

基于支持向量机的布匹图案匹配算法设计

唐雪莲, 毕明德, 孙志刚*

(华中科技大学 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 为了解决布匹印花过程中能够快速实现模板匹配的问题, 提出了一种基于支持向量机(SVM)的匹配算法。匹配算法采用两级分类器, 首先对样本布匹图像进行二值化和轮廓提取等处理得到了图像中各种图形的轮廓曲线, 选择模板图形的轮廓曲线长度和面积作为简单特征量, 建立了基于置信区间的分类器作为一级分类器, 实现了初步匹配; 然后提取模板与非模板图形轮廓曲线的傅里叶描述子, 建立了基于支持向量机的分类器作为二级分类器, 进行了精确匹配。研究表明, 该算法可靠、精确、稳定, 能够快速实现模板匹配, 为进一步应用到工业生产中奠定了基础。

关键词: 傅里叶描述子; 轮廓提取; 模板匹配; 支持向量机

中图分类号: TH86; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2011)12-1523-04

Design of fabric pattern matching algorithm based on support vector machine

TANG Xue-lian, BI Ming-de, SUN Zhi-gang

(Image Processing and Intelligent Control Key Laboratory of Education Ministry of China,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to solve the problems of template matching with fast and accurate performance during the cloth printing process, a matching algorithm based on support vector machine(SVM) was proposed. The Otsu algorithm and contour extraction algorithms were used to acquire the contour curves of all kinds of shapes in the fabric image. The length and area of the contour curves of the template shape were calculated as simple features to build the first level classifier based on the confidence interval, which was used for coarse matching. Then the Fourier descriptors of both temple and non-template contour curves were extracted for the training of support vector machine, and a SVM classifier was built as the second level classifier for accurate matching. The experiment results show that the proposed template matching algorithm is reliable, accurate and suitable for implementation in industrial occasions.

Key words: Fourier descriptor; contour extraction; template match; support vector machine(SVM)

0 引 言

在印染行业中, 准确印染布匹图案是影响印染布质量的主要因素之一, 它是通过对已知花形图案的精确匹配来完成的。传统的布匹印染方法, 其花形图案匹配过程主要是通过人工来完成的, 其劳动强度大, 匹配结果受检验人员的经验、熟练程度以及一些主观因素的影响, 缺乏一致性和可靠性, 不能满足现代化生产的需要。机器视觉的发展使其能够替代人工视

觉, 利用数字图像处理与模式识别技术来完成花形图案的匹配, 使得高效快速印染成为可能。

图形匹配问题是模式识别中最为重要的问题之一。一些经典的图形匹配方法包括图像相关^[1]、hausdorff距离^[2]、广义哈希^[3]以及傅里叶描述子^[4]等。这些方法通常是在模板花形与待匹配花形之间计算出一个匹配系数(如相关系数、hausdorff距离等), 并将其与一个预先设定的阈值进行比较来判断两图形是否匹配。因此阈值的选取是一个关键且困难的问题, 它需

收稿日期: 2011-06-10

作者简介: 唐雪莲(1984-), 女, 湖北荆州人, 主要从事模式识别与智能系统等方面的研究。E-mail: txlsweet789@163.com

通信联系人: 孙志刚, 男, 副教授, 硕士生导师。E-mail: szg_hust@sina.com

要在误检率与漏检率之间进行折中。

本研究针对印花过程中布匹花形的特点,提出一种基于傅里叶描述子与支持向量机的图形匹配算法,有效地解决了阈值选取问题。由于布匹中的各种花形在各个花回之间是不断重复的,一种布匹中的所有花形都将出现在一个花回中。因此匹配算法对一个花回中的所有花形进行轮廓提取,计算其轮廓曲线的傅里叶描述子并将模板花形与非模板花形轮廓曲线的傅里叶描述子标记为不同的类别输入支持向量机进行训练,得到一个分类器。在测试过程中用该分类器对未知花形进行分类,判断其是否与模板匹配。匹配算法通过对模板花形与非模板花形的机器学习来避免阈值的人工选择,由于支持向量机可在模板花形与非模板花形之间创造出一个最优分割超平面,匹配算法具有良好的稳定性。

