

文章编号: 1671-7449(2024)02-0100-09

基于太赫兹成像的输送带撕裂检测与分类识别研究

蒋悦^{1,2}, 凌平平¹, 徐伟¹

(1. 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300387; 2. 天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387)

摘要: 针对现有输送带撕裂检测方法存在灵敏度和安全性能低, 且无法消除复杂工作环境带来的影响等问题, 提出了一种基于太赫兹成像技术的输送带撕裂检测方法。设计并搭建了连续波太赫兹反射式成像系统, 采集输送带撕裂的太赫兹图像; 对原始图像进行滤波等处理获得低噪声太赫兹图像; 最后搭建了基于机器学习太赫兹图像自动分类识别系统, 该系统通过提取太赫兹图像的灰度直方图统计特征和几何特征, 构建太赫兹图像特征库, 并利用特征选择去除特征冗余, 最终结合分类器实现对输送带撕裂种类的自动分类与识别。结果表明: 通过太赫兹反射式成像系统对输送带进行成像实验, 验证了太赫兹波成像技术检测输送带撕裂的可行性; 太赫兹图像自动分类识别系统实现了对输送带3种撕裂种类的自动分类与识别, 在组合特征下, 使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的分类准确率可达91.6%。

关键词: 成像系统; 太赫兹成像; 输送带; 撕裂检测; 特征提取; 机器学习

中图分类号: TN29

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1671-7449.2024.02.002

引用格式: 蒋悦, 凌平平, 徐伟. 基于太赫兹成像的输送带撕裂检测与分类识别研究[J]. 测试技术学报, 2024, 38(2): 100-108.

JIANG Yue, LING Pingping, XU Wei. Research on conveyor belt tear detection and classification based on Terahertz imaging[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2024, 38(2): 100-108.

Research on Conveyor Belt Tear Detection and Classification Based on Terahertz Imaging

JIANG Yue^{1,2}, LING Pingping¹, XU Wei¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China;

2. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, Tianjin 300387, China)

Abstract: Aiming at the problems of existing conveyor belt tear detection methods such as low sensitivity and safety, and inability to eliminate the impact of complex working environments, a conveyor belt tear detection method based on terahertz imaging technology was proposed. This method first designs and builds a continuous wave terahertz reflective imaging system to collect terahertz images of conveyor belt tears; And then performing processing such as filtering on the original image to obtain a low noise terahertz image; Finally, an automatic classification and recognition system for terahertz images based on machine learning is established. The system extracts the statistical and geometric features of the grayscale histogram of terahertz images, constructs a terahertz image feature library, and uses feature selection to remove feature redundancy. Finally, combined with a classifier, automatic classification and recognition of conveyor belt tear types is achieved. The results show that the feasibility of terahertz wave imaging technology for detecting conveyor belt tears has been verified through imaging experiments on conveyor belts using a terahertz reflective imaging system; The terahertz image

收稿日期: 2024-01-12

作者简介: 蒋悦(1995-), 女, 助理实验师, 硕士, 主要从事信息与信号处理、通信网络等研究。E-mail: jy@tiangong.edu.cn。

automatic classification and recognition system achieves automatic classification and recognition of three types of tear on conveyor belts. Under combined features, the classification accuracy using Support Vector Machine (SVM) can reach 91.6%. This study lays the foundation for the application of terahertz imaging technology in conveyor belt tear detection.

Key words: imaging systems; Terahertz imaging; conveyor belt; tear detection; feature extraction; machine learning

0 引言

带式输送机是一种连续运输设备,广泛应用于煤炭、矿山、港口、冶金等领域,其承载和牵引的主要部件为输送带^[1]。输送带在长期运行过程中,由于运输物料中混入有尖锐棱角的坚硬杂质,极易划伤甚至刺穿输送带,致使输送带表面发生纵向撕裂现象。一旦发生纵向撕裂并未及时发现,轻则造成生产停滞、设备损坏;重则发生人员伤亡,严重影响企业的安全生产^[2]。因此,对输送带进行撕裂检测尤为重要。目前,输送带撕裂检测方法有人工检测法、电磁检测法、X光透视法、基于机器视觉的检测方法等^[3-6]。

人工检测法主要是通过目测、触摸等方式对输送带进行检测,由于检测的精准度易受工作人员的主观影响,因此,人工检测通常存在检测误差较大、可靠性低等缺点。早期,加拿大固特异(GOOD YEAR)公司生产出一种橡胶层内埋入导磁体的输送带,使用拾取器检测电磁感应脉冲来判别输送带的纵向撕裂,该方法检测成本较高、系统复杂,且容易受到周围磁场变化的影响,从而对检测结果造成误判^[7];刘振东等^[8]利用线性X射线阵列采集运行钢丝绳芯输送带的图像序列,根据图像纹理特征检测钢丝绳芯图像缺陷,主要用于探测输送带内部故障,尽管X射线具有一定优势,但由于其存在辐射性,会对工作人员的健康产生危害;Yang等^[9]开发了一种机器视觉检测系统,通过使用工业线阵CCD摄像机和千兆以太网检测输送带的纵向撕裂,由于输送带工作环境恶劣,其表面常附有大量粉尘,导致相机采集到的图像具有强干扰性和光照不均等缺点,造成图像处理方法复杂,从而严重影响机器视觉检测的准确性。通过对上述方法的详细分析和实际调研,本文提出了一种基于太赫兹成像技术实现对输送带纵向撕裂的检测。

