

文章编号: 2095-2163(2020)09-0159-04

中图分类号: TP391

文献标志码: A

一种灵活的多算法集成软件缺陷检测平台

马一帆, 林俊宇, 李宝明, 徐培全

(上海工程技术大学 材料工程学院, 上海 201620)

摘要: 本文针对工业生产中产品缺陷检测的问题,利用 WPF 在 VS2015 的开发环境下设计出缺陷检测软件体系平台。利用 C#和 Halcon 开发了3种缺陷检测模块算法,即阈值分割模块,形状模板匹配模块和卷积神经网络深度学习模块。对比分析并研究了3种缺陷检测算法的原理,应用范围,优缺点,并对已开发模块进行功能验证,展望了未来的研究方向。

关键词: 缺陷检测; 阈值分割; 模板匹配; 卷积神经网络深度学习

A flexible software platform for detection inspection based on multiple algorithms integration

MA Yifan, LIN Junyu, LI Baoming, XU Peiquan

(College of Materials Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] Aiming at the problem of product defect detection in industrial production, a software system platform of defect detection is designed by using WPF under the development environment of vs2015. In this framework, three kinds of detection inspection module algorithms, namely threshold segmentation detection inspection, shape template matching detection inspection and CNN deep learning detection inspection are developed. By means of comparative analysis, the principle, application scope, advantages and disadvantages of three detection inspection algorithms are studied. Functional verification is carried out through experiments on the developed modules. Finally, the research contents of detection inspection are summarized, and the future research directions are prospected.

[Key words] detection inspection; threshold segmentation; template matching; CNN deep learning

0 引言

随着工业生产自动化进程的加快,产品的质量要求也越来越得到重视。传统的人工表面检测主要是通过人眼观察,如果检测时间过长,会导致视觉疲劳。另外,通过肉眼检测,很难严格控制产品的质量。近年来,随着机器视觉的迅速发展,其在工业产品的质量检验领域有了更大的需求量。因此,对缺陷检测视觉算法的研究具有十分重要的工业指导意义。在缺陷检测领域,许多学者对不同的算法进行了大量的研究。Xiao 等分析了最大类间方差算法(OTSU 法)处理单模直方图的不足,提出了加权目标方差(WOV)的表面检测方法^[1],实验结果表明,WOV 法具有较好的图像分割效果;Li 等提出了针对目标缺陷的最大加权阈值分割法,大大提高了阈值检测的效率^[2]。

与其他检测算法相比,模板匹配在缺陷检测中能够更灵活地提取标准模板特征^[3]。研究了模板

匹配算法中的归一化互相关系数问题后,Qian 等人提出了部分信息相关系数(PICC)方法来改进传统的归一化互相关系数,发现 PICC 可以有效地减少检测中的错误报警^[4];Bouchot J L 等人利用模板匹配方法研究了规则纹理图像的缺陷检测问题,并引入了偏差范数作为拟合函数^[5]。实验证明了该算法在织物质量检测中的可行性和可靠性。

随着计算机硬件和数据处理能力的提高,人工智能的发展迅速,深度学习已应用于工业缺陷检测领域。Marani 等人采用无监督学习聚类和分层聚类方法检测复合材料表面缺陷,取得了良好的效果^[6];Jiang S 对图像进行了去噪和增强预处理,通过主成分分析减小了提取的特征图像的维数,并采用 BP 神经网络算法对缺陷进行分类^[7]。结果表明,该方法几乎可以完成所有机械零件的缺陷检测,取得了较好的检测效果。近年来,卷积神经网络(CNN)由于深度学习和参数微调技术的出现而得

基金项目: 上海工程技术大学研究生创新项目(18KY0508)。

作者简介: 马一帆(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:激光焊接、图像处理;徐培全(1978-),男,博士,教授,主要研究方向:界面科学。

通讯作者: 徐培全 Email:pqxu@sues.edu.cn

收稿日期: 2020-06-24

到迅速发展。Cha 等人使用 CNN 深度学习算法检测混凝土和钢材表面^[8]。该算法能有效降低光照的影响,自动提取特征并经过训练学习后,对样品表面进行缺陷检测。结果表明,该方法具有良好的检测性和适应性。阈值分割、模板匹配和深度学习在缺陷检测领域得到了广泛的应用,这表明每种算法都有其优点、缺点和存在的价值,没有被完全取代。因此,对这 3 种算法进行比较研究,并将其集成到软件平台上,具有重要的意义和价值。

