

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209381

冰勺表面缺陷检测方法研究

苑玮琦, 齐健婷

(沈阳工业大学视觉检测技术研究所 沈阳 110870)

摘要:冰勺表面缺陷包括严重缺陷和轻度缺陷。严重缺陷检测技术比较成熟,而轻度缺陷检测存在漏检和误检的博弈。严重缺陷属于不能出售的废品,轻度缺陷中劈裂和污染也是废品,而节子、矿物线、腐朽和色差属于合格品,售价低于无缺陷的优良品。针对轻度缺陷检测提出一套解决方案:首先提取冰勺轮廓,定位冰勺表面区域,然后对冰勺表面进行预处理,利用最小二乘法拟合的直线方程与预处理后灰度值数据相减,计算偏差。通过最小二乘法迭代拟合求取正常表面偏差值,从而计算其标准差,最后基于 3σ 准则提取迭代前的异常数据即缺陷。以上算法可检测出小面积轻度缺陷,针对大面积腐朽、色差等缺陷通过基于灰度峰值水平直线方程计算偏差来提取缺陷。两种方法相结合检测冰勺表面缺陷。所研究的冰勺表面缺陷涵盖了冰勺生产工业中主要的表面缺陷类型,包括节子、矿物线、劈裂、污染、腐朽和色差等。在自建的图像数据库上做算法测试。结果表明,本文方法漏检率仅为1.27%,误检率降低至3.85%,具有实际应用价值。

关键词:冰勺;表面缺陷;最小二乘法;迭代拟合

中图分类号: TP391.41 TH165 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on surface defect detection method of ice scoop

Yuan Weiqi, Qi Jianting

(Institute of Visual Inspection Technology, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: Ice scoop surface defects include severe defects and minor defects. Serious defect detection technology is relatively mature, while mild defect detection involves the game of missed detection and false detection. Serious defects belong to the waste products that cannot be sold. Splitting and pollution in the mild defects are also waste products, while knots, mineral threads, decay, and color difference belong to qualified products, and the price is lower than that of good products without defects. This article proposes a set of solutions for the detection of mild defects: Firstly, the contour of the ice scoop is extracted and the surface area of the ice scoop is located. Then, the surface of the ice scoop is preprocess. Finally, the linear equation fitted by the least-squares method and the preprocessed gray value data subtract are used to calculate the deviation. The normal surface deviation value is obtained by iterative fitting of the least-squares method, thereby calculating its standard deviation, and finally extracting the abnormal data (defect) based on the 3σ criterion. The above algorithm can detect small-area light defects. For large-area decay, chromatic aberration, and other defects, the deviation calculation based on the gray peak level linear equation is adopted. A combination of the two methods detects surface defects on ice scoops. The ice scoop surface defects studied in this paper cover the main types of surface defects in the ice scoop production industry, including knots, mineral lines, splitting, contamination, decay, and chromatic aberration. The algorithm test on the self-built image database shows that the missed detection rate of this method is only 1.27%, and the false detection rate is reduced to 3.85%, which demonstrates its practical deployment value.

Keywords: ice scoop; surface defect; least square method; iterative fitting

0 引 言

冰勺是一种用于冰激凌等冷饮食用时不可缺少的辅助工具,其主要以桦木为原材料。冰勺在制作加工环节中,受铣刀磨损情况以及桦木材料自身存在的缺陷的影响,加工完成后的成品冰勺带有不同的缺陷。如冰勺的劈裂缺陷会造成使用者口、舌等划伤,污染、矿物线缺陷会对食品安全卫生造成影响、威胁人身健康。冰勺表面各种缺陷都会不同程度的影响到冰勺的整体美观。因此,在冰勺投入市场之前对其进行质量检测是必不可少的环节。目前,国内冰勺自动化检测设备尚未普及,其通用性和适应性至今仍未满足工厂实际的质量检测需求。随着视觉检测技术的不断发展,冰勺自动化在线检测设备的研制逐步取得进展。

冰勺缺陷检测方法主要包括如下 2 类:1)人工目测法,其检测效率低、存在卫生隐患,达不到生产厂家的检测标准。2)视觉检测法,由于其非接触、实现无损检测,其检测精度远远超过人眼等优势,人们越来越重视视觉检测法在冰勺缺陷检测领域的研究。

近几年本团队的其他学者针对雪糕棒缺陷检测算法提出过如下几种方案:苑玮琦等^[1]针对雪糕棒轻微裂缝缺陷,提出基于纹理主瓣和旁瓣灰度特征相结合的检测方案;苏晓慧^[2]提出固定阈值分割和形态学处理的方法实现毛刺缺陷检测;朱蕊^[3]将均值滤波去噪后的图像与原始图像的灰度值之差大于阈值的提取出来定为小面积缺陷,以上几种方法针对特征不明显的轻度缺陷正确检出不高。目前针对冰勺缺陷检测的文章不多,由于冰勺的原材料取自于木材,所以木材表面缺陷检测算法对于本文研究具有一定的参考价值。

王泽润等^[4]提出基于灰度和纹理特征的木材节子缺陷检测与定位方法,使用支持向量机的超空间分类识别节子缺陷。Tiitta 等^[5]利用空气耦合超声检测裂纹缺陷。使用了决策树、k 近邻和支持向量机等机器学习方法,但很难区分小裂纹。上述研究主要针对节子或裂纹单一的某种缺陷进行检测,无法达到现场实际应用的要求。通过调研文献,发现木材缺陷研究亦不多,因此对外观缺陷检测研究做进一步文献检索。