太赫兹(Terahertz, THz)波因具有透视性、瞬态性、宽带性及低能性等优点广泛应用于各个领域。

太赫兹波与可见光、X射线及超声波一样,可以作为光源对检测样品进行成像^[10]。由于输送带撕裂区域和无损区域对太赫兹波有不同的吸收,反映到太赫兹图像上呈现出颜色的差异,据此差异可以实现对输送带的撕裂检测,并获得输送带的撕裂形状及位置信息等。基于THz波的低能性,相较于X射线检测,THz波对人体基本无害;由于太赫兹波对沙尘具有很强的穿透性,使得在沙尘环境下相对于机器视觉检测更具有准确性。因此,作为一种新型技术,太赫兹成像对输送带进行撕裂检测成为X射线检测和机器视觉检测等技术的有力补充。

1 太赫兹成像实验

1.1 太赫兹成像原理

目前,国内外许多机构都在对太赫兹成像进行研究,使用不同的太赫兹源与成像方式。根据太赫兹波产生和探测的机理形式可以分为脉冲太赫兹成像和连续波太赫兹成像^[11,12]。考虑到输送带扫描区域较大而又仅用于检测输送带的撕裂缺陷,只需要记录太赫兹波强度信息,相比于脉冲太赫兹成像,连续太赫兹波成像具有成像速度快、设备简单等特点,其提供的功率通常比脉冲太赫兹源更高^[13],所以本实验选择连续太赫兹波成像具有明显的优势。太赫兹图像主要是根据被测物体与太赫兹波之间的相互作用,计算出物体各部分对太赫兹源的反射率而成的像。当太赫兹波照射到待测的输送带上时,输送带撕裂边缘及撕裂区域会发生散射效应,使太赫兹波电磁场的强度分布产生差异,因此,根据反射的太赫兹信号强度差别对输送带图像进行分析,可以实现对输送带的撕裂检测。

1.2 太赫兹成像系统

本文搭建了连续波太赫兹反射式成像系统对输送带进行成像实验,该系统主要由太赫兹发射源、平凸透镜、半透半反镜(高阻硅片)、二维扫描载物台和太赫兹探测器等组成。系统采用140 GHz的太

赫兹源(TeraSense, IMPATT Diode, 30 mW), 输出的太赫兹波经过平凸透镜、半透半反镜后, 聚焦至待测样品上。平凸透镜是由3D打印机制备而成, 焦距 $f=100$ mm。该样品被水平放置在一个二维移动平台(卓立汉光, CXPF100-80175, 整步分辨率为 $10\ \mu\text{m}$)上。经样品反射后, 携带有样品信息的太赫兹信号垂直反射, 经过半透半反镜和平凸透镜后, 入射至超快响应太赫兹探测器(TeraSense, ultrafast型, $0.05\sim 0.7$ THz), 跨导放大器将采集得到的探测器电压传送至数据处理单元。除了搭建硬件平台外, 还编写了Labview程序来控制调节二维载物台移动的速度、步长以及扫描范围等参数。通过逐点扫描的成像方式, 设置合适的步长, 采集样品上每个点反射回来的太赫兹信号经过计算机处理, 即可得到太赫兹图像。系统光路部分如图1所示。

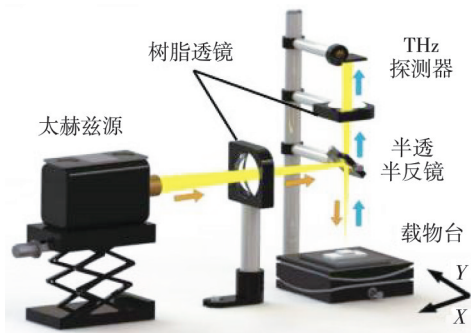


图1 太赫兹反射式成像系统光路

Fig. 1 Optical path of terahertz reflection imaging system

1.3 太赫兹成像实验结果

本实验建立了输送带在实际工作过程中常发生的3种撕裂方式, 如图2所示。

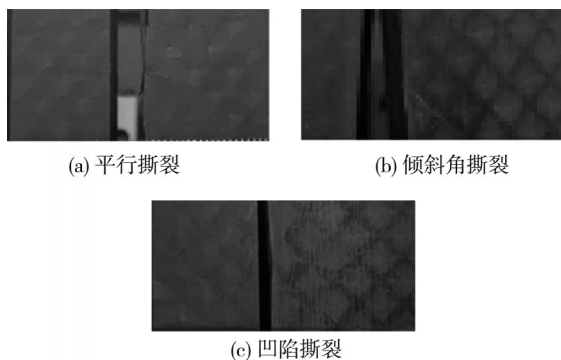


图2 输送带撕裂实物图

Fig. 2 Images of conveyor belt tear in practical scenario.

