

基于机器学习的刀具表面缺陷检测及分类方法

刘浩, 陈再良, 张良

(苏州大学 机电工程学院, 江苏 苏州 215131)

摘要: 刀具在生产的过程中, 由于人员、机器、环境等多方面原因, 刀具的表面会出现各种缺陷, 如划痕、碰撞凹坑、涂层剥落和边缘豁口; 这些缺陷会严重影响刀具的质量和外观, 对于刀具的缺陷检测, 目前主要采用人工目检的方式, 人工检测方法效率和准确率都比较低; 为解决上述问题, 提出一种刀具缺陷的自动化检测及分类算法; 针对刀具图像的预处理, 提出了一种基于双边滤波的降噪方法和基于差分的对比度增强算法; 对于刀具的缺陷检测任务, 提出了基于图像差分的缺陷检测算法; 对于缺陷的分类任务, 提出了一种基于 SVM 的分类算法, 即通过提取缺陷区域的形状、纹理等特征来训练 SVM 分类器; 最后对提出的缺陷检测及分类算法进行实验, 结果表明算法的缺陷检出率达 97.2%, 分类准确率可达 94.3%; 算法能够很好地满足工业需求, 可以替代人工实现刀具缺陷的自动化和高效率检测。

关键词: 缺陷检测; 缺陷分类; 图像处理; 降维; SVM

Tool Surface Defect Detection and Classification Based on Machine Learning

Liu Hao, Chen Zailiang, Zhang Liang

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215131, China)

Abstract: In the process of tool production, due to personnel, machinery, environment and other reasons, the surface of the tool will appear a variety of defects, such as scratches, impact pits, shedding and edge break. These defects will seriously affect the quality and appearance of the tool, for the tool defect detection, the current main method is manual visual inspection, manual detection method efficiency and accuracy are low. In order to solve the above problems, an automatic tool defect detection and classification algorithm is proposed. For tool image preprocessing, a noise reduction method based on bilateral filtering and contrast enhancement algorithm based on difference are proposed. For tool defect detection task, a defect detection algorithm based on image difference is proposed. A classification algorithm based on SVM is proposed for defect classification task. The SVM classifier is trained by extracting the shape, texture and other features of the defect area. Finally, the experiment of the proposed defect detection and classification algorithm is carried out, and the results show that the defect detection rate of the algorithm is 97.2%, and the classification accuracy is 94.3%. The algorithm can meet the needs of industry and replace the manual to realize the automation and high efficiency detection of tool defects.

Keywords: defect detection; defect classification; image processing; dimensionality reduction; SVM

0 引言

车刀是一种用在机械加工过程中最常见的刀具。在刀具生产的过程中, 由于工艺条件及生产过程中的运输不当等原因, 刀具的表面会出现各种缺陷。这些缺陷会极大地破坏刀具的外观完整性和降低刀具的使用寿命。例如刀具的边缘豁口缺陷, 可能会造成待加工表面的凸凹不平, 进而影响产品的表面粗糙度和一致性; 又如涂层剥落缺陷, 可能会严重影响刀具的力学性能, 造成加工过程中的“崩刀”^[1]。因此, 对刀具表面的缺陷进行检测具有重要的意义。所以刀具的健康检测也成为整个生产过程安全、顺利进行的一个重要环节^[2-3]。刀具实物图见图 1。



图 1 刀具实物图

缺陷主要有划痕、凹坑、涂层剥落和边缘豁口这 4 种。

现有的质量检测方式可分为直接测量及间接测量法。直接测量法有机械接触法、机器视觉法、射线 (X-ray or Gamma ray) 检测法与电阻检测法。间接检测法是以间接参数来测量刀具质量, 如电流检测、振动检测、发声检测等^[4]。目前, 刀具的表面缺陷检测主要通过人工肉眼完成^[5], 这种检测方式效率低、准确率低、劳动强度大, 无法

收稿日期: 2020-12-09; 修回日期: 2020-12-25。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52075354)。

作者简介: 刘浩 (1996-), 男, 江苏宿迁人, 硕士研究生, 主要从事机器视觉、智能制造方向的研究。

通讯作者: 陈再良 (1963-), 男, 江苏苏州人, 博士研究生, 硕士生导师, 主要从事智能制造方向的研究。

引用格式: 刘浩, 陈再良, 张良. 基于机器学习的刀具表面缺陷检测及分类方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(6): 64-68.