1 傅里叶描述子

傅里叶描述子通常被用于对形状特征(shape signature)进行描述。形状特征由一个 1 维的函数 $f(t)$ 定义,用以刻画某一形状。本研究通过对形状特征进行傅里叶变换,并将得到的傅里叶系数进行归一化,便可得到该形状的傅里叶描述子。不同的形状特征可得到不同的傅里叶描述子。文献[5]对一些常用的形状特征如复数坐标、曲率、累积角度、中心距等进行比较,并表明中心距具有最好的描述特性。因此本研究采用中心距作为形状特征,其定义为:

$$r(t) = \sqrt{(x(t) - x_c)^2 + (y(t) - y_c)^2}, t=0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$\text{其中: } x_c = \sum_{t=0}^{N-1} x(t)/N, y_c = \sum_{t=0}^{N-1} y(t)/N.$$

式中: $(x(t), y(t))$ —形状轮廓曲线上各点的坐标, $t=0, 1, \dots, N-1$ 。

$r(t)$ 的离散傅里叶变换为:

$$a_n = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} r(t) \exp\left(\frac{-j2\pi nt}{N}\right), n=0, 1, \dots, N-1 \quad (2)$$

式中: a_n —傅里叶系数。

由于中心距 $r(t)$ 具有平移及旋转不变性,其傅里叶系数 a_n 也具有平移及旋转不变性。 a_n 可通过归一化使其具有拉伸不变性,且与形状轮廓的起始点无关。令 $r(t)^{(0)}$ 经过平移、旋转、拉伸及改变轮廓起始点后得到 $r(t)$, 则:

$$a_n = \exp(jn\tau) \cdot \exp(j\varphi) \cdot s \cdot a_n^{(0)} \quad (3)$$

式中: $a_n, a_n^{(0)}$ — $r(t)$ 与 $r(t)^{(0)}$ 的傅里叶系数; τ, φ —由起始点改变与旋转所带来的角度变化; s —拉伸因子。

傅里叶描述子 FD 为:

$$FD_n = \left| \frac{a_n}{a_0} \right| = \left| \frac{\exp(jn\tau) \cdot \exp(j\varphi) \cdot s \cdot a_n^{(0)}}{\exp(j\tau) \cdot \exp(j\varphi) \cdot s \cdot a_0^{(0)}} \right| = \left| \frac{a_n^{(0)}}{a_0^{(0)}} \right| \quad (4)$$

由于 FD 与 τ, φ 以及 s 无关, FD 具有平移、拉伸及旋转不变性且与起始点无关。文献研究了轮廓曲线前 50 阶傅里叶频谱,其结果表明轮廓曲线的频率分量大部分集中在低频区域,其中前 10 阶频谱包含了曲线的大量信息,前 20 阶频谱之后所含的信息量很小。因此该算法选取 FD 的前 20 个低频系数组成一个向量,舍去其高频部分以降低傅里叶描述子的维数,提高算法的实时性。

2 支持向量机

支持向量机是一种由 Vapnik^[7]提出的最大间隔两类分类器。其基本思想是:将两类数据映射到高维空间并且在该空间中构造一个最优分割超平面,使得该超平面到两类数据之间的间隔最大,从而使得分类错误达到最小。

令 (x_i, y_i) 为训练样本集, $i=1, 2, \dots, N$, 其中 $x_i \in R^d$ (d 为输入数据的维数)。各个输入数据有 y_i 标记,其中 $y_i \in \{-1, 1\}$ 分别表示两个类别。最优超平面的构造问题可转化为下面的优化问题:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s.t. } & y_i (w^T \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5)$$

式中: ξ_i —松弛变量,使得分类器的训练允许分类错误; C —惩罚参数; Φ —将数据映射到高维空间的映射函数。其中最优超平面由 w 与 b 决定,即 $w \cdot x + b = 0$ 。

该优化问题可转化为:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \text{s.t. } & \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0; 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (6)$$

式中: α —拉格朗日乘法算子, $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\}$; $K(-, -)$ —核函数, $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ 。

其中最常用的核函数为高斯径向基函数(RBF):

$$K(x_i, x_j) = e^{-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2} \quad (7)$$

式(6)中的优化问题可由二次规划方法进行求解。求解后可得到一组最优的 α 与 b 的值。对于任意一个输入向量 x_i , 若与其对应的 α_i 非零,则 x_i 为一个支持向量(SV)。通常支持向量的数量只占输入向量总数的一小部分。在测试过程中,对于任意给定的向量 x , 可通过下式对其类别进行判定:

$$y(x)=\text{sgn}\left[\sum_{x_k \in SV} \alpha_k y_k K(x, x_k)+b\right] \quad (8)$$