输送带在运行过程中, 当杂质或尖锐物料由上游输送带转运到下游输送带时, 在重力作用下产生强烈冲击, 就会发生深度划伤, 发生平行撕裂或倾斜角撕裂。另外, 若运输的重物在输送带上摆放不均, 两侧重力严重失衡, 在另一侧的压

力作用下会发生凹陷撕裂, 在复杂环境下, 现有的输送带撕裂检测方法难以精确检测。

利用上述搭建的太赫兹反射式成像系统, 分别对上述3种输送带撕裂方式进行成像实验。将待测样品放置于二维扫描平移台, 通过上位机控制平移台, 设定扫描范围为 $40\ \text{mm}\times 20\ \text{mm}$, 扫描步长为 $1\ \text{mm}$ 。输送带成像结果如图3所示。

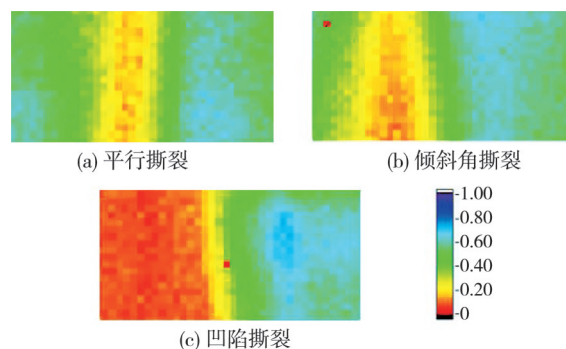


图3 输送带撕裂太赫兹成像图

Fig. 3 Terahertz images of conveyor belt tear

输送带无损区域反射的THz信号强度均在 $0.30\sim 0.60$ 区间内, 而在输送带撕裂边缘由于散射效应, 反射的THz信号强度均处于 0.22 左右, 在扫描到撕裂间隙和凹陷区域时, 反射的THz信号强度减弱到 $0\sim 0.20$ 范围内。可以看出, 由于不同区域对太赫兹波的反射信号强度不同, 使得重构后的图像不同区域存在明显的颜色差异。在输送带无损部分, 反射的太赫兹信号最强, 呈现为绿色; 在撕裂边缘反射的信号幅度变小, 呈现为黄色; 对于缝隙和凹陷处, 反射信号强度进一步减弱, 呈现为红色。因此, 通过对输送带撕裂的太赫兹图像进行分析, 根据成像实验测量的太赫兹图像颜色分布差异, 常能够检测出输送带撕裂区域并判断撕裂类型, 实验结果初步验证了太赫兹波成像技术应用于输送带撕裂检测的可行性。

2 太赫兹图像处理

由于太赫兹图像的质量会受到太赫兹成像系统硬件和外界环境因素的影响, 造成采集到的太赫兹图像存在噪点、撕裂边缘的视觉效果模糊、图像对比度低等问题。在提升成像系统硬件条件有限的状况下, 可以选择图像处理算法来滤除噪声, 减少噪声对图像的影响, 改善图像的视觉效果。

2.1 图像滤波

为去除成像系统噪声和环境噪声, 对采集到

的成像数据进行滤波处理。以倾斜角撕裂为例,图 4 为分别运用中值滤波、均值滤波、双边滤波处理后的太赫兹图像。

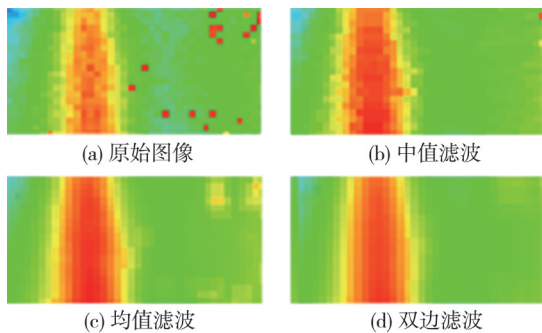


图 4 不同滤波操作后的太赫兹图像

Fig. 4 Terahertz images with different filter processing

可以看出,图像经过均值滤波、中值滤波和双边滤波处理后,图像噪声能够被有效去除,但图像清晰度低,输送带撕裂边缘部分没有得到有效的平滑处理。而双边滤波明显提升了图像质量,在有效去除图像噪声的同时,提高图像对比度,有效平滑输送带撕裂边缘,并准确保留太赫兹图像撕裂边缘信息,使输送带撕裂区域与无损区域之间有明显的界限。因此,本文选取效果较好的双边滤波来进行太赫兹图像的降噪处理。

2.2 图像灰度转换

对滤波后的太赫兹图像进行灰度转换,主要是为后续的图像分割做准备。灰度化处理主要在 RGB 空间中进行,灰度化常用的处理方式主要有平均值法、最大值法和加权平均法。最大值法是通过取 RGB 图像中的三分量明度的最大值作为灰度图的灰度值。平均值法则是将彩色图像中的三分量亮度求平均得到一个灰度值。加权平均法是根据具体需要,将彩色图像中的三分量 R(红色)、G(绿色)和 B(蓝色)以不同的权值进行加权和平,该平均值即为该图像的灰度值。

以输送带平行撕裂为例,对太赫兹图像运用平均值法、最大值法和加权平均法进行灰度化处理,结果如图 5 所示。

可以发现,平均值法得到的灰度图像由于撕裂区域和背景的灰度差值较小,存在太赫兹图像信息的丢失,容易造成撕裂的误检;查最大值法后的灰度图完全丢失图像信息;而采用加权平均法进行灰度处理后的图像,能够保证输送带撕裂边缘完整,较好地区分输送带撕裂区域和无损区域。结合试验对比,本文选定加权平均法对图像进行灰度化处理。

