

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.02.023

基于单类支持向量机的织物瑕疵检测研究^{*}

兰瑜洁¹, 钟舜聪^{1,2*}

(1. 福州大学 机械工程及自动化学院光学/太赫兹及无损检测实验室, 福建 福州 350108;

2. 福建省医疗器械和生物技术重点实验室, 福建 福州 350000)

摘要:为了实现在工业环境下的织物瑕疵在线检测,提出了一种基于单类支持向量机(OCSVM)的织物异常纹理检测方法。通过利用 CCD 采集织物图像,滤除图像噪声后提取了图像小区域窗口子图像特征;通过实验寻找了两组有效的特征向量,对特征值进行了归一化和主成份分析降维后导入支持向量机分类器中进行了训练,利用单类 SVM 对异常区域进行了定位和标记。通过对分别利用两组特征向量识别出的图像结果进行组合得到了最后的瑕疵区域。实验结果表明,该算法能够正确地对多种瑕疵进行识别,并能较大程度降低误检率和漏检率;同时,能够有效解决生产实际中瑕疵训练样本难以获取的问题,对未知的待测样本有较好的推广性,可以适应工业检测的要求。

关键词:织物;瑕疵检测;机器学习;支持向量机

中图分类号:TP2;TS1

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)02-0237-05

Fabric defect detection based on one-class support vector machine

LAN Yu-jie¹, ZHONG Shun-cong^{1,2}

(1. Laboratory of Optics, Terahertz and Non-destructive Testing & Evaluation,

School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Fujian Key Laboratory of Medical Instrument and Pharmaceutical Technology, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In order to realize on-line defect detection of fabric in real industry, an abnormal fabric detection method based on One-Class Support Vector Machine (OCSVM) was proposed. The fabric images were collected by a CCD camera and were filtered by median filter before the features of sub-images were extracted from the divided rectangular areas. Two groups of effective feature vectors were decided by experiments. After the normalization and dimensionality reduction by using principal component analysis, the features were employed in the training of OCSVM, which subsequently could be used to locate and label the abnormal regions. The defective regions could be obtained through the combination of detection results obtained from the two different groups of feature factors. The experimental results indicate that the algorithm could correctly identify different defects and could effectively reduce the false alarm rate and missed detection rate. It provided an available solution to solve the problem of the difficulty in acquiring enough defective samples in the practical production and has a good generalization performance to the unknown test samples. The algorithm can meet the demand of industrial application.

Key words: fabric; defect detection; machine learning; support vector machine(SVM)

0 引言

传统上,织物生产过程中的质量检测主要是依靠

人工来进行,不仅工作强度大、效率低,还存在误检率和漏检率高的问题。工业自动化水平的提高为发展织物瑕疵自动化检测技术提供了可能。图像处理技术在

收稿日期:2015-09-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51005077);教育部高校博士学科点科研基金(博导类,20133514110008);国家卫生和计划生育委员会科研基金(WKJ-FJ-27);国家质检总局科技计划项目(2011QK216);福建省杰出青年基金滚动项目(2014J07007);福建省质量技术监督局科技计划项目(FJQI2014008,FJQI2013024);福建省高等学校学科带头人培养计划(闽教人[2013]71号);福建省自然科学基金项目(2015J01234)

作者简介:兰瑜洁(1991-),女,畲族,福建福安人,主要从事无损检测及图像处理等方面的研究. E-mail:371054258@qq.com

通信联系人:钟舜聪,男,研究员,博士生导师. E-mail:zhongshuncong@hotmail.com

织物瑕疵检测上的应用主要归结为:基于统计学特征的方法、基于频谱分析的方法、基于模型的方法^[1]。其中,机器学习的方法展现了传统检测算法无法比拟的特质,受到了越来越多学者的关注。

