

基于支持向量机的印品缺陷分类方法

舒文婷, 刘全香

(武汉大学, 武汉 430079)

摘要: **目的** 研究印品图像的各类形状缺陷, 建立基于支持向量机(Support vector machine, SVM)的印品形状缺陷分类模型。 **方法** 对印品进行符合人眼视觉特性的缺陷识别, 并对提取缺陷进行特征分析。将特征数据导入支持向量机进行训练学习, SVM 分类器对缺陷图像进行测试。 **结果** 分类器对点缺陷和面缺陷的识别率为 100%, 对线缺陷的分类准确率达 93.94%。 **结论** 基于 SVM 的缺陷分类方法能较好地满足印品质量检测的需求。

关键词: 印品缺陷; 人眼视觉; 支持向量机; 分类方法

中图分类号: TS807 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2014)23-0138-05

Classification Method of Printing Defects Based on Support Vector Machine

SHU Wen-ping, LIU Quan-xiang

(Wuhan University, Wuhan 430079, China)

ABSTRACT: Objective To get a classifier model based on support vector machine (SVM) for printing defects detection. **Methods** The characteristics of printing defects were extracted according to human vision characteristics, and which were then analyzed. After that these feature data were imported into SVM for learning and training. The SVM classifier was then used to test the defect images. **Results** The classification accuracy rate of the classifier for point defects and planar defects reached 100%, and the classification accuracy rate for linear defects was 93.94%. **Conclusion** The classification method based on SVM could meet the demand of printing defect detection.

KEY WORDS: printing defects; human visual system; SVM; classification method

机器视觉代替人眼完成对印品质量的检测,除了挑选合格品外,不可或缺的工作还包括对不合格品缺陷的识别和分类。国内外已有众多专家学者对印品缺陷检测系统进行了大量的研究。Seiji Hata 等人于 2002 年首次将印品缺陷归为形态缺陷和颜色缺陷^[1];英国埃克塞特大学的 J.Luo 和 Z.Zhang 通过神经网络对图像特征进行分类,提出了针对彩色印刷品的检测算法^[2];章疏晋等人用图像金字塔综合了逐像素匹配和分区域匹配的优点,提出了针对精细印刷品缺陷检测的方案^[3];阮秋琦^[4]通过动态阈值的设定,对一些像素点实现免检,以此缩短缺陷检测时间。由此,目前印

刷品缺陷检测主要集中在检测的精度、实时性和准确性上。尽管当前的视觉检测系统取得了很大进步,但仍存在着以下问题。

1) 印刷企业所使用的离线质量检测系统只能将好坏品分仓,无法对剔除的废品分门别类,不利于企业进行数据统计,以及进行全面的质量和成本控制。

2) 随着质量检测系统精度的提高,误检率会增大。而且不同缺陷的特点往往差别很大,当要求质量检测系统检测尽可能多的缺陷时,需要多种检测算法,从而导致系统实时性下降^[5]。

在保证合格印刷品符合人眼视觉判定的前提下,

收稿日期: 2014-06-20

作者简介: 舒文婷(1989—),女,湖北人,武汉大学硕士生,主攻图像复制技术。

通讯作者: 刘全香(1965—),女,湖北人,武汉大学教授、硕士生导师,主要研究方向为图像复制理论和数字媒体技术。

设法提升印品质量检测系统在一般环境下的准确率,并将缺陷样品分门别类是十分必要的。目前,较典型的图像分类方法有 Bayes 网络分类器、决策树算法、聚类算法和 SVM(支持向量机)等^[6]。其中,支持向量机(support vector machine, SVM)是模式识别与机器学习领域的新研究热点。它兼顾训练误差与测试误差的最小化,具有抗噪性强、高效、推广性好等优点^[7],近年来被广泛应用到遥感图像、印刷、金属加工、纺织、医学等领域^[8-10]。这里研究了印品图像的各类形状缺陷,建立了一种基于 SVM 的印品形状缺陷分类模型。结果表明,该分类器能较准确地识别印品中的各类缺陷。