经大量试验,最佳转换为

$$G_{\text{gray}} = 0.196 \times R + 0.691 \times G + 0.113 \times B, (1)$$

式中: G_{gray} 为转换后图像灰度值。

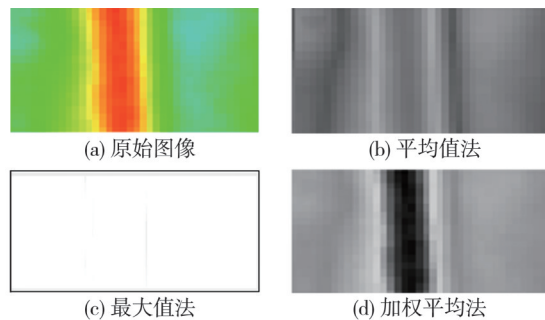


图 5 不同灰度处理方法后图像

Fig. 5 Images with different gray processing

2.3 图像分割

对输送带的灰度图像进行分割处理,该操作就是把原来由多种灰度像素构成的图像,处理成只有黑白两种灰度值的图像,即输送带撕裂区域是一种灰度,无损区域是一种灰度进行图像分割。从而提高太赫兹图像质量,保留太赫兹图像目标重要信息,实现太赫兹成像目标检测以及后续对撕裂区域的特征提取。结合太赫兹灰度图像,输送带无损区域与撕裂区域在灰度值上存在较大差异,因此,本文采用阈值分割法对输送带太赫兹图像进行分割处理。即根据太赫兹图像灰度直方图得出输送带无损区域与撕裂区域的像素灰度级分布,筛选出合适的阈值对太赫兹图像进行分割。经过大量的试验最终确定阈值为 175/255 时,图像分割效果最佳。通过阈值分割获得的二值图像中,输送带撕裂边缘可能会存在毛刺,为此,对其进行适当的腐蚀与膨胀处理。经阈值分割和形态学处理后的图像如图 6 所示,可以看出与图像处理前的太赫兹图像相比,经图像分割处理后输送带撕裂区域即黑色部分被清晰、准确地呈现出来。

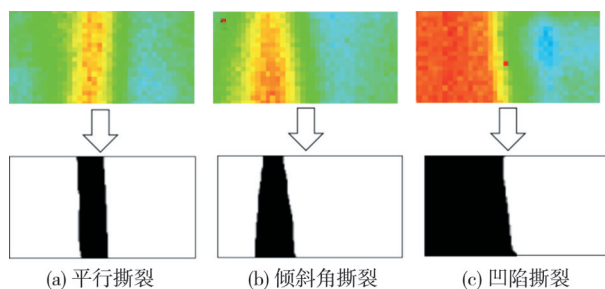


图 6 阈值分割后图像

Fig. 6 Images with thresholding segmentation

3 基于机器学习的输送带撕裂种类自动分类识别方法

通过在计算机端搭建基于机器学习技术的分类器系统实现对输送带太赫兹图像的自动特征提取与分类识别,软件平台采用Matlab 2016b。该分类器系统首先对太赫兹图像进行特征提取,建立太赫兹图像特征数据库;然后,构建分类器并对分类器进行参数优化;最后,通过特征选择技术和交叉验证技术进行最优算法选择,利用待测样本结合方法学参数对建立的最优分类模型进行测试。

3.1 特征提取

对输送带撕裂的太赫兹图像进行分析,由于单特征对太赫兹图像分类的效果欠佳,多特征能全面反映图像各个方面的信息,本文建立了一种基于灰度直方图统计特征和几何特征融合的太赫兹图像特征提取方法。

如图7所示,首先提取输送带图像的灰度直方图特征 α ,然后提取几何特征 β ,再对 α 和 β 采用最大最小值归一法进行归一化处理,得到组合特征 γ 。并且,基于多标签过滤式特征选择技术(Relief F)对提取的特征进行分析和特征选择^[14],得到特征向量 φ ,最后利用选择后的特征向量 φ 进行分类操作。

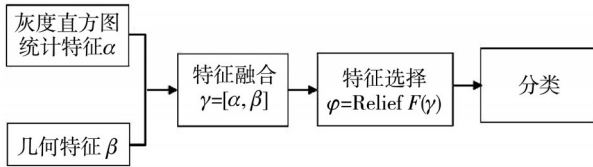


图7 特征提取过程

Fig. 7 Feature extraction

3.1.1 灰度直方图特征提取

灰度直方图是一个灰度级函数^[15],为了直接反映图像中灰度级分布的概率,对灰度直方图作归一化处理。归一化的灰度直方图描述了某一灰度级在图像中出现的概率。在太赫兹图像中,归一化灰度直方图的物理意义为太赫兹反射率 λ_i 的像素数量占总像素的比值,可以反映出太赫兹图像在强度域的统计学分布特征。其计算公式为

