

基于增强的低对比度印品缺陷的识别技术研究

张雷洪, 熊锐

(上海理工大学, 上海 200093)

摘要: **目的** 针对当前印刷缺陷检测系统中存在的低对比度印刷缺陷检测精度不高等问题, 基于 HSV 颜色空间, 提出一种增强的低对比度印刷缺陷识别方法。 **方法** 首先, 将标准样张图像与采集到的印刷图像由 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间, 并提取视觉上变化敏感的亮度分量 V 作为待检测对象; 其次, 将对比度受限的局部直方图均衡 (CLAHE) 与数学形态学相结合, 来增强显现待检测图像中的缺陷; 再次, 使用连通域分析方法来获取缺陷的面积、周长、离心率、长宽比和圆形度等 5 种特征信息, 并以此建立 15 个特征模型; 最后, 构建基于 PNN 的印刷缺陷识别神经网络, 并在 Matlab 中实现对低对比度印刷缺陷的识别。 **结果** 15 个模型的平均耗时为 475 ms, 都控制在毫秒级别, 满足了现代印刷缺陷检测对于实时性的要求。其中模型 2 的测试正确率为 95%, 能够识别污点等点缺陷, 模型 3 和模型 12 的测试正确率为 93% 和 93.3%, 能够识别刮痕等线缺陷, 模型 5 的测试正确率为 93.1%, 能够识别墨迹等面缺陷, 且测试正确率高于基于 BP 神经网络的缺陷识别方法。 **结论** 从缺陷检测的实时性和精确性上来讲, 提出的方法能够对低对比度印刷缺陷进行实时和精确的检测。

关键词: 缺陷检测; 图像增强; 模式识别

中图分类号: TS807 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)13-0252-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.13.037

Recognition Technology of Low Contrast Printing Defects Based on Enhancement

ZHANG Lei-hong, XIONG Rui

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The paper aims to propose an enhanced recognition method for low contrast defects based on the HSV color space to solve the problem that the low detection accuracy of low contrast printing defects in the current printing defect detection system. Firstly, the standard sample image and the printed image to be detected were converted from the RGB color space to the HSV color space, and the brightness component V , which was sensitive to visual changes, was extracted as the object to be detected; secondly, the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) was combined with mathematical morphology to enhance the appearance of defects in the image to be detected; thirdly, the Connected Component Analysis (CCA) was used to obtain the five kinds of characteristic information of area, circumference, eccentricity, length-width ratio and circularity to establish 15 feature models on this basis. Finally, a printing defects recognition network based on PNN was constructed, and the recognition of low contrast printing defects was realized in Matlab. The average time of the 15 models was 475 ms, all of which were controlled at the millisecond level, meeting the real-time requirements of modern printing defect detection. Among them, the test accuracy of model 2 was 95%, which can identify spot defects; the test accuracy of Model 3 and Model 12 was 93% and 93.3% respectively, which can identify line defects; the test accuracy of model 5 was 93.1%, and it can identify surface defects. Moreover, the test accuracy was higher than

收稿日期: 2019-03-12

作者简介: 张雷洪 (1981—), 男, 上海理工大学副教授, 主要研究方向为印刷包装技术和数据模拟仿真。

that of the defect recognition method based on BP neural network. In terms of real-time and accuracy of defect detection, this method can detect low contrast printing defects in real time and accurately.

KEY WORDS: defect detection; image enhancement; pattern recognition

随着经济的快速发展和生活水平的提高,人们对彩色印刷品的需求量越来越大,对现代印刷技术的要求也愈发严格。然而在印刷生产过程中,传统的人工检测存在滞后性、低效性以及高成本等问题,已经无法满足现代印刷生产的需求。相较而言,基于机器视觉的印刷缺陷检测技术^[1-3]具备高精度、高可靠和高效性的优势,极大地减轻了人工负担,避免了传统检测方案的缺陷,为工业领域完成全自动化生产提供了关键技术。在实际的印刷过程中,由于低对比度印刷缺陷的颜色相差不大、对比度低、轮廓不清晰等特点,会因为印刷检测技术不完善等因素而造成检测此类缺陷的精确度不高。在这种情况下,如何使印刷企业在印刷过程中,可以准确地发现此类印刷缺陷,减少损失,成为了急需解决的问题。