适应现代大规模、高质量的生产需求。同时, 由于必须在强光源的照射下才能快速准确的找到刀具的表面缺陷, 会造成工人的用眼疲劳甚至是眼部疾病。

基于机器学习和深度学习的缺陷检测方式是近年来研究的热点和重点。采用深度学习进行缺陷检测方式需要大量的数据样本和更为苛刻的数据形式, 同时需要更多的计算量和计算时间。在小规模数据集上, 传统的机器学习模型更具备分类优势^[6]。因此工业上更多的是采用机器学习的方式进行缺陷的分类。

四川大学的李宇庭等人, 通过建立特征数据集、使用遗传算法和 SVM 模型实现了对腐蚀坑和裂纹两种缺陷的高精度分类算法^[7]。R. E. Gong 等人提出了基于 SVM 的 MHSVM+算法来检测钢材表面缺陷^[8]; H. Hagi 等人提出了基于随机抽样的和特征选择的算法来对电路板缺陷进行检测^[9]。湖南大学的周显恩等人提出基于随机圆评估定位方法, 利用残差分析、动态阈值分割与全局阈值分割相结合的方法实现了瓶口的缺陷检测。最终将检测正确率提高了 2.22%^[10]。

武汉大学的舒文娉对印品的缺陷进行特征提取和分析, 利用 SVM 对特征数据进行训练和测试, 最终达到缺陷识别率 100%、分类准确率 93.94% 的效果, 提出的算法能够较好地满足印品质量的任务需求^[11]。S. Benzahiou 等人, 提出了一种基于图像处理和模式识别的缺陷检测方法, 即通过提取缺陷的 HOG 特征和利用 SVM 分类器, 前后共分 4 个步骤实现了对异步电动机生产过程中缺陷的检测, 结果表明, 算法具有较高的效率和准确率^[12]。

本研究也借鉴机器学习的内容, 针对刀具的表面缺陷检测及分类任务, 提出了一种结合图像处理和机器学习的缺陷自动化检测及分类方法。

本文主要完成了以下几部分的工作:

1) 对刀具图像的预处理进行研究, 主要包括图像的降噪、图像的增强以及缺陷区域的分割。最终通过计算及试验确定了基于双边滤波的降噪方法、基于差分的图像增强方法和基于最大类间方差法的阈值分割方法。

2) 研究了刀具表面缺陷检测算法, 最终提出了基于图像差分的刀具表面缺陷检测算法。

3) 研究了特征的提取和选择, 设计了基于 SVM 的刀具表面缺陷分类算法。通过提取缺陷的高维特征, 结合 PCA 进行降维, 最后使用降维后的特征对 SVM 分类器进行训练。

1 图像预处理

1.1 表面缺陷的分类

表面缺陷的种类如图 2 所示。

1.1.1 划痕缺陷

划痕缺陷呈现出明显的细长型, 一般是由于在流水线生产的过程中, 由于刀具和其他坚硬物体的相对运动而造成的一种缺陷。划痕缺陷在刀具受到较大的冲击力时会影响刀具原有的力学性能、破坏刀具的原有结构, 从而造成

