种颜色的欧氏距离与人眼对这两种颜色的感知差别成比例,则可以称该颜色空间为均匀空间。 $L^*a^*b^*$ 颜色空间就是一种均匀颜色空间模型。图像 $L^*a^*b^*$ 各个坐标轴在三维色度空间里不仅具有视觉和颜色心理感知的等距性,而且细分了明度和色度指数的级差。因此, $L^*a^*b^*$ 在较小色差的颜色测量和比较中也具有较强的色差分辨能力,适合应用于纺织品、地板、瓷砖和木材等行业^[12]。

作为 XYZ 标准色度学系统的非线性变换, $L^*a^*b^*$ 颜色空间把基于 XYZ 的空间直角坐标系转换成基于 $L^*a^*b^*$ 的柱面极坐标系, L^* 与人眼明度感知是一致的,色品指数 a^* 、 b^* 与色调、饱和度感知一致的。其中 $L^* \in [0, 100]$, 0 为完全白的物体, 100 则为完全黑的物体; a^* 是红绿轴色品指数, 正值偏红, 负值偏绿; b^* 是黄蓝轴色品指数, 正值偏黄, 负值偏蓝。如图3所示。

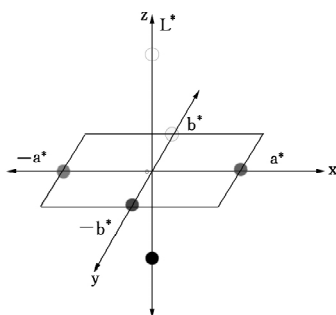


图3 $L^*a^*b^*$ 颜色空间

$L^*a^*b^*$ 颜色空间不能直接获得, 需要将去除纹理后的

皮革图像的 RGB 值转换为 XYZ 空间值, 再转换为 $L^*a^*b^*$ 。将图像从 RGB 颜色空间转换为 XYZ 空间的公式有很多, 本文采用较常用的一种。公式如下^[13]

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.49 & 0.31 & 0.2 \\ 0.177 & 0.812 & 0.071 \\ 0 & 0.01 & 0.99 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (11)$$

由 XYZ 空间转换为 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的转换公式如下:

$$\begin{cases} L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - 16 \\ a^* = 500\left[f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right)\right] \\ b^* = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right)\right] \end{cases} \quad (12)$$

$$f(x) = \begin{cases} x^{\frac{1}{3}}, & x > 0.008856 \\ 7.787x + \frac{16}{116}, & x \leq 0.008856 \end{cases}$$

其中, X_0, Y_0, Z_0 是标准照明体的三刺激值。

基于 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的色度特征除了基础的 L^*a^* 、 b^* 分量外, 还有色饱和度 C^* 、色调角 A_g^* 、明度差 ΔL^* 、红绿色差 Δa^* 、黄绿色差 Δb^* 、色饱和度 ΔC^* 、色调差 ΔA_g^* 、色差 ΔE^* 和色相差 ΔH^* , 具体公式如下:

$$\begin{aligned} C^* &= (a^{*2} + b^{*2})^{\frac{1}{2}} \\ A_g^* &= \frac{180}{\pi} \arctan\left(\frac{a^*}{b^*}\right) \\ \Delta L^* &= L_1^* - L_2^* \\ \Delta a^* &= a_1^* - a_2^* \\ \Delta b^* &= b_1^* - b_2^* \\ \Delta C^* &= C_1^* - C_2^* \\ \Delta A_g^* &= A_{g1}^* - A_{g2}^* \\ \Delta E^* &= \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \\ \Delta H^* &= \sqrt{E^{*2} - L^{*2} - \Delta C^{*2}} \end{aligned} \quad (13)$$

$L^*a^*b^*$ 颜色空间的色度差值大于视觉识别的阈值, 但又小于孟塞尔颜色系统中相邻两级的色差值, 进而能较好地反映物体颜色的感知效果^[14]。由于皮革原料彩色是单一的, 在颜色空间中的分布也比较集中, 纹理也比较相近, 在色彩接近的情况下只是亮度存在差异, 因此采用图像整体的颜色特征的平均值 (L^*, a^*, b^*) 来表示颜色特征, 进而对皮革进行分类。