国内外学者提出了大量的机器学习理论:神经网络分类器、支持向量机、动态贝叶斯网络等。这些算法在织物瑕疵检测上也得到了广泛的应用,如:Kuo 等人^[2]将三层前馈人工神经网络应用到白色平纹织物瑕疵检测中;张宇^[3]采用 GMM 改进的径向基(RBF)神经网络作为分类器进行瑕疵检测;Y. Yin 等人^[4]利用小波重构结合 BP 神经网络对织物瑕疵进行分类;王明景等人^[5]通过创建标准无瑕疵基元偏移图像簇提取图像块特征构建双层分类机制对瑕疵进行分类;步红刚等人^[6]提取分形参数组成特征向量并利用欧氏距离检测器对不同纹理背景的织物进行瑕疵检测。

但是传统的机器学习方法是通过训练过程提供充足的训练样本来提高测试集的识别率,对于缺乏代表性或少量的训练集来说很容易导致过度拟合^[7]。支持向量机是近几年基于统计学习理论发展起来的新型的机器学习方法,其能够有效避免传统机器学习方法中“维数灾难”和“过学习”问题且对小样本和非线性模式识别问题上具有较好的表现^[8]。在织物瑕疵检测中,由于织物种类较多,瑕疵外观形貌各式各样^[9];此外,在织物制造过程中带有瑕疵的织物样品不易获取,为训练时需要大量异常样本的分类器的设计带来很大不便^[10]。

因此,本研究考虑从异常检测方向入手,利用单类支持向量机(one-class support vector machine, OCSVM)对织物瑕疵进行识别,并取得较好的检测结果。

1 基于单类支持向量机的织物瑕疵检测算法

算法总体流程图如图 1 所示。本研究首先通过 CCD 工业相机在线采集织物图像后对获得的图像进行中值滤波以改善图像质量,根据织物的经纬线密度和纹理特征确定子窗口尺寸。笔者通过实验确定两组能对瑕疵区域进行有效识别的特征向量组,在进行归一化处理和主成份分析后,将其应用于单分类支持向量机的训练。在检测阶段,从待测图像中提取的子图像的特征向量经过与无瑕疵训练样本的特征向量同样的处理步骤后被用于判别瑕疵的存在。笔者将利用两组不同特征向量组得到的检测结果结合起来,可最终实现瑕疵区域的检测和标记。

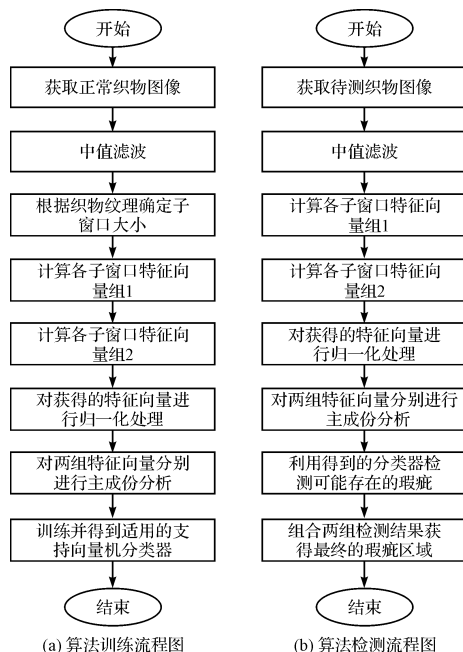


图 1 基于两组特征向量的单类 SVM 算法流程图

1.1 支持向量机理论基础

支持向量机主要是通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在这个空间中求(广义)最优分类超平面^[11]。

其结构示意图如图 2 所示。

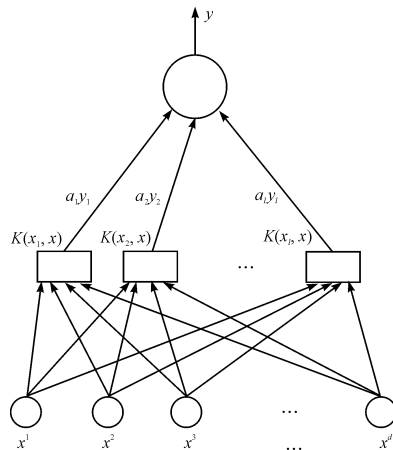


图 2 支持向量机结构示意图

x —支持向量机输入; y —支持向量机的输出; $K(x_1, x)$ —核函数; a_1 —相应系数

从图 2 中可以看出,SVM 在形式上类似于一个神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应一个支持向量。