1 基于人眼视觉特性的缺陷检测方法

基于人眼视觉特性的方法主要体现在动态阈值选取算法和数学形态学去噪算法2个方面。

1.1 动态阈值选取算法

已有视觉研究成果表明,人眼能感觉到的最小亮度差与观察对象的背景有关^[11],即视觉对亮度偏差的敏感程度随背景亮度变化呈非线性变化。总的来说,人眼对处于较暗(灰度值低)的区域更为敏感,能分辨更小的灰度差异。

在这里,用王锋与阮秋琦提出的动态阈值方法,稍作变形确定了一种动态灰度阈值检测方法。设定缺陷阈值为绝对阈值和相对阈值之和^[4]。

$$F = \begin{cases} 1 & |g(x, y) - f(x, y)| \geq A + f(x, y) \times R \\ 0 & |g(x, y) - f(x, y)| < A + f(x, y) \times R \end{cases} \quad (1)$$

式中: A 为绝对阈值; $f(x, y) \times R$ 为相对阈值;0表示合格,1表示缺陷。

这种灰度阈值标准是基于人眼视觉特性设定的。在通常的图像处理中,习惯将灰度级从暗到亮分为256个等级,定义灰度级为0~255。在0~255之间等间隔进行抽样实验(8级灰度、16级灰度和32级灰度),人眼对32,16和8级灰度级差的识别准确率分别约为94%,70%和46%^[12],随着灰度级差的减小,人眼的识别率呈下降趋势。同时实践证明,至少需要20个灰度级差,人眼才可以发现尺寸不小于0.3 mm的缺陷^[13]。基于此,选取绝对阈值 A 为20,相对阈值 R 取5%进行缺陷检测试验。设定215和45等2个灰度值

为不同灰度区域的代表,经动态阈值处理,在215灰度级的亮调区域允许上下32个灰度值的动态波动,在45灰度级的暗调区域只允许7个灰度值的动态范围。这样,符合人眼对处于较暗(灰度值低)的区域更为敏感的特性,同时也保证了人眼能准确识别的灰度级差。

动态阈值与固定阈值对比实验的效果见图1。与图1c相比较,图1d不再将人眼不可见的细小杂点认作缺陷。

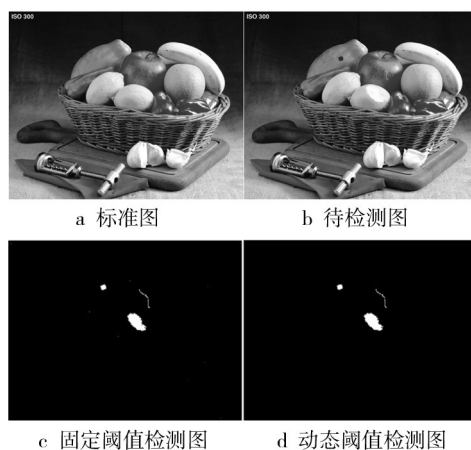


图1 阈值法缺陷检测

Fig.1 Defect detection with threshold method

1.2 数学形态学去噪算法

对缺陷进行分割提取前,设计结构元素对图像进行形态学处理,形态学处理方法主要包括以下几点。

1) 腐蚀:

$$A \ominus B = \{x | (B_x) \subseteq A\} \quad (2)$$

2) 膨胀:

$$A \oplus B = \{x | (\overline{B_x}) \cap A \neq \phi\} \quad (3)$$

其中, A 为待处理的目标像素; B 为结构元素; $A \ominus B$ 代表 A 被 B 腐蚀; $A \oplus B$ 代表 A 被 B 膨胀。

3) 开运算和闭运算:开运算是先对原图像先进行腐蚀后再进行膨胀的处理,闭运算反之。

结构元素的尺寸应略大于人眼能分辨的尺寸阈值。这里,采集的图像分辨率达300 ppi,计算得到的像素尺寸约为0.085 mm × 0.085 mm。该实验要求检测出0.3 mm × 0.3 mm大小的区域,约为16像素。如果选取5像素 × 5像素的结构元素,开运算正好可以滤除4像素 × 4像素大小的缺陷,最小可以检测出的缺陷面积为0.18 mm²。

用形态学处理缺陷的效果见图2。从图2a和图

2b可以看出, lena 帽檐上的较大面缺陷被标记为5个;在头发边缘,也有人眼无法识别的小点被系统判定为缺陷;经形态学处理后,在图 2c 中面缺陷变成一块连通的区域,在图 2d 中可看到小点不再被定义为缺陷。这样更符合人眼对印品缺陷的判定结果,以及后续对缺陷的特征分析。