$$h(\lambda_i) = \frac{n_i}{MN}, \quad i=0, 1, 2, \dots, 255, \quad (2)$$

式中: n_i 为太赫兹图像中太赫兹反射率 λ_i 的像素个数, M 和 N 分别为图像行和列的维数。图8为输送带3种撕裂种类的归一化灰度直方图。

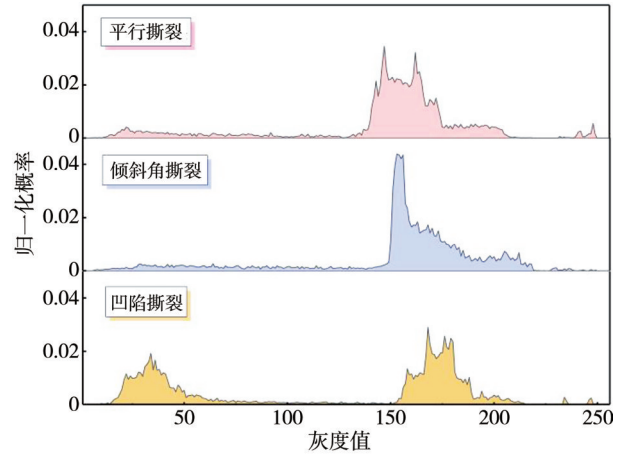


图8 归一化灰度直方图

Fig. 8 Normalized gray histogram

从图8可以看出,由于输送带无损区域、输送带撕裂边缘及凹陷区域反射的太赫兹强度信号不同,使不同撕裂种类的太赫兹图像的归一化灰度直方图的分布范围和相对比例具有较大差异。根据这种差异,本文提取了太赫兹图像的灰度直方图统计学特征,共选出了均值、标准偏差、平滑度、偏斜度、一致性、熵、峰度、最大概率灰度级、灰度范围等10个数值来反映太赫兹图像的直方图特征,各统计特征定义如表1所示。

表1 灰度直方图的10个特征分量的数学表达式

Tab. 1 Mathematical expressions of 10 histogram feature components

特征名称	表达式
均值	$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} \lambda_i h(\lambda_i)$
标准偏差	$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (\lambda_i - \mu)^2 h(\lambda_i)}$
平滑度	$S_{mth} = \frac{1}{1 + \sigma^2}$
偏斜度	$S_{skew} = \sum_{i=0}^{L-1} (\lambda_i - \mu)^3 h(\lambda_i)$
一致性	$C_s = \sum_{i=0}^{L-1} h(\lambda_i)^2$
熵	$E = -\sum_{j=0}^{L-1} \lambda_j \log[h(\lambda_j)]$
峰度	$K = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=0}^{L-1} (\lambda_i - \mu)^4 h(\lambda_i)$
最大概率灰度级	$\{\lambda/\text{使}h(\lambda_j)\text{最大}\}$
最小概率	$a = \min(h(\lambda_i))$
最大概率	$b = \max(h(\lambda_i))$

注:式中 L 为图像灰度级,值为255。

3.1.2 几何特征参数提取

通过对太赫兹图像阈值分割后的二值图像进

行分析得出,不同种类的输送带撕裂区域的几何特征形状明显不同,因此,可以提取几何特征参数来进行撕裂种类的识别。先标记出二值图像中黑色撕裂目标,让每个单独的连通区域形成一个被标识的块^[16],进一步获得这些块的面积、周长、分散度、矩形度、伸长度等5个指标来表示输送带撕裂区域的几何特征,其定义如表2所示。

表2 几何特征的5个特征分量的数学表达式

Tab.2 Mathematical expressions of 5 geometric feature components

特征名称	表达式
面积	$A_s = \sum_{(x,y) \in s} f(x,y)$
周长	$L_s = N_e + \sqrt{2} N_o$
分散度	$D_s = \frac{4\pi A_s}{L_s^2}$
矩形度	$R_s = \frac{A_s}{A_r}$
伸长度	$E_s = \frac{A_s}{W_s^2}$

注:式中: s 为需要测量的连通域; $f(x,y)$ 为点 (x,y) 的灰度值; N_e 为边界线上方向码为偶数的像素个数; N_o 为边界线上方向码为奇数的像素个数; A_r 为与矩形相邻的连通域的面积; W_s 为对应于连通域的封闭矩形的最小宽度,即损伤的最大宽度。

3.2 特征选择

尽管通过灰度直方图与几何特征参数提取可以获得太赫兹图像的统计学与形态学特征描述,但是,并非所有特征都能有效地反映类别间差异。在实际应用中,无关特征不仅会降低整体准确性,增加训练时长,同时还会影响模型的泛化性能。因此,需进一步开展特征选择研究。特征选择是指从样本的全部特征中选取出一个包含最有效特征的特征子集,目的是去除不相关、不具区分性的特征,从而减少训练时间,减少特征维数来提高分类准确率,并且也可以防止模型过拟合的产生^[17]。本文采用Relieff算法对上述提取的15个特征进行特征选择和分析。Relieff算法是一种过滤性的特征选择算法,根据相关统计量来评价特征的重要性。它按重要性从小到大进行排序,然后按顺序分别选出数量不同的属性,构成特征子集,将这些特征子集分别用于机器学习,以便得到最优的特征子集。

图9为本文利用Relieff算法对15类特征进行处理后得到的不同特征对应的权值,横坐标为特征的序号,从左至右特征依次为直方图的均值、标准偏差、平滑度、偏斜度、一致性、熵、峰

度、最大概率发生值、最小概率、最大概率,以及面积、周长、分散度、矩形度和伸长度5个几何特征,纵轴为权重值。

根据图9,从权值分布可以看出,灰度直方图统计特征中的标准差、最大概率发生值和几何特征中的分散度3个特征对分类的贡献较小,权重值均在0.02以下。因此,将以上3类特征作为无关特征去除,选取直方图平均灰度、标准偏差、平滑度等12类特征作为鉴别性特征进行分类模型构建。