Gong 等^[6]提出一种由粗到细的轮廓提取算法检测深孔零件的缺陷。基于区域的快速卷积神经网络定位后,利用多尺度概率边界(mPb)检测器提取边缘,通过边缘分组精细提取轮廓。刘秀平等^[7]基于局部二值模式与低秩稀疏矩阵分解方法检测网状织物纹理缺陷。Dong 等^[8]提出一种改进的基于计算几何的轮廓提取算法,但算法的时间复杂度比传统方法要高,不适合在工业现场应用。

Yang 等^[9]采用复合滤波去噪,对缺陷图像进行拉普拉斯变换锐化,用面向梯度直方图的方法提取缺陷图像。陶晓天等^[10]提出基于深度学习的航天密封圈表面缺陷检测算法。构建 newMoGaA 骨干网络,设计出 newMoGaA-RetinaNet 算法。Luo 等^[11]提出基于卷积神经网络的解耦目标检测框架检测 FPCB 表面缺陷;Tao 等^[12]基于一种改进的深度学习的 Vovectcwnet 网络检测笔记本电脑面板缺陷。Tsai 等^[13]提出一种两阶段的深度学习方案检测材料表面缺陷。Kamal 等^[14]利用灰度共生矩阵和纹理能量度量作为纹理特征提取器,前馈反向传播神经网络作为分类器将木材缺陷分类。

综上所述,目前,针对冰勺表面轻度缺陷的研究还未真正开展起来。由于冰勺表面缺陷有十几种,对于缺陷与背景相似度高的轻度缺陷,其纹理不清晰,导致缺陷区域提取难度增加。故以上调研方法存在一定的不适用性。针对以上问题,本文提出基于灰度峰值水平直线方程的大面积缺陷检测算法和基于最小二乘法迭代拟合的小面积缺陷检测算法相结合的冰勺表面缺陷检测算法,实现对冰勺表面轻度缺陷的检测。

1 冰勺表面缺陷及灰度特征分析

1.1 冰勺表面缺陷介绍

冰勺的缺陷区域与正常表面相比,颜色偏暗。如图 1(a)~(f)为缺陷图例。节子缺陷特征明显,颜色深,通常表现为一个中心暗区域,周围围绕晕圈;如图 1(a)中,左半图为深色节子,右半图为浅色节子,此类低对比度,特征不明显的轻度缺陷,为本文主要研究对象。

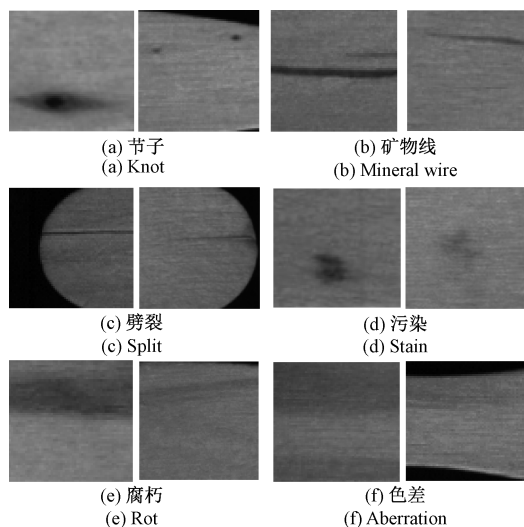


图 1 冰勺表面缺陷图例

Fig. 1 Examples of surface defects of ice scoop

1.2 冰勺轮廓提取

本文基于凹凸线段幅值的方法提取冰勺轮廓。图2(a)为在Y轴方向按列遍历冰勺灰度图像中每个像素点的灰度值,虚线一列的灰度分布如图2(b),水平轴为此列的像素点位置,水平轴的长度是以像素为单位的目标区域的长度,垂直轴为对应像素的灰度值。

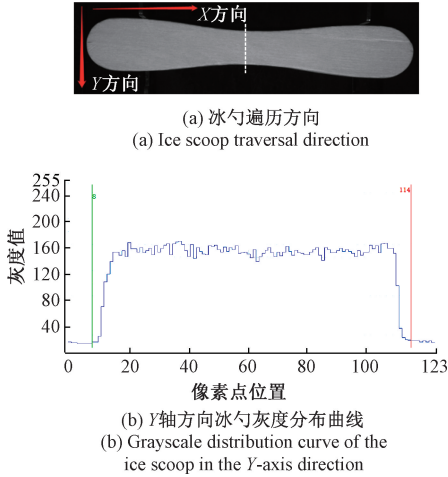


图2 冰勺轮廓特征分析

Fig. 2 Ice scoop contour feature analysis

灰度分布曲线呈现的都是凸线段和凹线段,在凹线段灰度极小值相邻的像素灰度值对应于图像中的暗区域,凸线段灰度极大值相邻的像素灰度值对应于图像中的亮区域。若当前像素点的灰度值分别大于前一个像素点和后一个像素点的灰度值,则当前点为极大值点^[11]。搜索极大值的方法如下式:

$$f(J) > f(J-1) \quad (1)$$

$$f(J) > f(J+1) \quad (2)$$

其中, $f(J)$ 为灰度分布曲线 J 点的灰度值; $f(J-1)$ 和 $f(J+1)$ 分别为 $(J-1)$ 点和 $(J+1)$ 点的灰度值;