目前,对比度受限的局部直方图均衡化(CLAHE)因其方法简单,有效地增强了图像的局部对比度,被广泛应用于图像增强领域中。比如,李明杰^[4]等人针对水下光照不均匀的特点,对水下图像进行了多种对比度增强实验,发现 CLAHE 方法具有最好的增强效果;孙冬梅等人^[5]为了解决医用检测试纸条图像对比度低的问题,在 CLAHE 算法的基础上,引入了一个自适应参数 T 来调整图像像素点重新分配的范围,从而达到增强图像细节的目的。文献[6]对比了 CLAHE 算法在 RGB, HSV, YIQ, Lab 等不同颜色空间的增强效果,实验发现 CLAHE 算法在 HSV 颜色空间上取得了最好的增强效果。虽然 CLAHE 算法有很好的图像增强效果,但是对质量要求很高的印刷图像来讲,该算法在一定程度上带来了一定的噪声,同时掩盖了图像的细节信息,因此有必要对算法进行改进,以减少噪声对缺陷检测带来的影响。而在印刷缺陷检测技术中,数学形态学处理能够很好地对印刷图像进行滤波和增强,因此,文中预先将 CLAHE 算法与数学形态学处理进行结合,来增强低对比度印刷缺陷的显现。

另一方面,对低对比度印刷缺陷进行增强只是完成了对待检测印刷图像的预处理,而在完整的印刷缺陷检测流程中,不仅要检测印刷图像是否存在缺陷,还需要检测出印刷图像存在何种缺陷。概率神经网络(PNN)作为一种前馈神经网络,其学习过程简单,训练速度快,同时分类正确率高且容错性能好,被广泛应用于各类分类问题中。比如,李贝贝等^[7]利用 PSO 算法对 PNN 神经网络中的平滑因子进行了优化,用于自相关过程的控制图模式识别中,并取得了更强的模式分类能力;李强等^[8]提出了一种采用概率神经

网络的音乐情感分析模型,通过 PNN 网络实现了对情感的主观分类训练。文中将利用连通域分析来提取缺陷的特征并建立模型,然后通过 PNN 神经网络,针对多个模型进行训练,得到最优的模式分类,并实现印刷缺陷的识别。

1 低对比度印刷缺陷的增强研究

标准印刷图像和待检测印刷图像见图 1。从图 1 可以看出,图 1b 的左下方存在一处印刷缺陷,其特点是背景与缺陷的灰度等级相差不大,对比度不强,因此对低对比度印刷缺陷的增强处理流程见图 2。



图 1 标准印刷图像和待检测印刷图像
Fig.1 Standard printed images and printed images to be detected

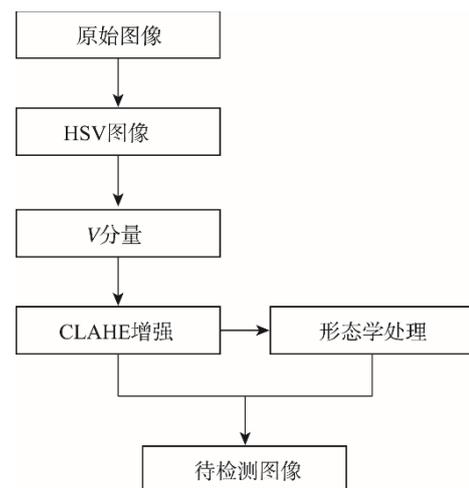


图 2 低对比度印刷缺陷的增强处理
Fig.2 Enhancement processing of low contrast printing defects

由于图像可以用不同的颜色空间来表示,比如 RGB 颜色空间、HSV 颜色空间、Lab 颜色空间等,其中 CLAHE 算法在 HSV 颜色空间上取得的增强效

果优于其他颜色空间^[6]，并且在缺陷检测前需对采集到的印刷图像进行灰度化处理。由此，在基于 HSV 颜色空间上，提取人眼对亮度的变化更加敏感的亮度分量 V ，并对 V 分量先进行 CLAHE 增强后，再进行形态学处理，然后将得到的 V 分量与之前 CLAHE 增强后的 V 分量相加得到待检测图像，其中加法公式为：

$$P = aV_{\text{Clahc}} + bV_{\text{CM}} \tag{1}$$

式中： a 和 b 均为增强系数； V_{Clahc} 为 CLAHE 增强； V_{CM} 代表先进行 CLAHE 后进行形态学处理的 V 分量。

当 a 取 0.9, b 取 0.3 时，可以取得较好的增强图像，结果见图 3。



图 3 图像增强处理
Fig.3 Image enhancement processing

从图 3 可以看出，图 3b 经 CLAHE 算法处理之后的亮度分量，较之前图 3a 相比缺陷的显现程度有所提高，但由于存在噪声导致图像看起来不够清晰。增强系数 a 为 0.9, b 为 0.3 时改进的 CLAHE 算法的增强图像图 3c, 较图 3b 来讲图像清晰度得到了改善，平滑效果也得到了提升。