支持向量机方法以统计学习的 VC 维理论和结构风险最小原理为基础。通过在模型复杂性和学习能力之间寻求折衷以获得较好的推广能力。

在线性不可分的情况下,相应的最优分类函数为:

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

式中: $K(x_i, x)$ 为选用的适当的内积函数,通过它可以在不增加计算复杂度的条件下实现某一非线性变换后的线性分类。

1.2 特征向量的选择

在分类器的设计中,特征的提取对分类结果的好坏起着至关重要的作用。本研究以主要表面纹理检测中常用的描述物体表面灰度变化特点为特征量,并将多个特征组合成特征向量来代表一类对象。

为减少机器学习中常见的误检漏检现象,本研究采用以下两组特征向量作为瑕疵判别的标准。首先确定两组特征值如下:第一组特征向量为6个统计纹理度量(均值、标准差、平滑度、三阶矩、一致性、熵)和从灰度共生矩阵^[12-14]中获得的14个Haralick纹理特征^[15](同质性、对比度、非相似性、相关性、角二阶矩等);第二组特征向量主要是6个统计纹理度量和子图像的7个不变矩^[16]。其中,灰度直方图是一种描述单个像素灰度分布的一阶统计量;灰度共生矩阵是一种描述具有某种空间位置关系的两个像素的联合分布的二阶统计量,能够较好地反映灰度空间的相关性。

通过两组特征值得到的支持向量机检测结果的组合可以很好地辨识和定位出大部分类型的瑕疵,并可以有效去除瑕疵的误判以减少虚警率。

1.3 归一化和主成份分析

由于采集到的特征值数量级差异大,本研究利用

最大最小值法将特征值归一化后限制在 $[-1, 1]$ 区间,以此来消除数量级差异对特征值有效性的影响。

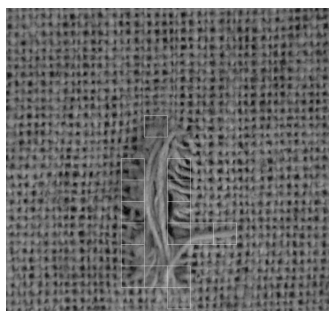
由于所选取的特征值较多,处理耗时长且可能会影响机器学习的准确性,本研究对归一化后的特征值利用主成份分析(PCA)^[17]进行特征降维,去除冗余信息以实现在保留所需的识别信息的基础上,用较少的维数的特征对样本进行描述从而提高检测速度和精度^[18]。

2 试验及结果分析

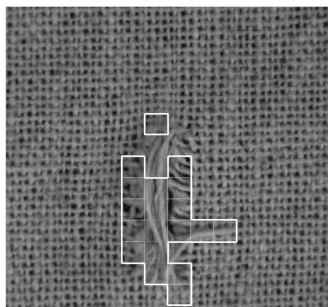
2.1 算法检测效果检验

通过实验可知本研究所采用的两组特征向量具有各自的特点:第一组特征向量对纹理密度偏大、异物等瑕疵较为敏感,第二组特征向量对破洞、油污等瑕疵较为敏感,通过将两次检测结果组合起来可以较好地确定瑕疵区域。