若同时满足式(1)和(2),则 J 为凸区域灰度极大值的点。寻找极小值的方法与其类似,只是方向相反。

一个凸线段的灰度极大值与附近的两个凹线段的灰度极小值之间形成两个差值,定义差值大的一个差值为该凸线段的相对幅值,差值小的一个差值为该凸线段的绝对幅值^[15]。

图3中, $f(J)$ 为凸区域灰度极大值点 J 的灰度值; $f(N)$ 为与当前凸区域相邻的前一个凹区域灰度极小值点 N 的灰度值; $f(N)$ 和 $f(J)$ 之间的部分称为过渡线段。 $f(M)$ 为与当前凸区域相邻的后一个凹区域灰度极小值点 M 的灰度值;若满足式(3),则令式(4)中 $f_r(J)$

表示 J 点的凸区域相对幅值;则令式(5)中 $f_a(J)$ 表示 JX 点的凸区域绝对幅值。

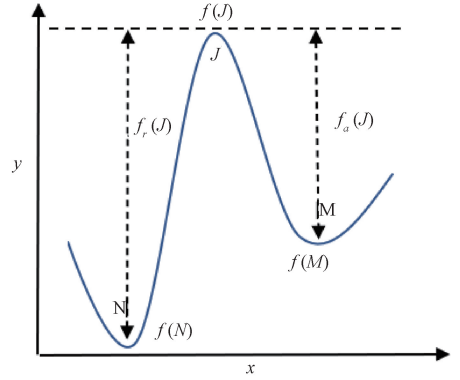


图3 相对幅值示意图

Fig. 3 Relative amplitude diagram

$$f(N) < f(M) \quad (3)$$

$$f_r(J) = f(J) - f(N) \quad (4)$$

$$f_a(J) = f(J) - f(M) \quad (5)$$

否则,令式(6)中 $f_r(J)$ 表示 J 点的凸区域相对幅值;令式(7)中 $f_a(J)$ 表示 J 点的凸区域绝对幅值。

$$f_r(J) = f(J) - f(M) \quad (6)$$

$$f_a(J) = f(J) - f(N) \quad (7)$$

根据轮廓处相对幅值远大于冰勺表面相对幅值的特点提取轮廓,冰勺表面某列的相对幅值直方图如图4所示。轮廓的相对幅值最大,设定相邻的相对幅值的间隔阈值为20,将大于等于此间隔的幅值作为阈值,图4中相对幅值为139和154两点为轮廓所在的过渡线段。

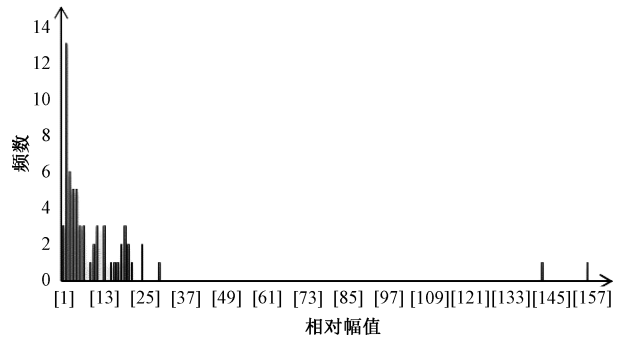


图4 相对幅值直方图

Fig. 4 Relative amplitude histogram

利用相对幅值直方图自动阈值法提取出冰勺轮廓所在的过渡线段,从凹线段到凸线段的过渡线段上将第1个梯度大于设定阈值且实际灰度值大的点定位为轮廓像素点。如图5所示,轮廓内部的冰勺表面区域,用于表面缺陷检测。

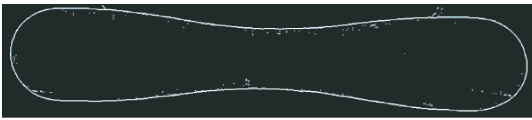


图 5 冰勺轮廓提取结果

Fig. 5 Ice scoop contour extraction result

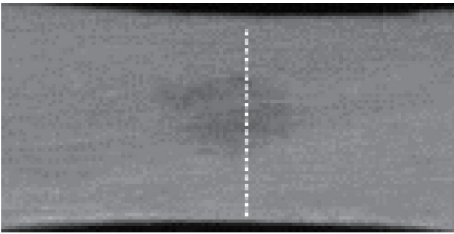
2 冰勺表面缺陷检测算法

本文冰勺表面缺陷检测方法主要由冰勺表面区域的定位即提取冰勺轮廓、图像预处理、大面积缺陷检测算法和小面积缺陷检测测算相结合的 3 部分组成。

2.1 大面积缺陷检测算法

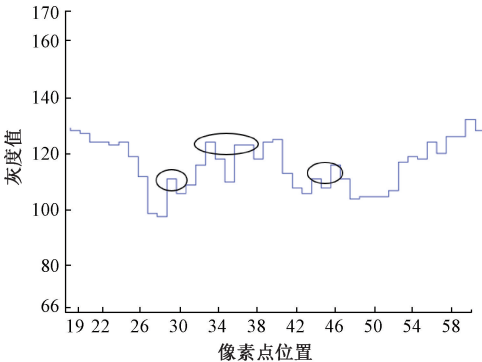
1) 缺陷检测数据预处理

由于冰勺表面纹理特征表现复杂不一,灰度分布具有不确定性。污染缺陷大部分呈块状区域,欲提取整片缺陷区域,需将缺陷所在凹线段中的小幅度波动即小凸线段去除。因此将区间内异常数据剔除至关重要。如图 6(b)所示,将灰度极大值周围比该极大值小的局部极大值定义为异常数据。其中椭圆圈所指的灰度值波动区域为异常数据。