1 软件平台

灵活的软件体系结构是多功能检测中必不可少的。本文利用 WPF 框架设计了如图 1 所示的各个接口以及界面,包括图像显示、结果显示、读取图片以及 3 种检测模块。在设计过程中,为了使界面更加整洁美观,采用脚本语言对界面进行设计。该接口设计了 3 个模块:阈值分割检测模块(模块 1)、模板匹配检测模块(模块 2)和深度学习检测模块(模块 3)。各模块的算法实现在 C# 在 VS2015 开发环境下开发。



图 1 利用 WPF 开发的接口界面

Fig. 1 Development of detection inspection interface

加载图片时通过图像的实际长度和宽度与显示窗口的长宽比来调整图片的放大倍数,使图片填充到相框的显示窗口中。

2 缺陷检测与结果分析

2.1 阈值分割检测

阈值分割是常见的图像分割的算法。图片是以像素为单位排列的,每幅图像按通道数可分为单通道、三通道和多通道。三通道通的一个像素包含红色、蓝色和绿色的信息,而单通道只有黑白作为像素的颜色分量。由于单通道图像处理相对简单,多通道图像往往采用灰度变换的方法转化为单通道图像。对于单通道灰度图像,将每个像素的值从黑到白划分为 255 个点来测量灰度值,可以通过阈值分割来选择灰度值的范围。

焊接中的气孔是工件中经常出现的缺陷,本次试验通过开发的阈值分割模块对焊后的气孔进行检测,焊接后宏观气孔等缺陷呈黑色,因此选择灰度

直方图中 0-40 的范围来提取孔隙缺陷。灰度直方图的选取如图 2 所示,提取效果如图 3 所示。可以看出黑色区域被明显地标记出来,即对于与背景灰度相差较明显的缺陷,阈值分割模块能比较准确地检测出来。在工业上,气孔的大小可以在一定程度上变化,因此可以将气孔的面积作为判断的依据,从而实现批量图片的自动检测。

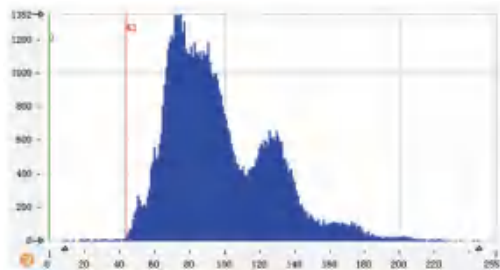


图 2 灰度直方图的选取

Fig. 2 Gray histogram



图 3 阈值分割提取效果

Fig. 3 The effect of blowhole defection extraction

2.2 模板匹配检测

阈值分割算法简单快速,但对于复杂图像,阈值分割很难提取出理想的缺陷特征。模板匹配不仅可以准确地检测出缺陷特征,而且可以实现图像完整性检测。模板匹配分为灰度模板匹配和形状模板匹配。灰度模板匹配主要是通过比较模板区域和图像区域的灰度值差异来实现的,这种方法受光照影响较大,难以适应各种环境;形状模板匹配是通过提取边缘亚像素轮廓作为模板来遍历需要比较的区域。与灰度模板匹配相比,形状模板匹配受光照影响小,精度高。形状模板匹配先创建模板,然后调用创建的模板遍历感兴趣区域匹配,匹配分数达到指定值后,将确定匹配成功。

在本次算法的开发过程中,设置搜索的起始角(SA)和角度范围(AR)。为了提高模板匹配的效率,采用逐层匹配的方法匹配。对于相似度小的区域,可以在少量匹配层下排除;相似度大的区域,可以通过多层匹配来判断,匹配金字塔层的数量(NL)决定了匹配的准确性。最小得分(MS)可以控制模板图像与检测图像匹配成功的相似性。当匹配数

(NM)设置为“1”时,最佳匹配通常由最大重叠(MO)和贪婪度(G)确定。

当按表1设置参数时,可以获得图4的匹配效果。图4显示了通过手动创建的3个模板,用于匹配由黄色圆圈标记的3个设置的感兴趣区域(RIO)位置。红色圆圈表示匹配失败,绿色圆圈表示成功匹配。如果3个位置都匹配,则整个图像被判断为“OK”,否则被判断为“NG”。形状模板匹配算法可以准确地将标准图像与检测到的图像进行比较,但在缺陷判断方面不够灵活。