加工过程中的刀具断裂。

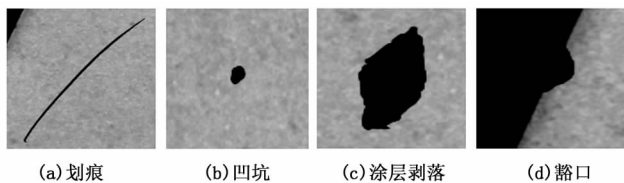


图 2 表面缺陷的种类

1.1.2 磕碰凹坑

磕碰凹坑缺陷一般近似圆形, 是由于刀具和刀具或其他坚硬杂质的碰撞或挤压而产生的, 磕碰产生的凹坑会破坏表面的粗糙度, 同时对表面涂层的一致性有比较大的影响, 且可能会发展成为更大面积的涂层剥落缺陷。

1.1.3 涂层剥落

在刀具基体加工完成后, 为了增强刀具的硬度、延长刀具的寿命通常会在刀具的表面涂覆一层保护材料增强刀具的硬度和耐磨性。但是由于工艺不良等原因会出现刀具表面涂层的剥落。表面涂层剥落缺陷会造成刀具寿命缩短、刀具表面硬度下降等一系列问题, 会很大程度地影响刀具的寿命。

1.1.4 边缘豁口

在刀具基体的制造过程中, 经常会出现由于加工不当等原因造成的刀具边缘材料丢失的豁口缺陷。豁口缺陷是最严重的缺陷之一, 会出现待加工表面的凸凹不平等多种问题。所以有豁口缺陷存在的刀具是必须要检测出并且剔除的。

1.2 图像的降噪

图像在采集的过程中, 由于灰尘及光学元件自身的性能影响, 采集到的图片会包含各种噪声。噪声具有离散型、随机性、多样性等多种属性。一般的噪声模型主要有椒盐噪声、高斯噪声、瑞丽噪声、伽马噪声等^[13]。噪声一般是无法避免的, 直接对原始图像进行处理, 由于噪声的干扰, 得到的结果可能会与期望的结果大相径庭。所以, 图像的降噪是图像处理中必不可少的环节。

图像的降噪主要是借助滤波器, 对图像中明显偏离真实值的像素点进行剔除或降低权重的操作, 图像的降噪主要可以分为空间域降噪和频域降噪。其中傅里叶变换等频域降噪滤波的主要实现步骤是将空间域上的图像数据变换到频域上, 针对频域上的图像进行后续的处理。处理完成后, 再通过逆变换将频域上的数据变换到空间域上, 这样就可以去除部分具有固定频域的噪声。但是由于频域滤波大多是针对所有点进行, 会消耗大量的计算机资源和占用比较多的计算时间, 无法达到实际生产中的实时性要求, 所以一般只在噪声具有特定频率的场合下使用。所以本文主要采用空间域滤波降噪的方式。

空间域滤波主要有中值滤波、均值滤波、高斯滤波以及双边滤波。在滤波器的选取上, 要依据实际图像要求, 尽可能地在保证边缘完整性的前提下最大化的降低噪声的

干扰^[14]。

以划痕缺陷为例，对缺陷图像分别运用中值滤波、均值滤波、高斯滤波和双边滤波操作后的结果如图 3 所示。

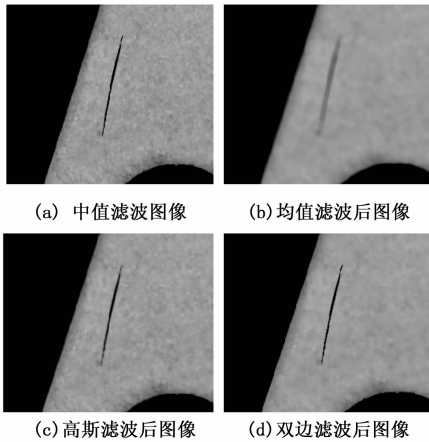


图 3 不同滤波操作后的划痕图像

表 1 不同滤波器性能对比

| 滤波方法 | 降噪效果 | 边缘保持能力 |
|------|------|--------|
| 中值滤波 | 较差 | 好 |
| 均值滤波 | 较好 | 较差 |
| 高斯滤波 | 差 | 差 |
| 双边滤波 | 好 | 较好 |