(a) 污染缺陷位置

(a) Contamination defect location



(b) 污染区域灰度分布曲线

(b) Grayscale distribution curve of polluted area

图 6 原始数据灰度分布

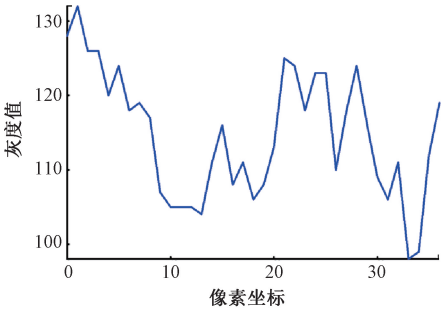
Fig. 6 Gray distribution of original data

假设局部灰度极大值数据为 g_i 其中 $i \in [1, L]$, b 为待消除的异常值,异常值定义如下。

如果 $g_i > g_{i-1}$ 且 $g_i > g_{i+1}$ ($1 \leq i \leq g_{L-1}$)

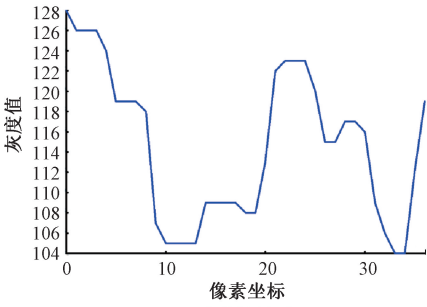
则 $g_{i-1} \in b, g_{i+1} \in b$ 。

首先采用中值滤波剔除异常值。中值滤波比相同尺寸的线性平滑滤波器的模糊程度明显要低,使拥有不同灰度值的点更接近于它的相邻点。由于一维数据不容易直接定位,将图像中存在污染的一列原始灰度值数据转化为可视化图像区域如图 7(a)所示,经过中值滤波后,如图 7(b)所示。



(a) 中值滤波前

(a) Before median filtering



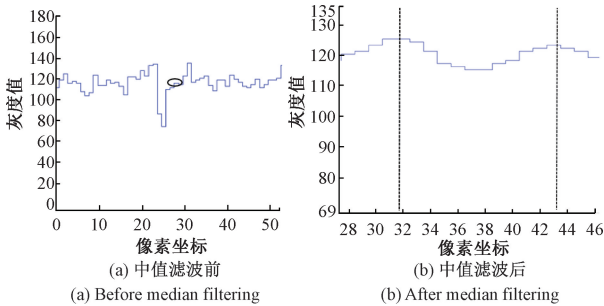
(b) 中值滤波后

(b) After median filtering

图 7 异常数据去除的灰度分布曲线

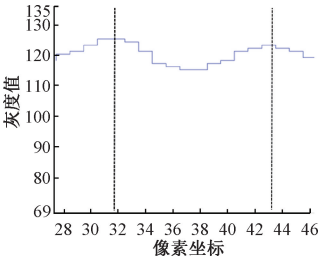
Fig. 7 Grayscale distribution curve of abnormal data removal

如图 8(a)所示为中值滤波前灰度分布曲线,在横坐标第 20~30 行之间存在劈裂,灰度值明显向下波动,椭圆圈所指的凸起的极大值为异常值。



(a) 中值滤波前

(a) Before median filtering



(b) 中值滤波后

(b) After median filtering

图 8 缺陷检测数据预处理后的灰度分布曲线

Fig. 8 Grayscale distribution curve of defect detection data after preprocessing

首先采用 3×3 滤波窗口进行中值滤波,若滤波后灰度分布曲线中的凹线段仍然不唯一,增大滤波窗口尺寸。直至两个凸线段间只有一个凹线段。如图 8(b)为经过

3×3 滤波窗口的中值滤波后的灰度值分布。目前窗口尺寸已符合剔除异常值的要求。

2) 基于灰度峰值水平直线计算偏差

如图9所示的腐朽缺陷,其面积几乎占整个冰勺表面的1/2,导致一系列的灰度分布暗区域所占比例大幅度增加。如图10所示,将图9存在腐朽缺陷的一列灰度值数据最小二乘法拟合后得到的直线方程的斜率与正常区域拟合的直线方程的斜率具有明显差异。正常冰勺表面的灰度值数据拟合直线趋于平缓,即斜率趋近于0,如图11所示。图10中前1/2灰度值整体低于后1/2的灰度值。前1/2对应于图9冰勺上半部分腐朽区域,由此可见,前1/2的低灰度值的区域反映的皆是缺陷特征,因此,本文通过搜索冰勺每列的灰度值的最大值即灰度峰值来确定直线方程如式(8)、(9)所示。