2 印刷缺陷的识别研究

在设备和生产工艺的影响下，印刷品缺陷通常分为三大类：点缺陷、线缺陷和面缺陷。其中点缺陷面积较小，与标准印品相比色差大，往往表现为一些离散的小点，如漏印、污点等；线缺陷的特点为宽度较小，分布区域广，有刀丝、刮痕等；面缺陷的面积较大，与标准印品相比色差较小，如墨迹、套印不准等。文中重点对污点、刮痕和墨迹这 3 类缺陷进行缺陷识

别研究。

2.1 连通域分析

在进行缺陷检测与识别之前，需要对缺陷的个数、位置等特征信息进行提取，即将差分图像的原始数据进行变换，通过一定的选择和判断，获得能够反映特征信息的特征，而连通域分析^[14]是图像处理中常用的区域提取方法，因此，可以通过寻找连通域，然后给每一个连通域赋予标签，并得到该连通域的相关特征。

对具有多个印刷缺陷的印刷图像进行增强处理得到图 4a；然后与标准样张相减得到差分图像图 4b；接着对差分图像进行连通域分析并获取每个连通域的面积、周长、圆形成度、离心率和长宽比特征，见表 1。其中，判断像素点是否相邻采用的是四邻域法，连通域的标记采用的是是一次遍历图像法。

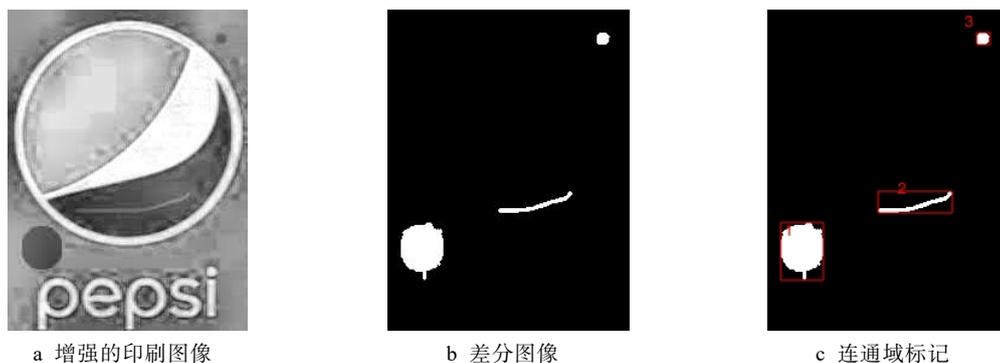


图 4 待检测图像的连通域分析
Fig.4 Connected component analysis of the image to be detected

表 1 不同标记的缺陷特征值
Tab.1 Defect feature values of different marks

标记	面积	周长	圆形成度	离心率	长宽比
标记 1	1192	140.8580	8.4624	0.5092	1.1620
标记 2	225	129.0140	1.7440	0.9955	10.5105
标记 3	91	31.5260	2.8865	0.3436	1.0648

其中,缺陷的面积特征 S 定义为缺陷部分包含像素点的个数;周长特征 C 为缺陷区域沿着边缘一周的像素点的个数;圆形成度特征 E 是由面积特征和周长特征共同定义的,记为 $E = \frac{4\pi S}{C^2}$;离心率 C_r 记为与区域具有相同标准二阶中心距的椭圆的离心率;长宽比 B 表示缺陷区域最小外接矩阵的长宽之比。

2.2 建立特征样本集和特征模型

采用顺华利 SHL-500WS 型的 CCD 工业相机对存在印刷缺陷的印品进行采集,并利用上述提出的低对比度印刷缺陷的增强方法进行图像增强处理,其中采集的印刷品图像尺寸为 200×300 像素,对完成增强处理的印刷图像采用连通域分析方法对图像上的每个缺陷进行特征提取。