中值滤波对图像边缘完整性的保留最差，已经将边缘完全模糊。均值滤波核高斯滤波具有一定的降噪效果，但是对比双边滤波，降噪效果略差。双边滤波是一种非线性滤波器，它既能保留完整的边缘也能实现降噪平滑的效果。双边滤波器使用高斯分布对周围的像素点进行加权平均，同时还考虑中心的辐射差滤波，所以可以在保留完好边缘的前提下，对图像进行良好的降噪。结合图 3 可以发现，缺陷的边缘保留和降噪效果都是最好的。因此，本文采用双边滤波器对图像进行降噪。

1.3 图像的增强

在图像的采集过程中，表面缺陷区域和刀具的正常区域可能具有很高的灰度相似性，所以需要通过对图像增强的方式来放大缺陷部分和正常部分的差异。常见的图像增强方式主要有灰度线性变换、直方图均衡化以及基于差分的对比度增强方法^[15]。

灰度值变换可以理解成单个点的处理，即某点的新灰度值只取决于该点的原始灰度值。这种处理方法，会使图像的灰度范围会得到提高，图像质量也会有明显提升。线性灰度变换的表达式为：

$$g(x,y) = \frac{d-c}{b-a}(f(x,y) - a) + c$$

图像的直方图是对一副图像中所有出现的灰度值次数的统计，它能够反映各个灰度等级和频率的关系。通过图像系统采集到的原始图片可能具有灰度分布不均衡、部分

灰度级缺失等情况，采用直方图均衡化能够改善这种情况，让整幅图像的灰度等级分布更均匀。直方图均衡化的表达式为：

$$f(g) = [255 \sum_{x=0 \dots g} h(x) + 0.5]$$

基于差分的对比度增强算法的计算公式如下式所示，它可将刀具及缺陷所在的直方图范围从原始图像 30~50 扩展到 20~70，在对图像增强的同时又没有过大的增强背景。

$$res = round((f - g) * k) + f$$

res 为返回的结果；F 为原始图片的各像素点；G 为对原始图片各像素点的实施中值核卷积。

以边缘豁口缺陷为例，对图像运用线性变换、直方图均衡化和基于差分的对比度增强方法。结果如图 4 所示。

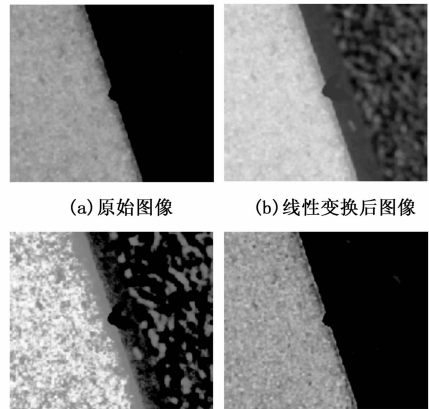


图 4 图像增强效果对比

图 4 图像增强效果对比

可以发现，线性变换后的图像显著地提高了图像的对比度，但是对于凹坑这种小缺陷却降低了和表面其他区域的灰度差，增加了检测难度。对于直方图均衡化后的图像，由于缺陷区域和背景的灰度差值较小，造成背景被过度加强，容易造成缺陷的误检。采用基于差分的对比度增强算法，能够在保证的边缘完整、真实的前提下对图像进行很好地增强。综上所述，结合试验对比，选定基于差分的对比度增强算法来进行图像的增强。

1.4 图像的分割

图像分割是目标检测、识别和跟踪等技术的前提，目的是将图像中关键有用的目标信息从背景中分离出来^[16]。就是把图像按照颜色、强度、纹理等分成若干个特定的、具有独特性质的同质区域并分离出感兴趣目标的技术和过程^[17]。因此为了更好地提取刀具的表面缺陷，需要对刀具的缺陷区域进行分割。对目标区域的分割是进行后续特征提取的关键步骤，好的区域分割方式能大幅降低特征提取的难度。阈值分割法主要有固定阈值法、最大类间方差法和局部阈值法等。