$$y = kx + b \quad (8)$$

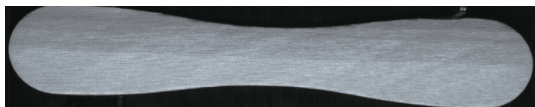


图9 腐朽缺陷

Fig.9 Decay defect

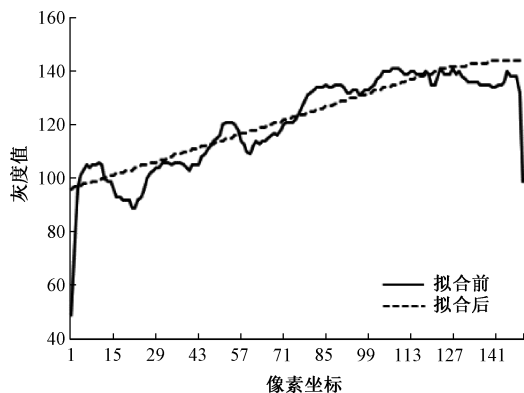


图10 灰度值数据初次拟合

Fig.10 Gray value data first fit

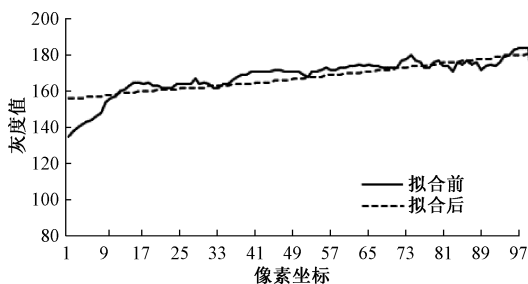


图11 正常区域灰度值拟合直线

Fig.11 Normal area gray value fitting straight line

令 $k = 0, b = \max$, 则:

$$y = \max \quad (9)$$

式中: $\max$ 为图像经过中值滤波处理后每列灰度值的最大值即灰度峰值。偏差的计算方法如式(10)所示。

$$e_p(x, y) = Y(x, y) - f(x, y) \quad (10)$$

其中, $e_p(x, y)$ 为冰勺表面 x 行 y 列的偏差值, $Y(x, y)$ 为水平直线方程对应的灰度值, 即每列的灰度最大值, $f(x, y)$ 为首次中值滤波处理后冰勺表面 x 行 y 列的灰度值。图12中水平直线与曲线的差值为偏差, 作为本文表面缺陷检测的特征值。大面积缺陷处于暗区域, 偏差为正值。在前1/2的缺陷区域的偏差明显大于后1/2正常区域的偏差。

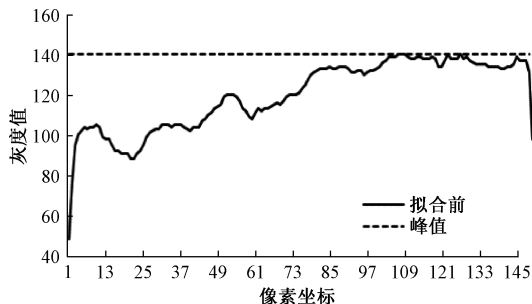


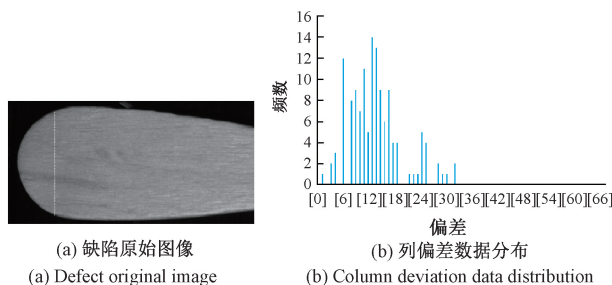
图12 峰值确定水平直线

Fig.12 Peak determination horizontal line

得到偏差的平均值后, 计算残差如式(11)所示。

$$e_{cp}(x, y) = |e_p(x, y) - \bar{e}_p| \quad (11)$$

式中: $e_{cp}(x, y)$ 为残差, $e_p(x, y)$ 为偏差, $\bar{e}_p$ 为偏差的平均值。图13(a)白色虚线列的偏差数据分布如图13(b)所示, 符合正态分布。



(a) 缺陷原始图像

(a) Defect original image

(b) 列偏差数据分布

(b) Column deviation data distribution

图13 符合正态分布的偏差数据

Fig.13 Deviated data that fit a normal distribution

3) 大面积缺陷异常数据提取

3σ 准则是建立在正态分布的等精度重复测量基础上而造成奇异数据的干扰或噪声难以满足正态分布。如果一组测量数据中某个测量值的残余误差的绝对值大于3σ, 则该测量值为异常值, 应剔除。通常把等于±3σ的误差作为极限误差, 对于正态分布的随机误差, 落在±3σ以外的概率仅0.27%, 它在有限次测量中发生的可能性很小, 故存在3σ准则^[16]。缺陷处的偏差远大于冰勺正

常表面的偏差值,属于异常值,分析一组异常值多使用 3σ 准则。首先计算偏差的平均值如式(12)所示。

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (12)$$

其中, $\bar{X}$ 为样本均值即偏差的均值; X_i 为第 i 个数据样本; n 为数据样本个数。标准偏差 σ 的计算公式如下:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}} \quad (13)$$