共采集 450 张存在缺陷的印刷图像,首先取其中的 300 张作为训练素材,并标记编号 1~100 的训练素材为污点缺陷,标记编号 101~200 的训练素材为刮痕缺陷,标记编号 201~300 的训练素材为墨迹缺陷。假设训练素材中的每一张都存在 5 个以上的印刷缺陷,提取每张训练素材每个印刷缺陷的周长、面积、圆形成度、离心率和长宽比共 5 种特征,那么至少得到 7500 个训练数据,将此训练数据作为训练样本集,并以矩阵的形式保存在计算机内。

表 2 缺陷的训练样本集和测试样本集
Tab.2 Defect training sample set and test sample set of defects

缺陷类型	样本数量	训练样本集数量	测试样本集数量
污点	150	100	50
刮痕	150	100	50
墨迹	150	100	50

在缺陷类型的识别过程中,如果每次识别都输入全部的特征向量,那么将会造成算法的复杂度加深以及识别的精确度降低。因为每种缺陷对特征的敏感程度是不一样的,比如线缺陷中的刀丝、刮痕等对周长特征更加敏感。当圆形成度接近于 1 的时候,缺陷的外形接近圆形,当圆形成度接近于 0 的时候,缺陷的外形接近线条形,圆形成度特征可以很好地区分线缺陷和点缺陷,因此,在建立特征模型的时候,需要对缺陷的特征进行降维分析,找出对缺陷类型识别影响最大的

几类特征组合作为最终的特征矩阵,以达到减少输入特征数量的目的。

依据上述缺陷的连通域分析,提取的特征向量总共有 5 个,并通过输入不同特征来建立特征矩阵模型,见表 3。在缺陷识别算法中,将对这 15 个模型进行训练和测试,并通过测试的精确度和运行时间对模型的整体性能进行评价和对比。

表 3 不同模型的建立
Tab.3 Establishment of different models

模型	面积	周长	圆形成度	离心率	长宽比
1	√				
2	√	√			
3	√	√	√		
4	√	√	√	√	
5	√	√	√	√	√
6		√			
7		√	√		
8		√	√	√	
9		√	√	√	√
10			√		
11			√	√	
12			√	√	√
13				√	
14				√	√
15					√

2.3 基于 PNN 的缺陷类型识别

PNN 神经网络的结构见图 5,将建立的 15 个特征模型带入进行训练。首先,输入层接受不同模型的特征样本集,将特征传递给网络。然后,模式层计算输入向量与训练中各个模式的匹配关系,其中权值为输入样本矩阵的转置。再次,求和层将属于某种模式

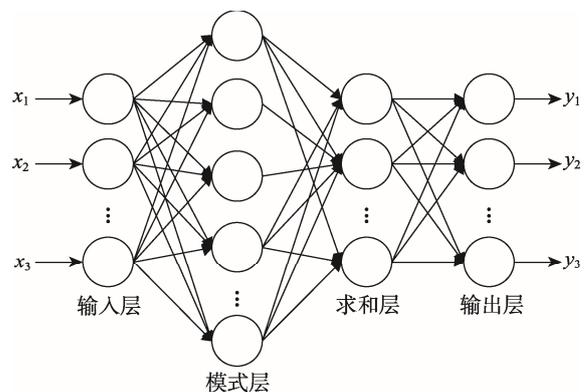


图 5 PNN 网络结构示意图
Fig.5 Diagram of PNN network structure

的概率进行累计,从而得到印刷缺陷类型的概率估计函数。最后,输出层(竞争层)接受从求和层输出的各类概率估计函数,将概率估计函数最大的神经元输出为1,其他的输出为0。

3 实验仿真

3.1 模型正确率分析

15个模型通过PNN网络训练所需要的时间分别为430, 420, 441, 565, 544, 480, 460, 423, 436, 432, 590, 460, 557, 441, 450 ms,在现代印刷生产过程中对存在印刷缺陷的印刷品的检测要求是达到毫秒级别,可以看出无论是哪一种模型,其响应时间都控制在毫秒级别,即可以满足基于机器视觉的印刷缺陷在线检测。

PNN神经网络中所有模型的预测正确率曲线见图6,其中模型2,3,5,12的测试正确率均超过了90%,而模型10,11,13的测试正确率均低于40%。由此可以说明,特征的选择对于模型的测试正确率影响很大,无论是哪种缺陷,其对周长、面积特征会更加敏感,而单独使用圆形度、离心率作为特征参数来