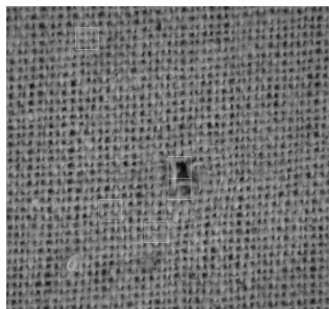
将本研究所用的两组特征向量合并为一组的检测结果如图3(a)、3(c)所示,识别出的瑕疵区域如细实线方框标记所示。将图像特征分组后的检测结果如图3(b)、3(d)所示,图中细实线方框为分别利用第一组特征向量和第二组特征向量获得的瑕疵区域标记结果的总和。两组特征向量检测结果的组合规则为:以两组检测结果重叠部分方框为起点,将与之相邻的细实线方框区域纳入瑕疵标记区域,舍弃其他孤立的细实线方框。组合后识别出的瑕疵区域如图中粗实线方框所示。



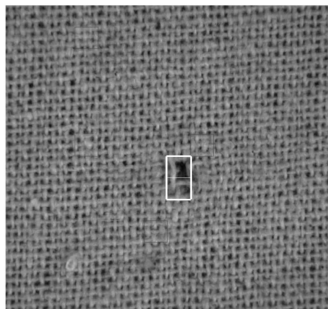
(a) 合并特征向量对瑕疵1的检测结果



(b) 特征向量分组对瑕疵1的检测结果



(c) 合并特征向量对瑕疵2的检测结果



(d) 特征向量分组对瑕疵2的检测结果

图3 算法检测效果对比图

从两组结果的对比中可以看出,将两组特征向量合并为一组后,部分瑕疵区域无法识别且出现一些误检区域。将纹理特征分组后,算法对瑕疵区域识别的敏感程度有一定的提高,且在一定程度上避免了误检

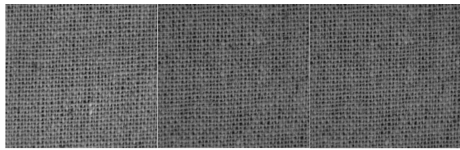
现象,验证了两组特征值组合方法的优势。

2.2 多类瑕疵检测结果

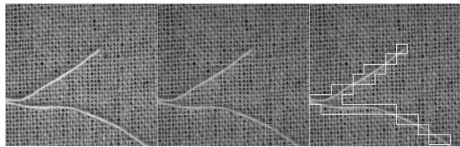
笔者在该实验中将大小为 756×798 的图像样本划分成 14×14 个的子图像块。本研究利用1 568个

正常织物纹理图像块为训练样本对支持向量机进行训练后分别对 2 940 个样本图像块(2 820 个不含瑕疵的图像块和 120 个包含瑕疵的图像块)进行测试。实验结果表明对正常样本检测准确率为 99.64%,对包含瑕疵的样本检测准确率为 93.33%