4 基于支持向量机的颜色分类

4.1 支持向量机

支持向量机 (SVM) 是一种基于统计学习理论的机器学习方法^[15-17]。其基本思想是: 在欧氏空间 R^n 中, 样本集: $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^L, x \in R^n, y_i \in \{1, -1\}$, 寻找一个分类函数将样本集按照某种规则进行分类。其中 n 为空间的维度, L 为样本的数目, x 为样本点 (实际上是一个 n 维向量)。如果分类函数是线性的, 就称为线性可分; 如果是非线性的, 就称为线性不可分。

(1) 在线性可分的情况下, 最优分类面的函数式:

$$g(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b \quad (14)$$

(2) 在线性不可分的情况下, 需要引入非线性函数 $\phi(x)$

和 $\varphi(w)$, 将样本从低维空间映射到高维空间。映射到高维空间后, 分类面的表达式为:

$$g(\phi(x)) = \langle \varphi(w), \phi(x) \rangle + b \quad (15)$$

而实际上, 存在一种核函数 $K(w, x)$ 能够接受两个低维空间的输入量, 经过计算后输出一个高维空间的向量内积。

$$g(x) = K(w, x) + b \quad (16)$$

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$$

合并后, 得到最优分类面的表达式:

$$g(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (17)$$

根据泛函的相关理论, 核函数是一种对称函数, 它满足 Mercer 条件。如果核函数 $K(x_i, x) = \langle x_i, x \rangle$, 那么函数式就变成了线性可分情况下的决策函数。所以线性可分其实是线性不可分的一种特殊情况。

以上讨论的是用于两类样本的分类, 实际应用中, 还有对多类样本的分类, 3 种解决 SVM 多分类问题的常见策略包括: 1) 一对多的最大影响策略; 2) 一对一的投票策略; 3) 一对一的淘汰策略。

4.2 支持向量机实现颜色分类的步骤

皮革颜色是在 $L^*a^*b^*$ 三维空间进行分类, 而且样本点一般比较多。这样, 大多数情况都是线性不可分的。而且线性不可分的情况包含线性可分的。所以文中要处理的是线性不可分的多分类问题, 多分类策略采用一对一的投票策略。

SVM 对皮革颜色进行分类的主要流程如图 4 所示。

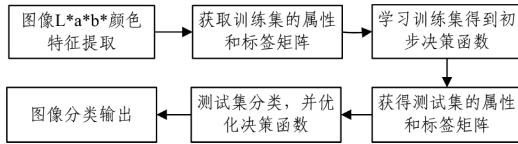


图 4 SVM 实现颜色分类的过程

在去除纹理后的皮革样本中选取 m 张作为训练集。训练集中, 已知每个图片所属的类别, 共有 k 类。将每张图片的 (L^*, a^*, b^*) 特征向量作为矩阵的一行, 这样就得到一个 $m \times 3$ 的属性矩阵; 然后再设一个 $m \times 1$ 的矩阵, 把图片所属的类别作为标签, 依次放入矩阵, 这个矩阵称为标签矩阵, 属性矩阵和标签矩阵每一行对应的图片是相同的; 再设置训练参数, 选择合适的核函数。将 k 类样本两两组合成新的训练集。如, 原来样本的类别编号为 $1, 2, 3, \dots, k$, 组合结果为 $(1, 2), (1, 3), (1, 4) \dots (2, 3), (2, 4) \dots (k-1, k)$, 得到 $k(k-1)/2$ 个 SVM 二分类器, 问题简化为求 $k(k-1)/2$ 个二分类函数。

按照上述组合, 根据标签矩阵从属性矩阵中取对应的两类样本, 将特征向量 $\{x_i = (L^*, a^*, b^*)\}$ 带入式 (17), 求得分类函数。

再选取 100 张图片作为测试集, 按照同样的方法得到测试属性矩阵和测试标签矩阵。投票过程如下:

(1) 初始化: $v(1) = v(2) = \dots = v(k(k-1)/2) = 0$ 。

(2) 投票过程: 将属性矩阵的行向量 x_i 依次送入 $k(k-1)/2$ 个二分类器, 如果使用 (m, n) 分类器, $1 \leq m < n \leq k(k-1)/2$, 判定 x 为 i 类, 则 $v(i) = v(i) + 1$; 否则 $v(j) = v(j) + 1$ 。

(3) 最终判决: 求 $\max\{v(1), v(2), \dots, v(k(k-1)/2)\}$, 如果最大值为 $v(p)$, 则 x_i 属于 p 类。若存在多个最大值, 取第一个即可。