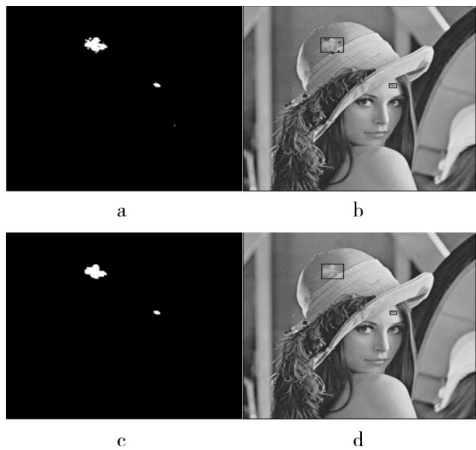


图2 lena形态学法缺陷检测
Fig.2 Defect detection using Lena morphological method

2 基于支持向量机的分类器模型

2.1 特征提取

图像特征包括图像的灰度特征、几何特征、纹理特征和结构特征等^[14],为了得到印刷品缺陷图像的类型、大小和面积等信息,选用Blob分析法对出现的缺陷进行几何特征描述。导出的缺陷特征文本见图3,缺陷编号从零开始。提取的特征包括轮廓长度、面积和圆形度,后续计算的特征还包括线性度。



图3 缺陷特征提取
Fig.3 Defect feature extraction

2.2 样本库建立

有了缺陷的上述特征,可以利用这些特征设定相应的阈值来将缺陷分类,作为样本库的数据来源。在缺陷样本库中,点缺陷是分布相对分散的异常点,包括墨点、白斑、墨皮等;线缺陷则是相互连接紧密但形状细长的聚集点,如刮痕、刀丝等;面缺陷是分布密集的面积较大的区域,包括油墨溅污、蹭脏等。根据这些缺陷呈现的形态,按见图4方法进行归类。

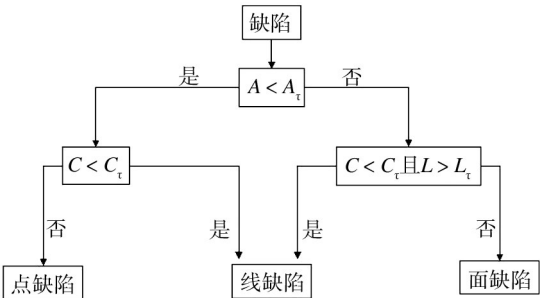


图4 缺陷分类流程
Fig.4 Flow chart of defect classification

选取几组实验结果对上述分类进行说明。实验中国值设定为面积阈值 $A_t=130$ 像素,圆形成度阈值 $C_t=0.2$ 像素,周长阈值 $L_t=0.7$ 像素,实验数据见表1。

表1 缺陷特征参数提取
Tab.1 Extraction of defect model parameters

编号	面积A	周长P	圆形成度C	线性度L	结构元素	缺陷类型
1	3.0	4.5	1.20		5×5	非缺陷
2	26	19.7	0.85		5×5	点缺陷
3	84.5	64.2	0.26		5×5	点缺陷
4	11.5	29.1	0.17			线缺陷
5	351	157.2	0.18	2.23	5×5	线缺陷
6	136	56.1	0.54		5×5	面缺陷

2.3 SVM建模

原始的SVM是针对的2类分类器,对于多分类器,构造方法包括“一对多”(one against all)^[15]、“一对一”(one against one)^[16-17]、二叉树法(BT)^[18]和导向无环图(DAG)^[17]。“一对一”整体训练速度和精度要高于“一对多”,二叉树和导向无环图对类别数目较多的分类问题优势明显。在这里分类的类别数较少,因而选取“一对一”的方法。对于所定义的点缺陷、线缺陷和