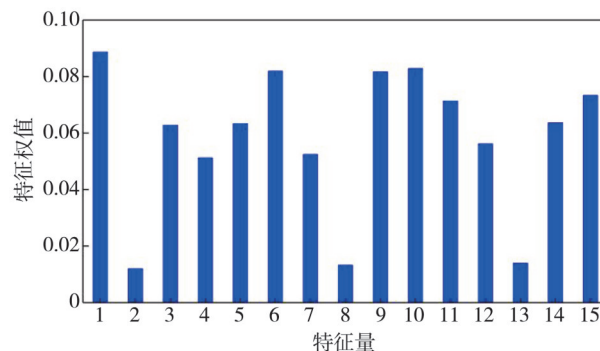


图9 Relieff算法获得不同特征对应的权值

Fig.9 Wight values of different features obtained by Relieff algorithm

3.3 分类器选择

选择合适的分类器是传统机器学习过程的关键性环节,其原理是将已知类别的数据输入分类器,通过训练迭代分类器参数,从而获取最优分类器模型。

k 近邻算法是一种基于实例的学习方法,主要用于分类和回归问题。 k NN算法的基本思想是:如果一个样本在特征空间中的 k 个最相似(即特征空间中最邻近)的样本中的大多数属于某一个类别,则该样本也属于这个类别。 k NN算法中所选择的邻居都是已经正确分类的对象。该方法在定类决策上只依据最邻近的一个或者几个样本的类别来决定待样本所属的类别。 k NN算法的优点是简单、易于理解、易于实现,无需估计参数,无需训练;缺点是懒惰算法,对测试样本分类时的计算量大,内存开销大,评分慢,可解释性较差,无法给出明确的决策规则。

支持向量机是一种二类分类模型,可以应用于二分类和多分类问题。SVM算法的基本思想是找到一个超平面,将不同类别的样本数据分开,并且使得分开后两类样本的边缘距离最大化。SVM算法的优点是泛化能力强,适用于不同类型的问题,可以应用于回归、分类和聚类等任务;缺点是需要调整核函数参数和惩罚参数,计算复杂

度高,对大规模数据处理能力较差。

随机森林是一种集成学习方法,由多个决策树组成。每个决策树是通过随机选择特征和数据样本来构建的,最后通过投票或平均的方式得到最终的分类结果。随机森林算法的优点是泛化能力强,可以处理高维数据,对噪声和异常值不敏感,可以应用于大规模数据处理;缺点是需要大量的计算资源,构建时间较长。

分别选用 k 近邻算法、支持向量机和随机森林3种分类器对建立的太赫兹图像特征数据库进行三分类问题(输送带平行撕裂、倾斜角撕裂和凹陷撕裂)的学习与识别,然后,对待测样本进行测试。

4 实验结果与讨论

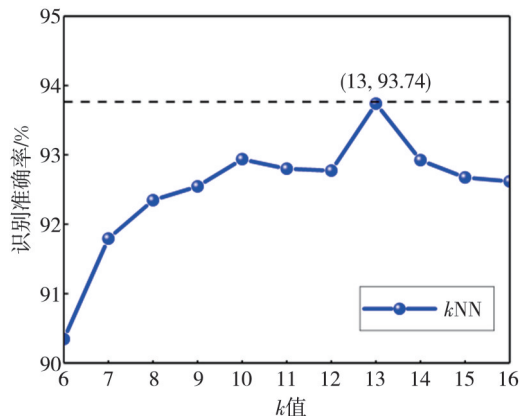
在实验过程中,本文利用构建的太赫兹成像系统,对3种输送带撕裂种类分别采集70幅太赫兹图像作为实验样本。为验证提出方法的有效性,采用10折交叉验证方法开展实验。对于每类太赫兹图像,每折实验会交替随机选择其中50幅太赫兹图像作为训练集,20幅作为测试集。在参数优化阶段,选择训练集中7/10随机数据作为训练数据构建分类模型,将剩余3/10数据用作验证集测试分类性能,确定最优参数。

4.1 参数寻优

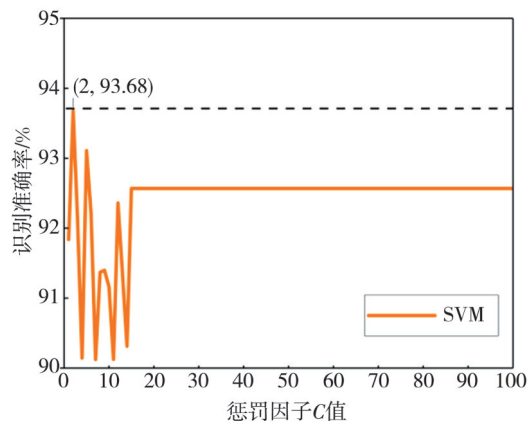
为实现对不同传送带撕裂种类进行识别,分别建立了 k NN, SVM和RF 3种分类器。参数是影响分类器分类能力的关键,为确定模型最优参数,实验在10折交叉验证方法基础上,利用网格寻优法进行遍历,最终选择在验证集上取得最高识别准确率的数值作为最优参数。对于 k NN分类器,近邻数 k 设置为6~15;SVM分类器在训练过程中,核函数选择径向基核函数(Radial Basis Function, RBF),其中惩罚因子 C 的遍历范围为 $[0,100]$,步长为1;RF分类器中,决策方法采用Bagging,决策树的数量分别设为100,150,200,250,300,350和400。图10为参数寻优过程中,3种分类器在验证集上对输送带撕裂种类进行分类识别的结果。