表1 模板匹配的几个参数

Tab. 1 Setting some main parameters of shape template matching

SA	AR	NL	MS	NM	MO	G
-3.14	6.28	8	0.3	1	0.5	0.9

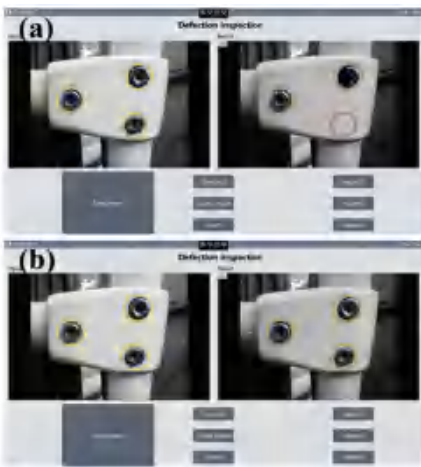


图4 基于模板匹配的检测效果

Fig. 4 Template matching effect image based on shape matching

2.3 基于深度学习检测

在很多情况下,产品的缺陷并不明显,缺陷与背景之间没有明显的色差,缺陷的位置也不固定。此时利用成熟的深度学习算法,可以很好地解决复杂缺陷的判断问题。卷积神经网络(CNN)以其成熟、稳定的特性被应用于工业视觉检测领域。本文构建了CNN深度学习网络模型,如图5所示。对输入图像进行预处理,得到感兴趣区域,便于特征提取;利用多层神经网络对预处理后的图像进行训练,生成分类器;卷积层主要是通过对模板滤波来提取图像特征,利用池层来增强特征,减小图像的像素尺寸;最后,使用全连接层连接所有特征,并通过不同的权重($W_{(1-n)}$)将输出值发送给分类器。这些层的神经网络可以循环多次,又称为多层神经网络。所有这些中间层的神经网络一起构成了隐藏层。

经过标记、训练、学习多幅图像,生成一个分类

器。在VS环境下,利用生成的分类器对需要测试的产品分类。在训练过程中,首先读取一个空分类器,设置分类器的参数;其次,利用带参数的分类器对标签文件夹下的图像进行训练,从而在有监督学习下产生训练效果较好的分类器;最后,保存训练好的分类器并对生成的分类器进行评估。分类过程主要是通过读取经过训练的分类器来对需要测试的图像分类。当然,在读取待测图像后,需要对图像进行预处理,使其与训练中的图像处理方法相一致。原始图像和预处理图像如图6所示。

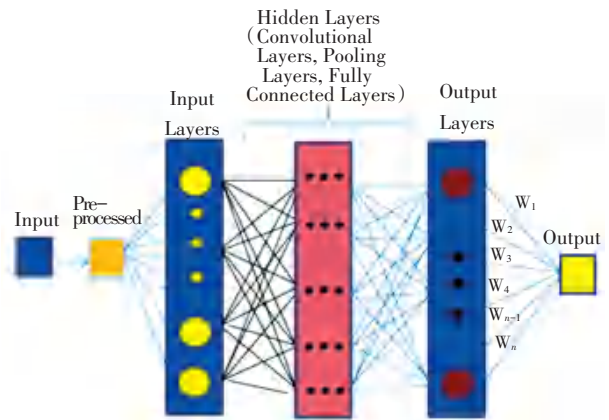


图5 CNN神经网络在深度学习中的基本原理图

Fig. 5 Basic principle diagram of CNN neural network in deep learning

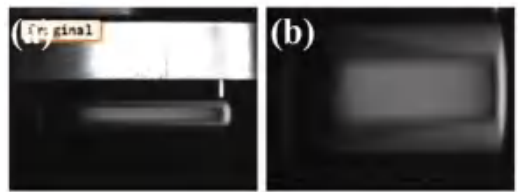


图6 原始图像与预处理图像

Fig. 6 The original image and pre-processed image

分类结果的正确性主要取决于生成的分类器,分类器的参数设置决定了分类器的质量。主要参数有“input batch”、“learning rate”、“number of iterations”、“weight”和“momentum”。“input batch”决定了训练的一次迭代中训练图像的数量;“learning rate”决定了学习率;“weight”表示在整个连接层计算的特征的比例;利用“momentum”可以优化梯度下降误差的计算。梯度下降表示为式(1):

$$w^{t+1} = w^t + \mu v^t - \lambda \tilde{N}_w L(f(x, w^t)). \quad (1)$$

其中, λ 表示“learning rate”; μ 表示“momentum”; $L(f(x, w^t))$ 代表梯度下降函数; t 代表“number of iterations”; x 代表“input batch”; $f(x, w)$ 表示基于深度学习的分类器的分类结果,这取决于权重“ w ”和“input batch”,变量 v 包含“momentum”的影响。

通过表2所设置的特征参数,可以有效地降低错误率。在训练和学习50幅标记为“OK”和111幅标记为“NG”的图像之后,训练误差逐渐减小,直到达到其最低水平,如图7所示。