• 200 •

分类流程图如图 5 所示。

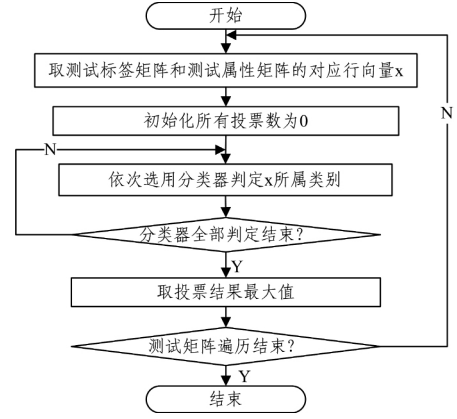


图 5 多分类流程图

测试样本所属的类别同样是已知的, 将多分类结果与测试标签矩阵核对, 统计分类正确的样本数并计算准确率:

$$accu = \frac{N_{corr}}{N_{total}} \quad (18)$$

其中, $accu$ 为分类器的准确率, N_{corr} 为分类正确的样本数, N_{total} 为测试样本集的总数。

如果分类器的准确率不高, 则进行参数寻优, 调整分类器的参数, 比如核函数、惩罚因子。更换测试集反复测试, 选取一组准确率相对高的参数, 确定分类器之后就可以对实验数据进行分类。

5 基于颜色皮革图像分类的实验结果与分析

本文将通过扫描仪扫描采集到的 100 张皮革图像作为实验图像库, 选取的局部样本如图 6 所示。

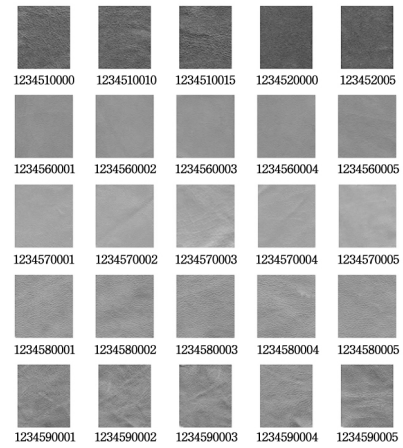


图 6 实验图像的局部样本

图 6 中每一行为一类, 编号的前 6 位是相同的, 为该图像的实际所属类别。通过肉眼可以看出, 相同类的皮革的颜色比较相似, 不同类的差别较大。

首先采用常用的图像颜色分类方法对实验图像进行分类。方法一: 先将实验图像从 RGB 颜色空间转换到 HIS 颜色空间, 然后在 HIS 颜色空间采取颜色累加直方图作为颜色特征, 最后利用加权度量函数计算图像之间的相似度并进行分类 (General Cumulative Histogram, GCH)。方法二: 在 HSI 颜色空间中, 逐一对图像中像素与这些轴心点进行距离计算, 以最近的轴心点颜色作为其主颜色, 再使用累加直方图作为

(下转第 228 页)

Computer Applications, 2015

[13] 王宪, 张方生, 慕鑫, 等. 基于多目标粒子群算法的多传感器图像融合[J]. 光电工程, 2012, 39(6): 102-110

[14] 那彦, 王贺鹏. 多尺度变换和粒子群优化的图像融合方法[J]. 电子科技, 2015, 28(7): 137-139, 144

[15] Chen H Y, Leou J J. Multispectral and multiresolution image fusion using particle swarm optimization[J]. Multimedia Tools & Applications, 2012, 60(3): 495-518

[16] Yang C, Yan W. Multi-source remote-sensing image fusion based on wavelet transform and particle swarm optimization[J]. International Journal of Applied Mathematics & Statistics, 2013, 51(24): 602-610

(上接第 200 页)

图像的颜色特征,最后利用加权度量函数计算图像之间的相似度并进行分类(Improved Cumulative Histogram, ICH)。方法三:在方法二的基础上采用采用 KNN 最近邻算法对图像进行分类(ICH+KNN)。

本文方法首先去除纹理,得到纯色的皮革的图像,再对去除纹理得到的效果图进行 $L^*a^*b^*$ 颜色空间特征提取,最后进行 SVM 分类识别。

选取 100 张皮革图像作为分类实验,并用上面 4 种方法进行实验对比,分类结果如表 1 所列。实验运行环境为 PC 机(Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU E7400 @2.80GHz,内存 2.0GB),采用 Windows7 操作系统和 VC2012 平台编程实现。运行时间如表 2 所列。