得到偏差的平均值后,计算均值 $\bar{x}$ 与冰勺表面每个坐标点偏差 x_i 的差值,即残差,如式(14)所示。

$$|x_i - \bar{x}| > 3\sigma \quad (14)$$

若满足式(14)即为异常数据,代表暗区域缺陷。

大面积类缺陷基于 3σ 准则提取异常值。通过大量实验计算无缺陷的正常冰勺表面的标准差作为基准面标准差。本文选取的基准面标准差为 3.5。如式(15)所示, σ_i 为选取的经验值 3.5。将满足式(15)的像素点提取出来,式(16)中 $S_{\text{暗}}$ 为暗区域缺陷面积, T_1 为设定的暗区域面积阈值,式(17)中 $S_{\text{亮}}$ 为亮区域缺陷面积, T_2 为设定的亮区域面积阈值,若满足式(16)或(17)说明当前冰勺表面存在大面积缺陷,否则,需进一步检测是否存在小面积缺陷。大面积腐朽缺陷的提取效果如图 14(b)所示。

$$e_{cp}(x, y) > 3\sigma_i \quad (15)$$

$$S_{\text{暗}} > T_1 \quad (16)$$

$$S_{\text{亮}} > T_2 \quad (17)$$

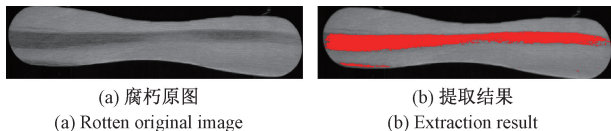


图 14 大面积缺陷提取

Fig. 14 Large area defect extraction

2.2 小面积缺陷检测算法

1) 拟合直线的求取

冰勺表面缺陷大多数存在于暗区域,缺陷处灰度值低于正常表面区域。难点在于缺陷与背景不易区分。本文将中值滤波后的灰度值数据拟合成一条近似的直线。

最小二乘法是用来构造逼近函数的,使得从总的趋势上来说更能反映被逼近函数的特性。希望求得的逼近函数与已给函数的偏差按平方度量能达到最小。最小二乘法的形式如式(18)所示, E 为目标函数, y_i 观测值是多组样本数据,即本文中的灰度值数据, $\hat{y}$ 理论值是假设拟合函数,它的主要思想就是求解未知参数,使得理论值与

观测值之差(即误差,或者说残差)的平方和达到最小。每个点和拟合线上它的对应的点的距离的平方和最小,得到的直线即为拟合直线。

$$E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2 \quad (18)$$

如图 15 所示,二维平面图中有多个点,期望找到一条直线能最好地穿过这些数据点来拟合数据。

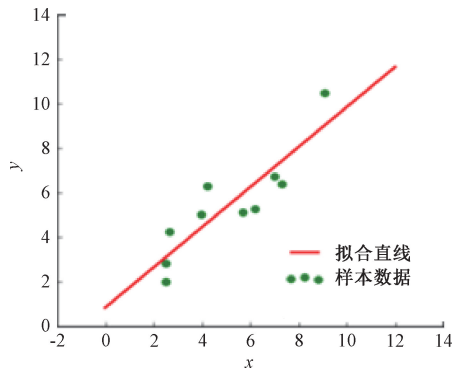


图 15 最小二乘法拟合

Fig. 15 Least squares fitting

设直线方程如式(19)所示,式中 a, b 待定,式(20)计算误差 E_j ,使 E_j 的平方和尽可能地小,即求截距 a ,斜率 b ,确定一条直线使式(21)误差平方和 E 取最小值。用这种方法求得 a, b 的原理,称为最小二乘原理。求得 $y = a + bx$ 的曲线称为最小二乘拟合一次式。

$$y = a + bx \quad (19)$$

$$a + bx_j - y_j = E_j (j = 1, 2, \dots, n) \quad (20)$$

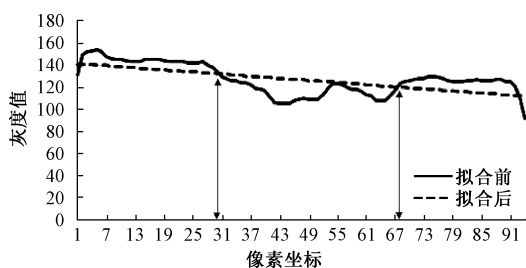
$$E = \sum_{j=1}^n E_j^2 = \sum_{j=1}^n (a + bx_j - y_j)^2 \quad (21)$$

求得直线方程的斜率和截距后代入线性方程式,得到拟合后冰勺表面像素点的灰度值。

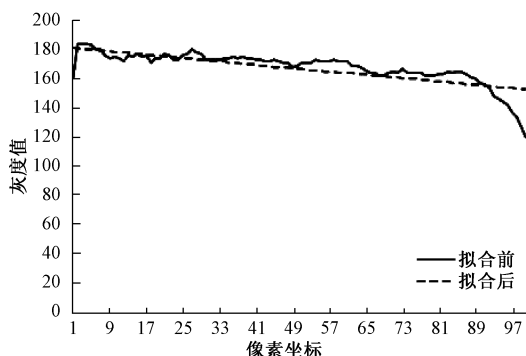
如图 16(a)所示为一列存在油污的灰度值数据拟合结果,此列的第 28~67 行存在油污,如图 16(a)中双向箭头所指。因此拟合后的直线在拟合前的曲线上方。缺陷位于暗区域,即缺陷区域灰度值比正常表面灰度值低。正常区域某列的拟合结果如图 16(b)所示。由于表面缺陷位于冰勺表面的暗区域,因此灰度值低于拟合后的灰度值。计算拟合后的灰度值数据与拟合前的灰度值数据的差值,得到灰度值偏差数据。如式(22)所示, $h(x, y)$ 为拟合后像素点 (x, y) 的灰度值, $f(x, y)$ 为首次中值滤波处理后像素点 (x, y) 的灰度值, $e(x, y)$ 为灰度值偏差。

$$h(x, y) - f(x, y) = e(x, y) \quad (22)$$

本文通过缺陷位置偏差远大于正常表面偏差值的特征提取表面缺陷。得到偏差数据后,利用迭代拟合修正超差数据的方法求取基准面的标准差。然后将超出三倍基准面的标准差的异常偏差值即缺陷区域提取出来。