以涂层剥落缺陷为例，分别使用固定阈值法、最大类间方差法和动态阈值法进行分割，结果如图 5 所示。

通过上述实验可以发现，使用固定阈值法不能够很好地对目标区域进行分割，有较多的背景噪点被误当做目

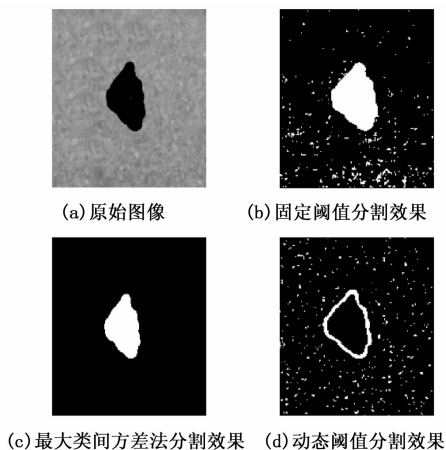


图 5 分割方法效果对比

标; 另一方面, 由于不同批次的产品表面状况不一, 固定阈值法的分割效果较差; 采用动态阈值法, 由于图像中的背景面积比较大, 同时算法易受目标区域的噪声干扰, 分割效果也比较差。使用最大类间方差法的效果最好, 能够在降低噪声影响的前提下很好地分割出目标区域。综上, 本文最终采用最大类间方差法来实现对刀具缺陷区域的分割。

2 缺陷检测

缺陷检测流程主要如图 6 所示。

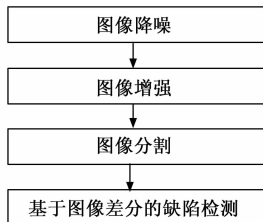
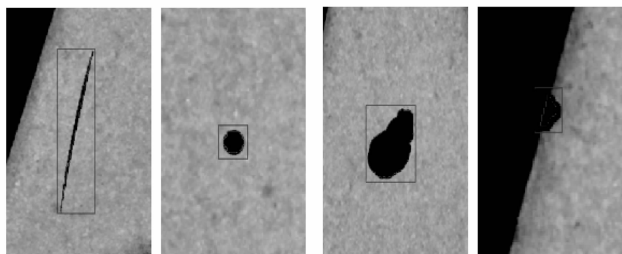


图 6 缺陷检测流程

缺陷检测首先对图像进行降噪、增强, 然后利用全局阈值分割及图像差分进行缺陷的检测。部分检测效果如图 7 所示。



(a) 划痕检测结果 (b) 凹坑检测结果 (c) 涂层剥落检测结果 (d) 豁口检测结果

图 7 缺陷检测结果

可以发现, 基于图像差分的缺陷检测方法能够较好地对各种缺陷进行检测。对于肉眼难以观察到的部分凹坑和豁口缺陷, 同样具有良好的检测效果。

3 基于 SVM 的缺陷分类及实验分析

3.1 缺陷特征的提取

图像的特征指的是图像特有的一些属性, 其不会受目标的位置、方向等因素的影响。图像特征有多种, 最常见的主要有形状特征、纹理特征和灰度特征。本文提取的特征主要可以有形状特征、灰度特征和纹理特征共 34 维, 最终的特征集合如表 2 所示。

表 2 提取到的特征

| 特征类型 | 特征名称 |
|------------------------------|--|
| 形状特征 | 面积、周长、紧密度、凸性、矩形度、最小外接矩长、最小外接矩宽、最小外接矩长宽比、圆形度、中心至边缘平均距离、中心至边缘距离均方差 |
| 灰度特征 | 灰度均值、灰度方差、熵、最大灰度值、最小灰度值、区域灰度值面积 |
| 纹理特征 (0°, 45°, 90°, 135°) | 角二阶矩、对比度、相关性、同质性 |