从图中可以看出,当 k 取13时, k NN分类器达到最高识别率,为93.74%;当惩罚因子 C 取2时,SVM分类器达到最高识别率,为93.68%;当

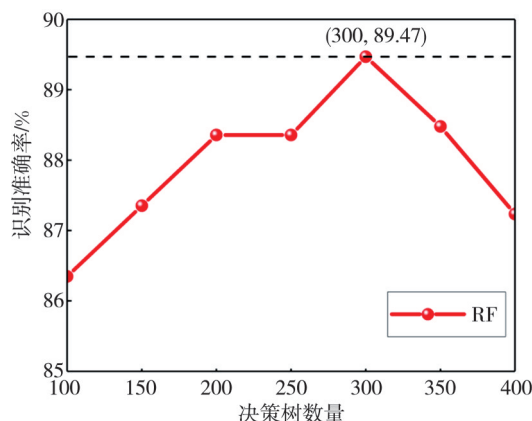
采用300棵决策树时,RF分类器达到最高识别率,为89.47%。因此,在后续实验中,对于3种分类器,将近邻数 $k=13$,惩罚因子 $C=2$,决策树数量 $n=300$ 作为最佳参数。



(a) k NN分类器参数优化过程



(b) SVM分类器参数优化过程



(c) RF分类器参数优化过程

图10 不同分类器参数优化过程

Fig. 10 Parameter optimization process of different classifiers.

4.2 特征选择验证

为验证特征选择的有效性,本文根据权重值

大小依次选择不同数量的特征构建特征子集(特征数量从1增大到15),并对不同特征子集下的分类性能进行比较。对比结果如图 11 所示。

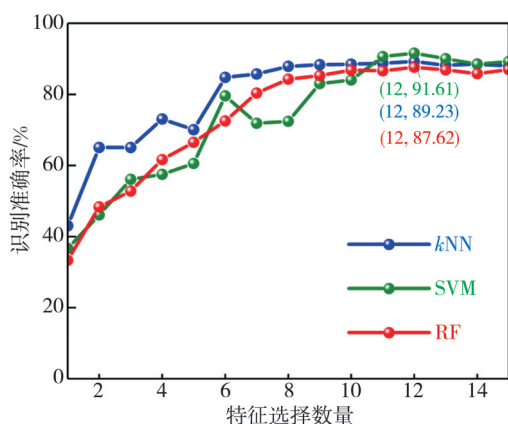


图 11 不同特征数量下各分类器的准确率

Fig. 11 Classification accuracy of three classifiers under different feature numbers

图中横轴为根据权重由大到小排序后的特征序号,从左至右特征依次为平均灰度、最小概率、最大概率、平均信息量、伸长度、面积、一致性、平滑度、矩形度、周长、峰度、偏斜度、最大概率发生值、分散度和标准偏差。可以看出,随着特征数量的增多,3种分类器的识别准确率首先均会呈现上升趋势,当特征达到12时,各分类器达到最高识别率,其中kNN分类器为89.2%,SVM分类器为91.6%,RF分类器为87.6%。之后,随着特征数量进一步增多,识别准确率呈现下降趋势。由此可见,较低权重三维特征(标准差、最大概率发生值,分散度)的引入不仅无法丰富鉴别性信息,还可能引入不相关干扰,影响识别结果。此外,特征维度的增多,会进一步增加数据运算量,降低计算效率。

4.3 单一特征与组合特征结果对比

为验证提出的两类特征组合的有效性性与必要性,对比了单一特征与组合特征下对输送带撕裂识别准确率。在实验过程中,组合特征采用经特征选择后的12种特征,对于单一特征,分布直方图统计特征采用去除标准差、最大概率发生值后的8种特征,几何特征采用去除分散度后的4种特征,实验结果如图 12 所示。在3种分类器下,组合特征的识别准确率均明显高于单一特征。其中,灰度直方图统计特征的最高分类准确率为71.4%,几何特征的最高分类准确率为58.1%,而组合特征的分类准确率最高为91.6%。由此可见,相较于单一特征,组合特征能够丰富鉴别性信息,从更全面角度描述不同输送

带撕裂类别图像间的差异性,从而提高识别准确率。此外,从上述实验可以看出,在不同实验情形下,SVM均取得了最高的识别精度,因此,在本文构建的系统中,将SVM作为最优分类器,使用其区分输送带撕裂类型。

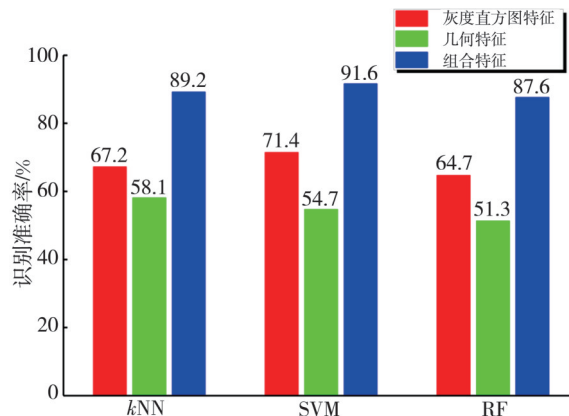


图 12 单一特征和组合特征下各分类器的准确率对比

Fig. 12 Accuracy comparison of different classifiers under single and combined feature condition