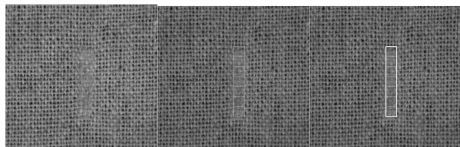
其中主要瑕疵类别检测效果图如图 4 所示。



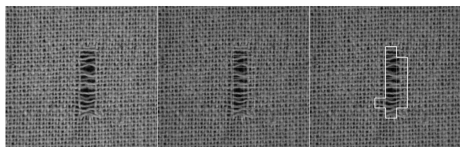
(a) 无瑕疵布料的检测结果



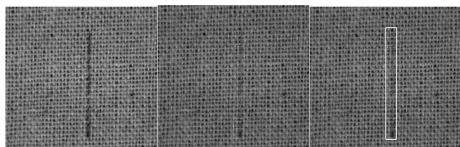
(b) 瑕疵布料1的检测结果



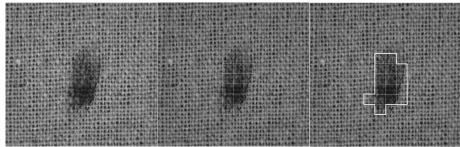
(c) 瑕疵布料2的检测结果



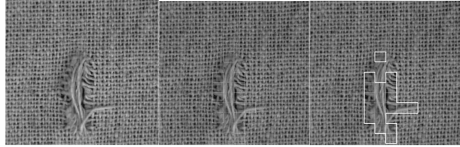
(d) 瑕疵布料3的检测结果



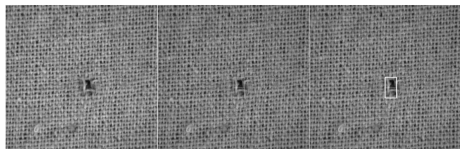
(e) 瑕疵布料4的检测结果



(f) 瑕疵布料5的检测结果



(g) 瑕疵布料6的检测结果



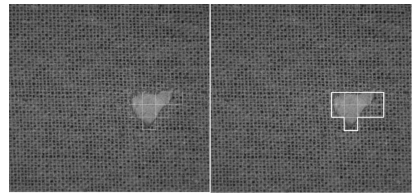
(h) 瑕疵布料7的检测结果

图 4 算法检测结果图

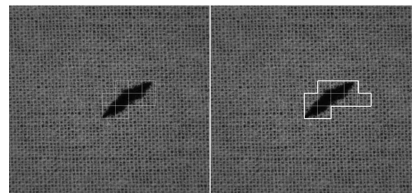
从实验结果中可以得出,本研究的算法对多种瑕疵具有一定的适应性和较高的检测准确度。

2.3 算法通用性验证

为了检测算法的通用性,笔者改变光照和织物纹理密度后重新训练支持向量机并利用其进行检测,检测结果如图 5 所示。



(a) 改变检测条件后瑕疵检测结果1



(b) 改变检测条件后瑕疵检测结果2

图 5 改变光照和纹理密度的检测结果

结果说明该算法具有较好的通用性和适应性。

3 结束语

本研究以支持向量机为分类器,因其基于机器学习,适应性远高于传统的图像处理方法,可适用于多种布料瑕疵检测。支持向量机以结构风险最小化为原则,具有传统机器学习方法不具有的优势:可以获得全局最优点,避免神经网络方法中的局部极值问题;能够在小样本情况下有效地学习。由于单分类 SVM 属于异常检测,可以有效检出可能出现的新的种类的瑕疵,对待测样本具有较好的推广性,解决了采用正、负样本进行训练的方式中因为瑕疵样本种类覆盖面不足导致的对不包含在训练样本种类中的瑕疵识别困难。此外,单分类 SVM 只需要对正常织物样本进行训练,因此可以有效克服生产实际中瑕疵样本不易大量获取的问题,增强了实用性。

本研究采用两组图像特征作为判断依据分别对其进行训练,综合这两组特征向量得到的结果最终识别和定位瑕疵区域,能够较大程度地去除不必要的干扰。将特征值分组的方法可以在保证漏检率低的前提下,有效降低误检率,避免频繁虚警而延误生产进度。且可以通过改变两组特征向量的权重配比依据生产中的特定要求在漏检和误检率上找到一个平衡,对机器学习在瑕疵检测上的工业应用具有一定的参考价值。

参考文献 (References):

- [1] NGAN H Y T, PANG G K H, YUNG N H C. Automated fabric defect detection-A review [J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(7): 442-458.