3.2 缺陷特征的降维

提取了一共 34 个维度的特征, 这些特征从不同的角度描述了缺陷的信息, 但是特征和特征之间可能存在很强的相关性, 为了减少特征冗余, 增强数据的有效性和提高计算效率^[18], 同时为了避免由维数过高引发的“维数灾难^[19]”, 算法采取了降维措施。

主成分分析法是机器学习领域非常常用的一种降维方法, 它能够在最大化保留信息完整性的前提下去降低数据的冗余程度。对所有采集到的数据降维实验, 特征贡献率和累计贡献率如图 8 所示。

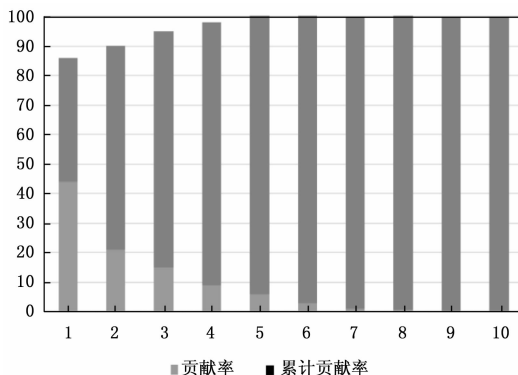


图 8 特征向量贡献率和累计贡献率

可以发现: 前 5 个维度的特征具有很高的贡献, 累计贡献率 $\geq 95\%$, 即前 5 个维度已经具有很好的表征能力。最终使用 5 个维度的主成分来替换原有的 34 维特征。

4 基于 SVM 的缺陷分类

4.1 核函数的选择

支持向量机的核函数是分类器中非常重要的一部分, 它可以将部分线性不可分数据进行分离。核函数主要有线

性核函数、多项式核函数、RBF 核函数及 sigmoid 核函数。表 3 是运用不同的核函数在缺陷检测上的准确率结果, RBF 具有最高的分类准确率, 最终选用 RBF 作为分类器的核函数。

表 3 采用不同核函数的准确率 %

| 线性核函数 | 多项式核函数 | RBF 核函数 | sigmoid 核函数 |
|-------|--------|---------|-------------|
| 93.2 | 93.9 | 95.3 | 75 |

4.2 实验结果及分析

每类抽取 45 个缺陷样本用作测试集对本文算法进行实验, 最终的结果如表 4 所示。

表 4 分类结果

| | 样本数 | 检出数 | 检出率/% | TP+FN | TP | Precision/% | 耗时/ms |
|------|-----|-----|-------|-------|-----|-------------|-------|
| 划痕 | 45 | 45 | 100 | 45 | 43 | 95.56 | 157 |
| 凹坑 | 45 | 43 | 95.6 | 43 | 40 | 93.02 | 171 |
| 涂层剥落 | 45 | 44 | 97.7 | 44 | 41 | 93.18 | 168 |
| 豁口 | 45 | 43 | 95.6 | 43 | 41 | 95.34 | 163 |
| 合计 | 180 | 175 | 97.2 | 175 | 165 | 94.3 | 165 |

结合表 4 可知:

1) 划痕样本的检出率和分类准确率最高, 这是因为划痕缺陷和其他种类的缺陷相比具有比较明显的区分特征, 更有利于划痕缺陷的检测和分类。

2) 凹坑缺陷由于面积相对较小, 检出率较低。且凹坑缺陷和涂层剥落缺陷具有一定的几何相似性, 容易造成分类的错误, 所以凹坑缺陷的分类准确率也较低。

3) 涂层剥落缺陷由于缺陷区域面积较大, 检出率较高。

4) 边缘豁口的检测效果比较差, 这是因为部分边缘豁口的特征不太明显, 检测算法容易忽略该部分区域, 从而造成检出率较低。但由于豁口的特征比较独特, 最终的综合分类准确率较高。