预测模型的正确率是不够全面的。4个测试正确率均超过90%的模型的特征参数见表3,其中模型2的测试正确率为95%,模型3和5的测试正确率分别为93%和93.1%,模型12的测试正确率为93.3%。

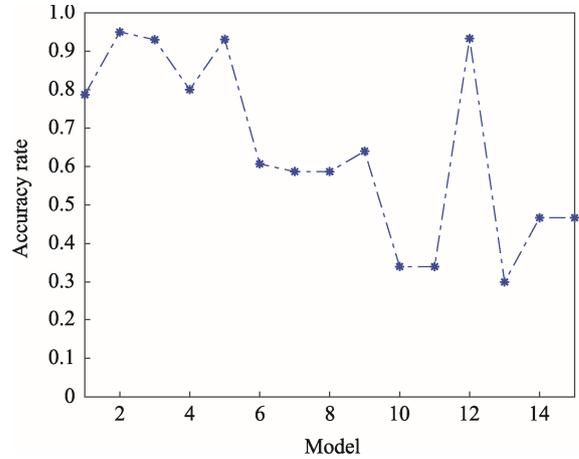


图6 不同模型对应的测试正确率
Fig.6 Test accuracy rates corresponding to different models

上述4个模型的测试结果见图7,4幅图中横坐标代表测试样本集的数量,其中编号1~50代表存在

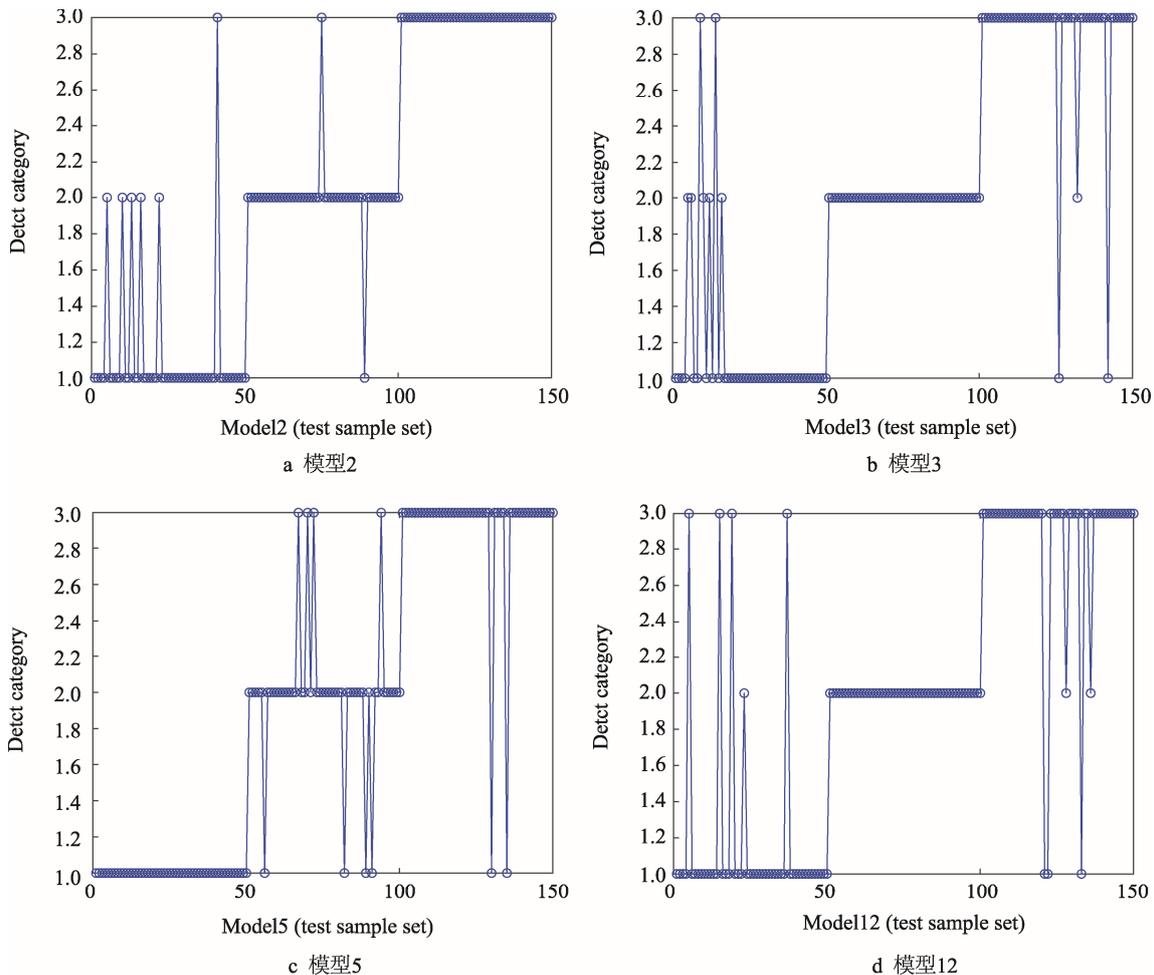


图7 4个模型的测试结果
Fig.7 Test results of 4 models

污点缺陷的测试图像，编号 51 到 100 代表存在刮痕缺陷的测试图像，编号 101~150 代表存在墨迹缺陷的测试图像。从图 7 可以看出：模型 2 能够对墨迹等面缺陷进行精确识别，而对点缺陷和线缺陷的预测出现了误识别；模型 3 和模型 12 能够对刮痕等线缺陷进行精确识别，但对点缺陷和面缺陷进行了误判；模型 5 能够对污点等点缺陷进行精确识别，而对线缺陷和面缺陷的识别出现了误差。

3.2 PNN 与 BP 算法性能对比分析

将文中方法与 BP 神经网络^[15-16]缺陷模式识别算法进行正确率对比，见图 8。