表2 训练器参数设置

Tab. 2 Classifier parameter setting

x	λ	t	μ	w
5	0.000 5	16	0.9	0.000 3

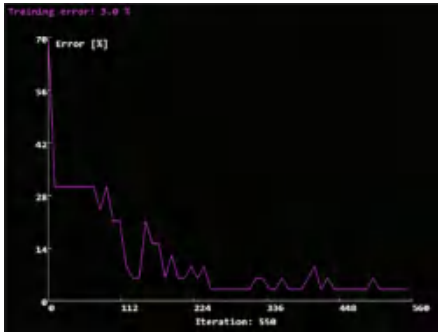


图7 训练过程中训练错误率的变化

Fig. 7 The changes of training error rate in training process

从训练结果来看,训练错误率很小。在预检测过程中,可以识别大多数错误,如图8所示。在自主开发的柔性软件平台上,采用C#语言实现CNN深度学习分类算法,对缺陷产品和产品的分类和识别是成功的。

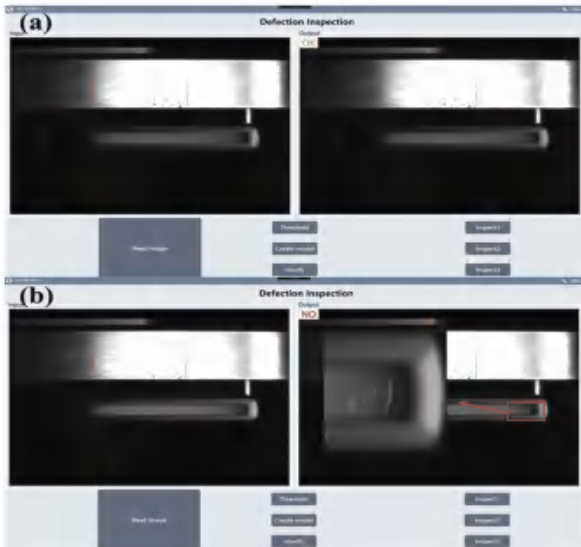


图8 使用经过训练的分类器进行分类的效果图像

Fig. 8 The effect images of using the trained classifier to classify

利用CNN深度学习进行缺陷检测,能有效检测划痕型缺陷,检测效果良好。然而,在检测过程中,算法的发展比较复杂,导致检测时间较长。

3 结束语

本文提出了一种基于缺陷检测的柔性软件平台。在VS环境下成功地开发了阈值分割、形状模板匹配、CNN深度学习等缺陷检测算法模块,并在开发的软件平台上用C#语言实现,并研究了各种算法的优缺点:

(1) 阈值分割算法检测速度快,但受光照影响大,只检测缺陷与背景颜色相差较大的图像。与阈值分割算法相比,形状模板匹配算法在缺陷检测时受光照影响较小,在工业完整性检测中具有突出的优势,但不能检测出更复杂的缺陷。CNN深度学习算法受光照影响小,能检测复杂缺陷,检测效果好。但由于CNN算法的复杂性,缺陷定位的选择不够灵活,检测速度较慢。

(2) 基于开发的软件平台,可以检测出工业上大多数产品的缺陷,检测效果非常好。但是,深度学习算法还有很大的改进空间。一种既能考虑分类率又能考虑分类效果的智能算法是未来的研究方向。

参考文献

- [1] YUAN X C, WU L S, PENG Q. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection [J]. Applied Surface Science, 2015, 349:472-484.
- [2] LI Q, HUANG Y, LIANG Z, et al. Thresholding Based on Maximum Weighted Object Correlation for Rail Defect Detection [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2012, E95. D(7):1819-1822.
- [3] BRUNELLI R. Template matching techniques in computer vision: theory and practice[M]. John Wiley & Sons, 2009.
- [4] WANG C C, JIANG B C, LIN J Y, et al. Machine vision-based defect detection in IC images using the partial information correlation coefficient [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2013, 26(3): 378-384.
- [5] BOUCHOT J L, STÜBL G, MOSER B. A template matching approach based on the discrepancy norm for defect detection on regularly textured surfaces[C]//Tenth International Conference on Quality Control by Artificial Vision. International Society for Optics and Photonics, 2011, 8000: 80000K.
- [6] MARANI R, PALUMBO D, GALIETTI U, et al. Automatic detection of subsurface defects in composite materials using thermography and unsupervised machine learning [C]// IEEE International Conference on Intelligent Systems. IEEE, 2016:516-521.
- [7] JIANG S. Mechanical Parts Defect Detection Approach Based on Computer Vision Technology [C]// International Conference on Smart City & Systems Engineering. IEEE, 2017:582-586.
- [8] CHA Y J, CHOI W, BÜYÜKÖZTÜRK O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32 (5): 361-378.