- [2] KUO C F J, LEE C, TSAI C. Using a neural network to identify fabric defects in dynamic cloth inspection[J]. **Textile Research Journal**,2003,73(3):238-244.
- [3] 张 宇. 基于机器学习的织物瑕疵自动检测及分类技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学机电工程学院,2010.
- [4] YIN Y, ZHANG K, LU W. Textile Flaw Classification by Wavelet Reconstruction and BP Neural Network[C]//ISNN 2009(Part II, Lecture Notes in Computer Science). Wuhan:[s. n.],2009:694-701.
- [5] 王明景,白瑞林,何 薇,等. 图案布匹瑕疵的在线视觉检测[J]. 光电工程,2014,41(6):19-26.
- [6] 步红刚,黄秀宝,汪 军. 基于多分形特征参数的织物瑕疵检测[J]. 计算机工程与应用,2007,43(36):233-237.
- [7] 李文书,赵 悦. 数字图像处理算法及应用[M]. 北京:北京大学出版社,2012.
- [8] 王定成. 支持向量机建模预测与控制[M]. 北京:中国气象出版社,2009.
- [9] 兰瑜洁,钟舜聪. 基于区域生长法的自适应图像分割的网眼织物瑕疵检测[J]. 机电工程,2015,32(11):1511-1516.
- [10] ZHOU Jian, WANG Jun. Fabric defect detection using adaptive dictionaries[J]. **Textile Research Journal**,2013,83(17):1846-1859.
- [11] 蒋先刚. 数字图像模式识别工程项目研究[M]. 成都:西南交通大学出版社,2014.
- [12] GONZALES R C, WOODS R E. Digital Image Processing, Second Edition[M]. NJ: Pearson Education, Inc.,2002.
- [13] ZHANG D, ZHAO M, ZHOU Z, et al. Characterization of wire rope defects with gray level co-occurrence matrix of magnetic flux leakage images[J]. **Journal of Nondestructive Evaluation**,2013,32(1):1-7.
- [14] RAHEJA J L, KUMAR S, CHAUDHARY A. Fabric defect detection based on GLCM and gabor filter: a comparison[J]. **Optik**,2013,124(23):6469-6474.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Textural features for image classification[J]. **IEEE Trans. Syst. Man Cybern**,1973,3(6):610-621.
- [16] 姚 敏. 数字图像处理[M]. 北京:机械工业出版社,2006.
- [17] 杨淑莹. 模式识别与智能计算-Matlab 技术实现[M]. 北京:电子工业出版社,2008.
- [18] LENG Qiu-jun, ZHANG Hu, FAN Chen, et al. Fabric defect detection using independent component analysis and phase congruency[J]. **Wuhan University Journal of Natural Sciences**,2014,19(4):328-334.

[编辑:张 豪]

本文引用格式:

兰瑜洁,钟舜聪. 基于单类支持向量机的织物瑕疵检测研究[J]. 机电工程,2016,33(2):237-241.

LAN Yu-jie, ZHONG Shun-cong. Fabric defect detection based on one-class support vector machine[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2016, 33(2):237-241.

《机电工程》杂志;<http://www.meem.com.cn>

(上接第236页)

参考文献(References):

- [1] 费丽娜. 基于机器视觉的电磁式指示仪表校验装置研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学自动化测试与控制系,2006.
- [2] 邹 宏. 基于FPGA的三相高精度工频信号源的设计与实现[D]. 杭州:杭州电子科技大学电子信息学院,2012.
- [3] 陈 爽. 基于FPGA的数字合成信号发生器[D]. 贵阳:贵州大学计算机科学与技术学院,2007.
- [4] 王 鑫,谭学林,段晓超. 基于FPGA的大气数据采集系统的设计[J]. 机电工程技术,2015,44(3):61-64.
- [5] 刘爱珊. DDS技术及其在BITS中的应用[J]. 今日电子,2001(7):7-9.
- [6] 刘静波. MC145163P型锁相频率合成器的原理与应用[J]. 国外电子元器件,2005(12):46-50.
- [7] 钱 宁. 电子式计数器停电记忆功能电路分析[J]. 机电工程,2014,31(4):532-536.
- [8] 诸葛坚. 一种采用锁相环技术的27MCMOS频率合成器设计[D]. 长沙:湖南大学物理与微电子科学学院,2011.
- [9] 杨碧石. 基于EPROM全数字式PWM调制器的设计[J]. 电气自动化,2008(4):69-71.
- [10] 张德朝,史伟民,杨亮亮,等. 基于加权最小二乘法的光纤管分类研究[J]. 机电工程,2013,30(6):696-699.
- [11] WANG Fa-qiang, MA Xi-kui. Effects of switching frequency and leakage inductance on slow-scale stability in a voltage controlled flyback converter[J]. **Chinese Physics B**,2013(12):137-144.

[编辑:张 豪]