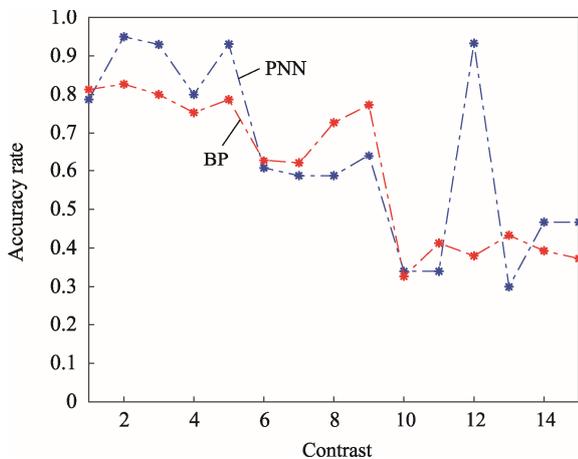


图 8 模型准确率对比

Fig.8 Comparison on accuracy rates of models

从图 8 可以看出，在 BP 神经网络缺陷模式识别算法下，没有一个模型的测试正确率超过 90%，其中只有模型 1, 2, 3 的测试正确率超过了 80% (81.3%, 82.7%, 80%)，这 3 个模型的测试效果见图 9。

从图 9 可以看出，3 个模型对点缺陷、线缺陷和面缺陷的识别都出现了一定程度的误差，将 BP 神经中模式识别正确率最高的模型 2 与本文模式识别方法中正确率最高的模型 2 进行比较，见表 5。

从表 6 可以看出，方法中测试正确率最高的是模型 2，虽然对点缺陷和线缺陷的识别还存在误差，但是对面缺陷能够做到精确识别。而在基于 BP 神经网络的缺陷识别方法中，测试正确率最高的是模型 2，但无论是对点缺陷、线缺陷还是面缺陷，都没有做到精确识别，存在误差。

综上，在现代印刷生产过程中，要求基于机器视觉的印刷缺陷检测能够做到实时在线，并且检测精确度高，但是实时性和精确性是 2 个相互矛盾的存在。从时间上来讲，文中方法模型测试的平均时间为 475 ms，BP 神经网络下测试的平均时间为 86 ms，虽然两者时间相差较大，但都控制在毫秒级别，满足缺陷检测的实时性要求。从检测精度上讲，BP 神经网络进行缺陷模式识别的正确率却远远不及文中的方法，