(a) 污染缺陷拟合
(a) Contamination defect fit



(b) 正常区域拟合
(b) Normal area fit

图 16 缺陷与正常区域拟合效果对比

Fig. 16 Defect and normal area fitting effect comparison

2) 迭代拟合修正超差数据

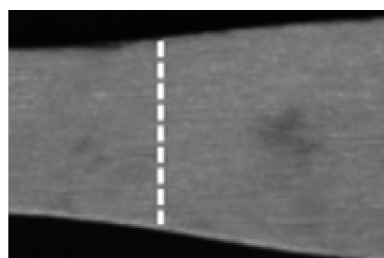
经过 3×3 尺寸的中值滤波预处理后,利用最小二乘法将冰勺表面灰度值数据进行第 1 次拟合,如图 17(b)所示,在中间区域依然存在波动幅度较大的区域,图中曲线是拟合前的灰度值分布,虚线为拟合后的灰度值分布。本文通过最小二乘法迭代拟合修正超差数据计算基准面偏差数据的标准差。将图 17(b)中的曲线逐次修正,使其逐渐逼近拟合的直线。

基于每次拟合得到的灰度值数据与拟合前数据相减得到偏差 $e_s(x, y)$ 后,计算偏差均值 $\bar{e}_s$,进而得到残差 $e_{cs}(x, y)$ 。如式(23)所示。每次迭代得到的全局偏差值的标准差为 σ_s ,将满足式(24)的即残差大于 3 倍标准差的像素点认定为异常数据进行修正,本文中的全局指每张冰勺表面图像存在唯一的一个标准差。修正方法如式(25),将拟合后的灰度值 $h_d(x, y)$ 赋值给中值滤波后灰度值 $f_s(x, y)$,通过 $f_s(x, y)$ 求新的斜率和截距进行下一次拟合。因此,下次拟合的输入数据被替换成 $h_d(x, y)$,每替换一次拟合的输入数据,所选取的平面就向基准面逼近一次,拟合的输入灰度值数据构成的曲线和输出灰度值数据拟合的直线就越接近,偏差就越小。灰度值数据修正后,继续迭代拟合。

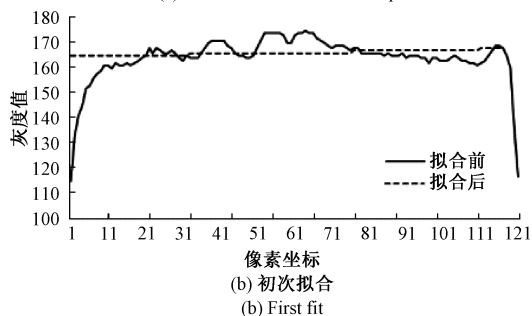
$$e_{cs}(x, y) = e_s(x, y) - \bar{e}_s \quad (23)$$

$$e_{cs}(x, y) > 3\sigma_s \quad (24)$$

$$f_s(x, y) = h_d(x, y) \quad (25)$$



(a) 选取冰勺一列
(a) Select a column of ice scoops



(b) 初次拟合
(b) First fit

图 17 拟合修正超差数据

Fig. 17 Fitting corrected out-of-tolerance data

基于 3σ 原则的最小二乘法迭代拟合修正超差数据的算法步骤总结如下:

(1) 计算偏差数据的标准差;

(2) 每一个采样点与均值的差取绝对值后与 3 倍标准差比较,若满足式(24)则进行式(25)的超差点的灰度值数据修正,继续拟合;

(3) 重复至步骤(1),直到此次循环无需任何修正。

迭代的终止条件是不存在大于 3 倍标准差的偏差数据。即满足下式:

$$e_{cs}(x, y) \leq 3\sigma_s \quad (26)$$

冰勺表面正常区域的灰度值都在平均值正负 3 个标准差的范围内,至此,保存最后一次迭代得到的标准差即基准面的标准差,用于下一步缺陷提取的判断依据。经过迭代逐次拟合后此列的最终拟合结果如图 18 所示。实线是经过迭代拟合修正超差数据后得到的灰度值数据,对不存在超差数据的基准面进行最后一次拟合后如图中虚线所示,通过对比图 18 迭代拟合效果和图 17(b)的没有进行迭代的拟合效果,可以发现图 17(b)曲线中间波动范围较大的超差区域到图 18 中已经被修正。至此,得到一个反映正常冰勺表面背景的基准面。