5 结论

1) 针对输送带撕裂检测问题,搭建了一套连续波太赫兹反射式系统,将太赫兹成像技术应用于输送带表面撕裂检测。介绍了太赫兹成像原理以及连续太赫兹波反射逐点扫描系统的实验装置,通过成像实验可以采集到输送带撕裂的太赫兹图像,并对其进行图像处理获得较为清晰的太赫兹图像。实验结果表明,该成像系统能有效检测出输送带撕裂区域。与X射线检测和机器视觉检测相比,太赫兹成像技术检测具有结构简单、安全性能高、抗干扰能力强等优势,为输送带撕裂检测提供了一种新的研究思路。

2) 设计并搭建了基于机器学习技术的输送带撕裂种类自动分类识别系统,根据太赫兹图像在灰度分布上存在的差异并结合图像形态学的特点,提取基于归一化的灰度直方图统计特征和几何特征并进行特征融合,并采用ReliefF算法进行特征选择,最后使用选择后的特征分别对kNN,SVM和RF 3种分类器进行训练,经参数优化,实现了对输送带3种撕裂方式的自动分类识别。实验结果表明,在组合特征下,使用SVM的分类准确率可达91.6%,该系统为输送带撕裂检测的分类算法研究提供了一定的参考价值。在实际应用过程中,与快速响应的太赫兹相机结合使用,可以有效实现对输送带撕裂的实时在线监测。

参考文献:

- [1] WANG G, LIU Z, ZHANG L, et al. Machine vision-based conveyor belt tear detection in a harsh environment [J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(8): 084006.
- [2] QIAO T, LI X, PANG Y, et al. Research on conditional characteristics vision real-time detection system for conveyor belt longitudinal tear [J]. *IET Science Measurement & Technology*, 2017, 11(7): 955-960.
- [3] HOU Y, MENG Q. Dynamic characteristics of conveyor belts [J]. *Journal of China University of Mining and Technology*, 2008, 18(4): 629-633.
- [4] WANG J, MIAO C, CUI Y, et al. Research of X-ray nondestructive detection system for high-speed running conveyor belt with steel wire ropes [J]. *Modern Applied Science*, 2007, 1(3): 1-47.
- [5] YANG Y, MIAO C, LI X, et al. On-line conveyor belts inspection based on machine vision [J]. *Optik*, 2014, 125(19): 5803-5807.
- [6] LI J, MIAO C Y. The conveyor belt longitudinal tear on-line detection based on improved SSR algorithm [J]. *Optik*, 2016, 127(19): 8002-8010.
- [7] YANG R, QIAO T, PANG Y, et al. Infrared spectrum analysis method for detection and early warning of longitudinal tear of mine conveyor belt [J]. *Measurement*, 2020. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.107856.
- [8] 刘振东, 郭大波, 申红燕, 等. 基于X射线钢芯传送带图像的缺陷检测算法 [J]. *测试技术学报*, 2016, 30(1): 45-50.
LIU Zhendong, GUO Dabo, SHEN Hongyan, et al. Defect detection algorithm based on X-ray steel core conveyor belt image [J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2016, 30(1): 45-50. (in Chinese)
- [9] YANG Y, MIAO C, LI X, et al. On-line conveyor belts inspection based on machine vision [J]. *Optik-international Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(19): 5803-5807.
- [10] QI Y, DENG B, WANG H, et al. Experimental research on imaging of precession targets with THz radar [J]. *Electronics Letters*, 2016, 52(25): 2059-2061.
- [11] ZHIGANG D, JINGXUAN Z, CHUNRONG J. Experimental study on terahertz imaging technique in nondestructive inspection [C]//Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications, IEEE, 2013: 743-746.
- [12] 孙中琳, 杨传法, 张延波, 等. 太赫兹波对煤层裂隙的检测成像与图像处理 [J]. *煤炭技术*, 2016, 35(3): 105-107.
SUN Zhonglin, YANG Chuanfa, ZHANG Yanbo, et al. Terahertz wave detection of coal seam fracture imaging and image processing [J]. *Coal Technology*, 2016, 35(3): 105-107. (in Chinese)
- [13] 张鹏程. 太赫兹反射成像与图像增强算法的研究 [D]. 天津: 天津大学, 2020.
- [14] KIRA K, RENDELL L A. The feature selection problem: traditional methods and a new algorithm [C]//Proceedings of the 10th National Conference on Artificial Intelligence, San Jose, CA AAI Press, 1992: 129-134.
- [15] JIAO P P, GUO Y Z, LIU L J, et al. Implementation of gray level cooccurrence matrix texture feature extraction using Matlab [J]. *Computer Technology and Development*, 2012, 22(11): 169-171.
- [16] 李金燕, 李春祥, 王锡岭. 焊缝缺陷图像特征提取的研究 [J]. *焊接技术*, 2018, 47(11): 78-82.
LI Jinyan, LI Chunxiang, WANG Xiling. Research on feature extraction of weld defect image [J]. *Welding Technology*, 2018, 47(11): 78-82. (in Chinese)
- [17] ZHU X, ZHU Y, ZHANG S, et al. Adaptive Hypergraph Learning for Unsupervised Feature Selection [C]//Twenty-sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2017: 3581-3587.