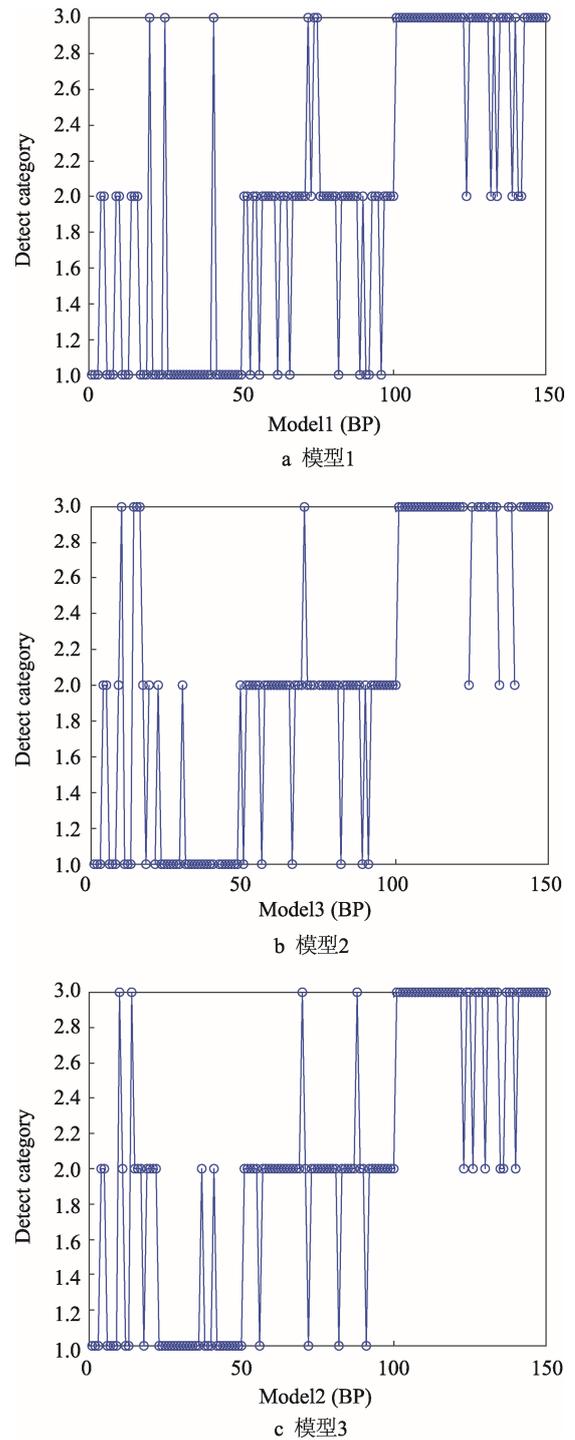


图 9 BP 模型的测试结果

Fig.9 Test results of BP model

表 5 最优模型对不同缺陷的识别正确率

Tab.5 Recognition correctness of different defects by optimal model

缺陷类型	文中算法 (模型 2)		BP 神经网络算法 (模型 2)	
	识别数	正确率/%	识别数	正确率/%
污点	46	92	35	70
刮痕	46	92	45	90
墨迹	50	100	44	88
合计	142	95	124	82.7

其中正确率较高的几个模型对缺陷的识别依然存在误差,且与所提方法中正确率最高的模型还存在一定的差距。总的来讲,文中所提方法优于BP神经网络的缺陷识别方法。

4 结语

针对低对比度印刷缺陷检测精度不高的问题,对CLAHE算法与数学形态学处理相结合,以此来增强印刷图像的对比度。通过连通域分析来获取有缺陷的印刷图像上的缺陷特征信息,建立多个特征模型,并提出利用PNN神经网络来进行模型的识别。经过网络模型的仿真与网络性能的测试,以及与BP神经网络的缺陷模式识别相比较的结果来看,采用PNN模型进行缺陷类型的识别是可行的,并且效果较好。

参考文献:

- [1] 蔡晓军. 基于嵌入式机器视觉的多瓶口缺陷检测系统设计[J]. 包装工程, 2018, 39(23): 164—169.
CAI Xiao-jun. Design of Detection System for Multiple Bottle Mouth Defects Based on Embedded Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(23): 164—169.
- [2] 冯秋歌, 吴禄慎, 王晓辉. 基于视觉的印刷字符缺陷自动检测方法[J]. 南昌大学学报(工科版), 2018, 40(4): 385—389.
FENG Qiu-ge, WU Lu-shen, WANG Xiao-hui. Design of Automatic Printing Character Defects Detection System Based on Machine Vision[J]. Journal of Nanchang University(Engineering & Technology), 2018, 40(4): 385—389.
- [3] 史丽燕. 基于机器视觉和图像处理的包装印刷缺陷检测方法[J]. 科技通报, 2018, 34(10): 105—108.
SHI Li-yan. Method of Packaging Printing Defects Detection Based on Machine Vision and Image Processing[J]. Bulletin of Science and Technology, 2018, 34(10): 105—108.
- [4] 李明杰, 刘小飞. 基于CLAHE的水下图像增强算法研究[J]. 科技风, 2014(10): 93.
LI Ming-jie, LIU Xiao-fei. Research on Underwater Image Enhancement Algorithm Based on CLAHE[J]. Technology Wind, 2014(10): 93.
- [5] 孙冬梅, 陆剑锋, 张善卿. 一种改进CLAHE算法在医学试纸条图像增强中的应用[J]. 中国生物医学工程学报, 2016, 35(4): 502—506.
SUN Dong-mei, LIU Jian-feng, ZHANG Shan-qing. The Application of an Improved CLAHE Algorithm in Image Enhancement of Medical Test Strip[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2016, 35(4): 502—506.
- [6] 刘黎明. CLAHE算法在不同彩色空间中的图像增强效果评估[J]. 舰船电子对抗, 2016, 39(6): 62—68.
LIU Li-ming. Image Enhancement Effect Evaluation of CLAHE Algorithm in Different Color Spaces[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2016, 39(6): 62—68.
- [7] 李贝贝, 朱波, 万育微. 利用优化概率神经网络识别自相关过程异常[J]. 制造业自动化, 2018, 40(2): 70—73.
LI Bei-bei, ZHU Bo, WAN Yu-wei. Optimized Probabilistic Neural Network for Recognizing Out-of-Control Signals in Autocorrelated Process[J]. Manufacturing Automation, 2018, 40(2): 70—73.
- [8] 李强, 刘晓峰. 基于PNN的音乐情感分类[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(2): 528—532.
LI Qiang, LIU Xiao-feng. Sentiment Classification of Music Features Based on PNN[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(2): 528—532.
- [9] 郑林涛, 俞卫华, 董永生. 基于暗通道先验和CLAHE的红外图像增强算法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(12): 3297—3301.
ZHENG Lin-tao, YU Wei-hua, DONG Yong-sheng. Infrared Image Enhancement Algorithm Based on Dark Channel Prior and CLAHE[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(12): 3297—3301.
- [10] KURT B, NABIYEV V V, TURHAN K. Medical Images Enhancement by Using Anisotropic Filter and CLAHE[C]// International Symposium on Innovations in Intelligent Systems & Applications. IEEE, 2012.
- [11] 薛璐妍, 王红. CLAHE融合小波去噪的电力图像增强算法[J]. 数据通信, 2018(6): 31—33.
XUE Lu-yan, WANG Hong. CLAHE Fusion Wavelet Denoising for Power Image Enhancement[J]. Technology Discussion, 2018(6): 31—33.
- [12] 程茜. 基于特征降维和改进PNN的车牌识别技术[J]. 机械设计与制造, 2018(10): 146—148.
CHENG Qian. Research on License Plate Characters Recognition Technology Based on Feature Reduction and Improved PNN[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(10): 146—148.
- [13] 闫凤, 王立中, 石磊, 等. 基于DWT和PNN的数字图像水印算法[J]. 湘潭大学自然科学学报, 2016, 38(3): 89—93.
YAN Feng, WANG Li-zhong, SHI Lei, et al. Digital Image Watermarking Algorithm Based on DWT and PNN[J]. Natural Science Journal of Xiangtan University, 2016, 38(3): 89—93.
- [14] 钱江, 张桂荣, 姚江. 基于连通域分析和笔画宽度变换的船名检测方法[J]. 珠江水运, 2018(18): 111—113.
QIAN Jiang, ZHANG Gui-rong, YAO Jiang. Name Detection Method Based on Connected Region Analysis and Stroke Width Transform[J]. Pearl River Water Transport, 2018(18): 111—113.
- [15] 赵长青, 李欧迅, 黄书童. BP神经网络数字识别系统的设计方法[J]. 桂林航天工业高等专科学校学报, 2010(3): 292—294.
ZHAO Chang-qing, LI Ou-xun, HUANG Shu-tong. Design Method of BP Neural Network Digital Recognition System[J]. Journal of Guilin College of Aerospace Technology, 2010(3): 292—294.
- [16] ANIFAH L, HARYANTO, HARIMURTI R. Cancer Lungs Detection on CT Scan Image Using Artificial Neural Network Backpropagation Based Gray Level Cooccurrence Matrices Feature[C]// 2017 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS). IEEE, 2018.