面缺陷等3类问题,需训练3个分类器:1[#](点,面),2[#](点,线),3[#](面,线)。判别过程见图5。

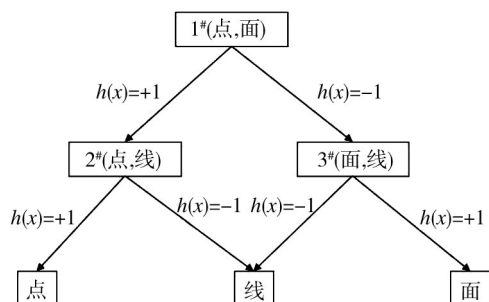


图5 “一对一”淘汰法

Fig.5 "One against one" elimination method

判别函数为:

$$h(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right) \quad (4)$$

式中, α_i^* , b^* 分别为最优拉格朗日乘数和最优偏差项; x 为未知样本, x_i 为支持向量, y_i 为 x_i 对应的类标签; $K(x_i, x)$ 为核函数。

判别过程以下所述。

1) 设被识别对象为 x , 首先由 1[#] 判别函数进行识别。若判别函数 $h(x)=+1$, 则判别函数从左下方 2[#] 继续; 若判别函数 $h(x)=-1$, 则判别函数往右下方的 3[#] 继续。

2) 假设结果类型为点, 则判别对象再由 2[#] 判别函数进行识别。若结果为类型 +1, 则可判定最终结果为点; 反之, 则为线。

2.4 SVM模型参数讨论

选用高斯核函数为初次尝试, 利用林智仁^[18]开发的参数选择工具 grid.py 进行参数寻优。寻优对象为惩罚系数 C 和参数 γ , 每个不同的组合 ($\log_2 C, \log_2 \gamma$) 对应不同的准确率。系统以默认参数为基础, 形成以 90% 准确率为起点的寻优方案, 自动检索不同数值组合, 直至搜索到最高准确率。这里寻优后的最高准确率为 92.6667%, 对应组合 (11, -11), 即 $C=2048$, $\gamma=0.000488$ 。

在得到 grid.py 建议的最优参数后, 可简单试验对 γ 作反馈调节, 最终确定的 γ 值为 0.0004。得到模型参数后, 结合提取的样本特征数据, 便可利用 SVM 算法生成分类模型, 得到的分类模型可用于后续的分类实验。

3 结果及分析

获得分类器模型后, 利用模型进行测试。实验训练样本总数为 150 个, 点缺陷、线缺陷和面缺陷各为 50 个; 测试样本 75 个, 不同类别各 25 个。相同的实验进行 3 次, 统计缺陷的平均分类准确率和平均分类时间, 平均分类准确率结果统计见表 2。

表2 实验测试结果

Tab.2 Experimental results

编号	类别	训练数/个	测试数/个	测试准确率/%	
				Blob 分类	SVM 分类
1	点缺陷	50	25	100	100
2	面缺陷	50	25	97	100
3	线缺陷	50	25	90.25	93.94

从表 2 可以看出, SVM 在面缺陷和线缺陷上的分类准确率要高于 Blob 分类; 同时在分类时间上, 测试结果显示, 采用 Blob 分类方法的缺陷样本平均用时 18.2 ms, SVM 分类用时 20.8 ms, 两者相差不大。Blob 分类由人工根据经验设定阈值, 容易出错, 通过 SVM 分类, 线和面缺陷的分类准确率得到了提高; 对于 Blob 分类和 SVM 分类器, 点和面缺陷的分类准确率都高于线缺陷。这是因为根据面积阈值区分点缺陷和面缺陷, 对于点缺陷比较好判断, 而线缺陷的面积分布较广, 部分粗线条在面积临界位置就被判定为面缺陷或无类别。

4 结语

从多分类支持向量机的原理出发, 对点、线和面等 3 类缺陷进行符合人眼视觉特性的定义, 提取缺陷图像的几何特征参数, 导入分类器进行训练, 得到分类器模型。实验以测试准确率和时间为评价指标, 发现 SVM 分类性能优于常规缺陷分类方法, 并具有较高的准确率。由于实验设计选取的缺陷特征有限, 也并非利用海量数据进行训练, 因此不可避免地使得有些缺陷被错分。由此, 选择适当量的数据集、丰富特征提取算法以及改进分类器的设计, 进一步提高准确率, 是 SVM 印品缺陷分类系统努力的方向。

参考文献:

- [1] ISHIMARU I, HATA S. Color-defect Classification for Printed-matter Visual Inspection System[C]// Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2002: 3261—3265.
- [2] LUO J, ZHANG Z. Automatic Colour Printing Inspection by Image Processing[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2003(391): 373—378.
- [3] 章毓晋, 黄翔宇, 李睿. 自动检测精细印刷品缺陷的初步方案[J]. 中国体视学与图像分析, 2001, 6(6): 109—112.
- ZHANG Yu-jin, HUANG Xiang-yu, LI Rui. A Preliminary Scheme for Automatic Detection of Fine Presswork Defect[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2001, 6(6): 109—112.
- [4] 王峰, 阮秋琦. 基于动态阈值和分层检测的图像缺陷识别算法的研究与应用[J]. 北方交通大学学报, 2001(2): 19—22.
- WANG Feng, RUAN Qiu-qi. Research and Application of Image Defect Recognition Algorithm Based on Dynamic Threshold and Staged Inspect[J]. Journal of Northern Jiaotong University, 2001(2): 19—22.
- [5] 马兰. 质量检测系统引领烟包行业竞技新风潮[J]. 印刷技术, 2011(4): 11.
- MA Lan. Quality Inspection System Leading to Bacco Package Printing Industry Competitive New Trend[J]. Printing Technology, 2011(4): 11.
- [6] RICHARD O, DUDA P E, HART D G. Pattern Classification (2nd Edition)[M]. Beijing: China Machine Press, 2006.
- [7] CHRISTIANINI N, SHAWE J. An Introduction to Support Vector Machines (5th Edition) [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [8] WANG Xiang-yang, ZHANG Xian-jin, YANG Hong-ying, et al. A Pixel-based Color Image Segmentation Using Support Vector Machine and Fuzzy C-means[J]. Neural Networks, 2012, 33: 48—59.
- [9] GHOSH A, GUHA T, BHAR R B, et al. Pattern Classification of Fabric Defects Using Support Vector Machines[J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2011, 23: 142—151.
- [10] MOUNTRAKIS G, IM J, OGOLE C. Support Vector Machines in Remote Sensing: A Review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(5): 485—487.
- [11] BUCHSBAUM G. An Analytical Derivation of Visual Nonlinearity[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1980, 27(5): 237—242.
- [12] 谢维信, 秦桢. 人的视觉对灰度级别的分辨能力及视觉内部噪声的研究[J]. 航天医学与医学工程, 1991(1): 51—55.
- XIE Wei-xin, QIN An. Study on Human Visual Resolution and Visual Internal Noise Gray Level[J]. Space Medicine and Medical Engineering, 1991(1): 51—55.
- [13] 于蒙蒙, 缪晓丽. 浅析全自动印刷品在线检测系统[J]. 广东印刷, 2011(1): 35—38.
- YU Meng-meng, MIU Xiao-li. Analysis of Automatic Printing Online Detection System[J]. Guangdong Printing, 2011(1): 35—38.
- [14] 杨水山. 冷轧带钢表面缺陷机器视觉自动检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- YANG Shui-shan. Machine Vision Based Automatic Surface Defects Inspection for Cold Rolled Steel Strips[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009.
- [15] POLAT K, GÜNES S. A Novel Hybrid Intelligent Method Based on C4.5 Decision Tree Classifier and One-against-all Approach for Multi-class Classification Problem[J]. Expert System with Applications, 2009, 36(2): 1587—1592.
- [16] ARINDAM C, KAJAL D, DIPAK C. A Comparative Study of Kernels for the Multi-class Support Vector[C]// Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2008: 3—7.
- [17] 韩兰胜, 邹梦松, 刘其文, 等. 多类支持向量机的病毒行为检测方法[J]. 计算机应用, 2010, 30(1): 181—185.
- HAN Lan-sheng, ZOU Meng-song, LIU Qi-wen, et al. Behavior-based Virus Detection Method Using Multi-class Support Vector Machine[J]. Journal of Computer Application, 2010, 30(1): 181—185.
- [18] CHEONG S, SANGH O, LEE S Y. Support Vector Machines with Binary Tree Architecture for Multi-class Classification[J]. Neural Information Processing, 2004, 2(3): 47—51.
- [19] MANIKANDAN J, VENKATARAMANI B. Study and Evaluation of a Multi-class SVM Classifier Using Diminishing Learning Technique[J]. Neurocomputing, 2010, 73(10-12): 1676—1685.
- [20] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology[EB/OL]. [2014-04-21], <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.