表 1 不同方法的分类识别结果对比

分类方法	GCH	ICH	ICH+KNN	本文方法
正确分类数	75	87	91	96
准确率	0.75	0.87	0.91	0.96

表 2 不同分类方法的运行效率(s)

分类方法	GCH	ICH	ICH+KNN	本文方法
运行时间	30	36	54	181

从表 1 和表 2 中可以看出, GCH 方法中累加直方图具有计算复杂度低、精度高、实时性好等优点,但其分类正确率低。ICH 方法是主颜色聚类方法,该方法对皮革颜色分类准确率有一定的提升。ICH+KNN 方法在主颜色聚类方法上增加了 KNN 分类器,可有效提高分类正确率,时间上相对前两种方法略有增加。对比实验的精度和耗时可以看出,本文的去除纹理的颜色分类方法在分类正确率上有所提高。由于去除纹理颜色分类需要求解大型稀疏矩阵,存在计算量过大的问题,从而导致本文算法的耗时太长,实时性不足。

结束语 针对皮革制品行业在选配皮中的应用,提出了一种去除图像纹理的皮革图像颜色分类方法。该方法可有效去除皮革图像中的结构纹理对颜色特征的影响,得到仅包含图像纯颜色信息的图像。由于图像 $L^*a^*b^*$ 均匀彩色空间模型具有的较强的色差分辨能力,因此采用 $L^*a^*b^*$ 颜色分量的平均值来表示图像的颜色特征,最后通过 SVM 支持向量机对皮革图像进行分类。通过实验对比,本文方法比常用的图像颜色分类方法具有更高的分类正确率,但是缺点是计算

[17] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995(MHS'95). IEEE, 1995: 39-43

[18] 孙欣. 基于粒子群优化的图像融合方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014

[19] 朱康, 贺新光, 杨波. 一种基于小波系数局部特征的选择性遥感图像融合方法[J]. 遥感信息, 2011(5): 9-14

[20] 李文静, 温文鹏, 王清和. 基于 Contourlet 变换的遥感图像融合方法研究[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(2): 44-50

[21] 靳鑫, 蒋刚毅, 陈芬, 等. 基于结构相似度的自适应图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2014(2): 378-385

复杂度偏大,进一步研究可采用并行计算的方法进行加速。

参考文献

[1] 刘昶. 纹理分析技术在鞣制皮革分类系统中的应用研究[D]. 成都: 四川师范大学, 2007

[2] 艾矫燕. 基于计算机视觉的墙地砖颜色分类和缺陷检测研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2003

[3] 宋春刚. 基于图像的皮革颜色纹理检测分类方法研究及系统研制[D]. 杭州: 浙江大学, 2006

[4] 钟智, 朱曼龙, 张晨, 等. 最近邻分类方法的研究[J]. 计算机科学与探索, 2011, 5(5): 467-473

[5] Efros A A, Leung T K. Texture synthesis by non-parametric sampling[C]// Proceeding of the Seventh IEEE International Conference, 1999: 1033-1038

[6] Eros A A, Freeman W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]// Proceeding of SIGGRAPH, 2001: 341-346

[7] Kwatra V, Schoedl A, Essa I, et al. Graphcut Textures: Image and Video Synthesis Using Graph Cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 277-286

[8] Hertzmann A, Jacobs C E, Oliver N, et al. Image Analogies[C]// Proceeding of SIGGRAPH, 2001: 327-340

[9] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268

[10] Aujol J F, Gilboa G, Chan T F, et al. Structure-Texture Image Decomposition-Modeling, Algorithms, and Parameter Selection[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(1): 111-136

[11] Xu Li, Yan Qiong, Xia Yang, et al. Structure Extraction from Texture via Relative Total Variation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 439-445

[12] 王克奇, 杨少春, 戴天虹, 等. 基于均匀颜色空间的木材分类研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(7): 1780-1784

[13] 任洪娥, 白杰云. Lab 颜色空间中基于动态聚类的颜色分级[J]. 计算机工程, 2013, 39(6): 231-235

[14] 罗玉娟, 李熙莹, 蔡志岗, 等. 采用均匀颜色空间的竹片分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(16): 238-240

[15] 郑红军, 周旭, 毕笃彦. 统计学习理论及支持向量机概述[J]. 现代电子技术, 2003, 4: 59-61