综上, 基于图像差分的缺陷检测算法具有较高的检出率, 综合检出率达 97.2%。基于特征提取和 SVM 的分类方法具有较高的准确率, 综合准确率达 94.3%。每个样本的检测与分类算法平均耗时约 165 ms。

5 结束语

提出的基于双边滤波的图像降噪方法和基于差分的图像增强方法以及基于最大类间方差法的缺陷区域分割方法能够很好地对刀具图像进行预处理。基于图像差分的缺陷检测算法能够达到 97.2% 的检出率。结合图像处理的特征提取以及基于 SVM 的分类方法能够达到 94.3% 的分类准确率, 单张图片检测和分类平均耗时 165 ms。

综上所述, 本文提出的缺陷检测及分类算法能够满足高检测率、准确率和实时性的检测需求, 对于刀具生产企业而言, 该系统能够提高产品的检测效率、降低人工成本、帮助企业更好地总结和分析缺陷产生的原因, 从而改进相关的工艺方法和生产流程。对于其他相关行业, 本课题中

对缺陷检测及分类算法的研究也能提供一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 单宁, 刘震. 基于激光超声技术的刀具检测系统实验研究 [J]. 数控机床功能部件, 2010 (3): 14-16.
- [2] 刘晓明. 刀具破损监测系统的研究与开发 [D]. 成都: 电子科技大学, 2005.
- [3] 杨永, 廖力清. 刀具磨损在线监控系统研究 [J]. 制造技术与机床, 2008 (6): 34-36.
- [4] 邹意林. 基于机器视觉的圆形刀刃质量检测系统 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [5] Shu S B, Yu C M, Liu C, et al. Improved plasma position detection method in EAST Tokamak using fast CCD camera [J]. Nuclear Science and Techniques, 2019, 30 (2): 69-78.
- [6] 刘华祠. 基于传统机器学习与深度学习的图像分类算法对比分析 [J]. 电脑与信息技术, 2019, 27 (5): 12-15.
- [7] 李宇庭, 甘芳吉, 万正军, 等. 基于 SVM 及电流牵扯效应的金属缺陷分类识别方法 [J]. 四川大学学报 (工程科学版), 2015, 47 (6): 172-178.
- [8] Gong R F, Wu C D, Chu M X. Steel surface defect classification using multiple hyper-spheres support vector machine with additional information [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 172: 109-117.
- [9] Hagi H, Iwahori Y, Fukui S, et al. Defect classification of electronic circuit board using SVM based on random sampling [J]. Procedia Computer Science, 2014, 35: 1210-1218.
- [10] 周显恩, 王耀南, 朱青, 等. 基于机器视觉的瓶口缺陷检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30 (5): 02-713.
- [11] 舒文娉, 刘全香. 基于支持向量机的印品缺陷分类方法 [J]. 包装工程, 2014, 35 (23): 138-142.
- [12] Benzahoul S, Metatla A, Kerboua A, et al. Use of support vector machines for classification of defects in the induction motor [J]. Acta Universitatis Sapientiae, Electrical and Mechanical Engineering, 2019, 11 (1): 1-21.
- [13] 胡仁伟. 光滑零件表面缺陷检测系统设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [14] 崔亚琳, 李鑫, 李一君. 用于计量仪表数据采集的图像降噪方法对比 [J]. 山西电子技术, 2020 (3): 50-52.
- [15] 楚智媛, 吕闯. 基于 Matlab 下空域滤波算法的图像增强 [J]. 中国科技信息, 2020 (19): 91-92.
- [16] 陈飞. 改进的交互式 Otsu 红外图像分割算法 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (9): 248-251.
- [17] Gong M G, Liang Y, Shi J. Fuzzy C-means clustering with local information and Kernel metric for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22 (2): 573-584.
- [18] 缪福福. 小型管件管接头表面缺陷检测关键技术研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
- [19] 刘翠响, 赵亚娜, 王宝珠, 等. 基于图论的人脸图像数据降维方法综述 [J]. 电子设计工程, 2013, 21 (16): 104-109.