由于最优超平面的构造是通过求解二次规划问题来完成的,因此支持向量机可以避免局部极小问题,其训练过程总能够找到一个全局最优值,从而具有良好的泛化能力与稳定性。

3 匹配算法设计

模板匹配算法的流程如图 1 所示。它主要分为两个阶段:学习阶段和测试阶段。匹配算法采用两级分类器,第 1 级为粗匹配,它是由从模板样本图形中提取的一些简单特征,如轮廓长度、面积等特征所构成的基于置信区间的分类器,其分类过程可看作为一个假设检验过程,只有满足假设条件的图形才会输入到第 2 级分类器进行精匹配。第 2 级是通过对模板与非模板样本图形轮廓曲线的傅里叶描述子进行训练而得到的支持向量机分类器,其具有良好的精确性与稳定性。由于第 1 级分类器的计算效率远高于第 2 级,且可为第 2 级分类器淘汰掉大量的不匹配图形,这种两极分类器的匹配方法可大大提高算法的实时性。

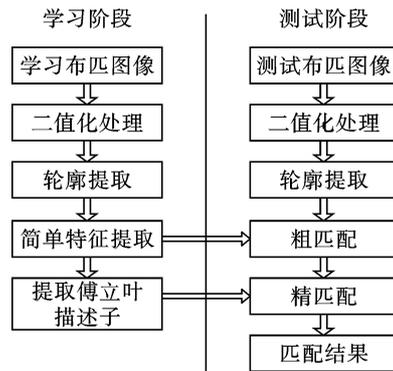


图 1 模板匹配算法流程图

3.1 学习阶段

学习阶段需要在已知模板图形的条件下,从若干个花回的布匹图像样本中建立并训练两级分类器,具体包括以下几个步骤:

步骤 1:对布匹图像进行 Otsu 分割^[8]得到二值化



图 2 布匹图像

图 3 布匹图像二值化处理结果

图像。一幅布匹图像如图 2 所示,布匹图像二值化后的结果如图 3 所示。

步骤 2:对二值化后的图像进行轮廓提取^[9],得到轮廓曲线图像 E ,如图 4 所示。

步骤 3:进行简单特征向量的提取。简单特征向量是二维的,它由模板图形轮廓曲线的长度与面积组成。将 E 中的图形轮廓曲线分为两类,其中模板图形为类别 1,非模板图形为类别-1。一个模板图形轮廓曲线如图 5 所示,在 E 中除了模板图形轮廓曲线之外的所有轮廓曲线都是非模板轮廓曲线。计算所有模板图形轮廓曲线的长度 L_i 与面积 $A_i, i = 1, 2, \dots, R, R$ 为模板图形轮廓曲线的个数。本研究计算 L_i 与面积 A_i 的均值与方差 μ_A, σ_A 与 μ_L, σ_L , 并构建置信区间 $[\mu_A - \lambda\sigma_A, \mu_A + \lambda\sigma_A]$ 与 $[\mu_L - \lambda\sigma_L, \mu_L + \lambda\sigma_L]$ 作为粗匹配器,其中 λ 为常量参数,在本研究中选取 $\lambda=5$ 。

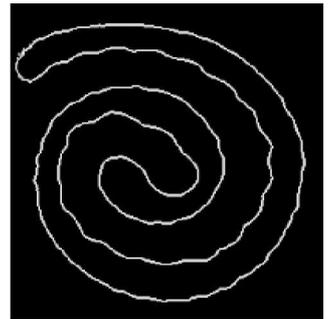
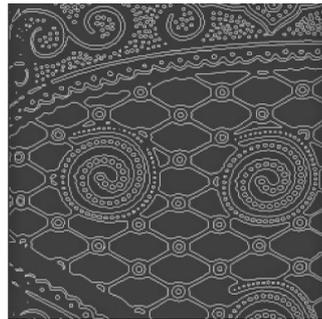


图 4 轮廓提取后的图像

图 5 模板图形轮廓曲线

步骤 4:根据第 1 章中的方法计算 E 中各个图形轮廓曲线的中心距傅里叶描述子,并选择其前 20 个低频系数形成一个特征向量,并用该图形的类别对特征向量进行标记,最后将所有标记后的特征向量输入到支持向量机进行训练,得到一个支持向量机分类器,即为精匹配器。在训练过程中有两个参数需要确定:式(5)中惩罚参数 C 与式(7)中的参数 σ 。训练过程采用交叉验证^[10]的方法来选取最优参数。

3.2 测试阶段

对于一待匹配的测试布匹图像 T ,测试阶段由以下几个步骤构成:

步骤 1:对布匹图像 T 进行 Otsu 分割得到二值化图像 ET 。

步骤 2:对二值化后的图 ET 像进行轮廓提取。

步骤 3:对于 ET 中任意一条图形轮廓曲线,计算其长度 L 与面积 A ,如果 A 落在置信区间 $[\mu_A - \lambda\sigma_A, \mu_A + \lambda\sigma_A]$ 之内且 L 落在置信区间 $[\mu_L - \lambda\sigma_L, \mu_L + \lambda\sigma_L]$ 之内,则进行步骤 4,否则认为该图形与模板不匹配,该过程可看作为一个假设检验过程。

步骤 4:对于步骤 3 中满足条件的图形轮廓曲线,

计算其中心距傅里叶描述子并选择其前 20 个低频系数形成一个特征向量,将特征向量输入支持向量机分类器,由式(8)可得到其类别。如果类别为 1,则认为该轮廓曲线与模板图形匹配,否则认为不匹配。

重复执行步骤 3 和步骤 4,直到测试布匹图像 T 中所有的轮廓曲线都被检测完成。

4 实验结果

本研究采用 VS2008 的 MFC 编程来实现软件平台的搭建,其中部分图像处理函数(如 OTSU 分割、轮廓提取以及傅里叶变换等)用 OpenCV 的库函数实现,支持向量机的训练、交叉验证及分类由 LIBSVM^[11-12]实现。根据上述设计方案,本研究对图 2 所示的印花布进行采样学习,最终建立两级分类器,并对待检测印花布匹进行测试,匹配结果如图 6 所示。



图 6 被检测布匹匹配结果

图 6 中的灰色方框处标记的是匹配结果。在实验中,分别运用第 1 级粗匹配和第 2 级精匹配对 100 种不同花形的印花布进行测试,发现单独采用粗匹配,出现很多误检的情况,准确率仅为 54%;若直接采用精匹配有 90%的准确率。若二者同时采用(即两级分类器的算法),成功检测出 92 种,准确率高达 92%。本研究对 CCD 相机采集到的分辨率为 1 024×2 048 的单帧图像进行匹配,时间为 377 ms(实验中使用的 PC 机 CPU 为 Intel Pentium 4, 2.66 GHz, 内存为 512 MB)。垂直分辨率为 2 048 像素的单帧图像实际长度为 54.04 cm,则匹配速度为 86 m/min,而在工业生产中布匹印花速度一般为 60 m/min,因此该算法在快速性上能够满足工业生产的需求。

5 结束语

本研究主要是针对布匹印花过程中能够实现模板匹配而开发出一套精确度高、快速性好的模板匹配

算法。匹配算法采用二值化和轮廓提取等操作得到布匹的轮廓曲线图;随后选取模板,从模板轮廓曲线中选择轮廓面积和长度这两个特征量建立基于置信区间的分类器,实现粗匹配;提取模板轮廓曲线的傅立叶描述子,建立基于支持向量机的分类器,实现精确匹配并得到最终的匹配结果。实验结果表明:笔者所研究的算法,具有稳定、快速性好、准确性高等特点,在少量的学习样本下能快速得到很好的匹配效果,对应用到实际的工业生产中有良好的推动作用。

参考文献(References):

- [1] 刘进,闫利. 图像相关匹配算法的快速实现[J]. 武汉大学学报,2007,32(8):684-687.
- [2] HUTTENLOCHER D P, KLANDERMAN G A, RUCKLIDGE W J. Comparing images using the Hausdorff distance [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(9):850-863.
- [3] BALLARD D H. Generalizing the HT to detect arbitrary shapes [J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2):111-122.
- [4] ZAHN C T, ROSKIES R Z. Fourier descriptors for plane closed curves [J]. *IEEE Transaction on Computers*, 1972, 21(3):269-281.
- [5] ZHANG D, LU G. Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval[J]. *Image Comput*, 2005, 23(1):33-49.
- [6] 程琼,庄留杰,付波. 基于傅立叶描述子和人工神经网络的步态识别 [J]. 武汉理工大学学报, 2008, 30(1): 126-129.
- [7] VAPNIK V. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: Wiley, 1998.
- [8] OTSU N. threshold selection method from gray level histograms [J]. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 1979(9):62-66.
- [9] CARR H, SNOEYINK J, VANDE M. Panne Progressive Topological Simplification Using Contour Trees and Local Spatial Measures[C]//15th Western Computer Graphics Symposium. Big White, British Columbia: [s.n.], 2004:301-306.
- [10] HSU C W, CHANG C C, LIN C J. A Practical Guide to Support Vector Classification [EB/OL]. [2006-01-01]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>.
- [11] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. [2001-01-01]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [12] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. [2007-02-09]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/libsvm.pdf>. [编辑:李辉]