如图 19(b)所示为图 19(a)经过迭代拟合修正超差数据后得到的基准面。原图虚线框内的黑节子与背景对比度明显,属于典型的超差数据,经过最小二乘法迭代拟合后得到的基准面不存在对比度明显的缺陷区域,图 19(a)框选的缺陷区域的灰度值被修正后接近正常表面的灰度值。得到图 19(b)中接近冰勺正常表面的基准面。最后一次迭代计算得到的标准差即为基准面的标准

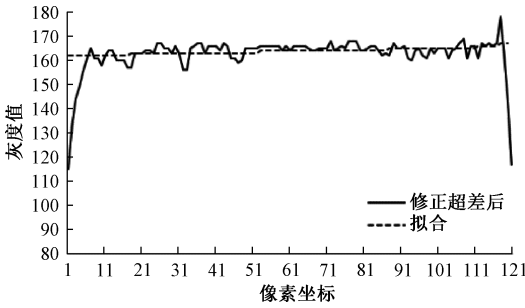


图 18 迭代拟合修正超差数据

Fig. 18 Iterative fitting to correct out-of-tolerance data

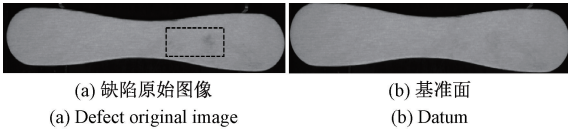


图 19 求取基准面

Fig. 19 Find the datum

差作为基于 3σ 准则提取表面缺陷的判断依据。

3) 小面积缺陷异常数据提取

小面积缺陷提取与大面积缺陷提取原则基本一致,同样基于 3σ 准则提取缺陷处异常值。图 20(b) 为冰勺表面一列的偏差直方图,偏差数据近似符合正态分布。

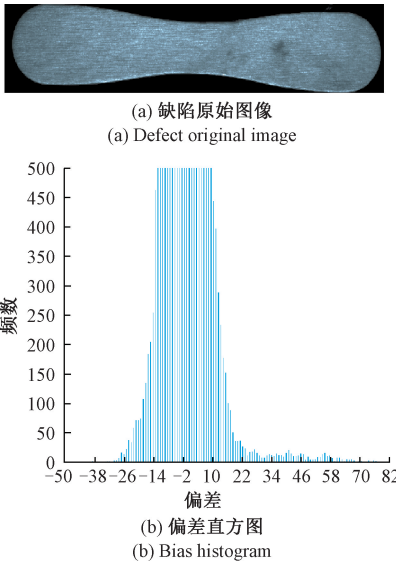


图 20 缺陷数据分析

Fig. 20 Defect data analysis

本文首先计算残差如式 (27) 所示, $e_{cs1}(x,y)$ 为经过中值滤波处理后,首次经过最小二乘法拟合计算得到的偏差数据 $e_1(x,y)$ 与迭代拟合后最终一次的偏差平均值 $\bar{e}_s$ 的差值,即残差。若 $e_{cs1}(x,y)$ 满足式 (28), 视为缺陷。

$$e_{cs1}(x,y) = e_1(x,y) - \bar{e}_s \quad (27)$$

$$e_{cs1}(x,y) > 3\sigma_s \quad (28)$$

从图 21 中的提取效果看,缺陷区域被提取出来的同时包含少部分的干扰区域,本文通过调整判据,保证缺陷被完整提取的情况下排除干扰。如图 22(b) 中干扰区域的残差超出 3 倍标准差的范围,因此被提取出来。缺陷区域残差与 3 倍标准差的差值一定大于干扰区域的差值,通过测试对比分析数据,验证这一点。如图 22(a) 所示,垂直轴代表残差与 3 倍标准差的差值,水平轴代表残差与 3 倍标准差的差值的频数,残差与 3 倍标准差的差值为 10 个灰度级。如图 22(b) 所示,选择图 21 直线所指圆圈中干扰区域某列,其残差与 3 倍标准差的相差的最大值为 3 个灰度级。经过对比数据发现,干扰区域残差与 3 倍标准差只相差 $2\sim 3$ 个灰度级。

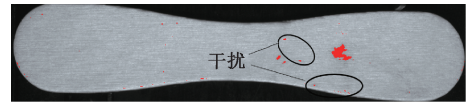
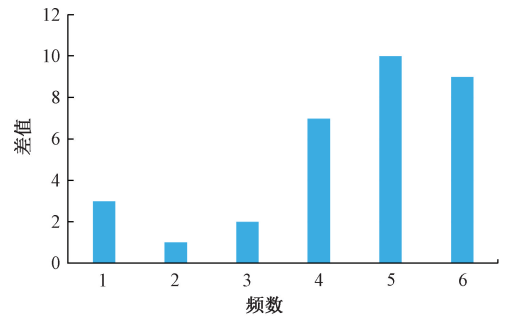
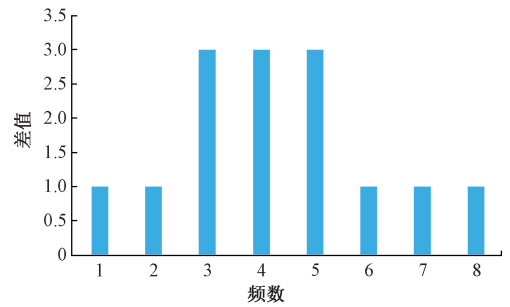


图 21 缺陷提取效果

Fig. 21 Defect extraction effect



(a) 缺陷区域残差与 3σ 差值范围
(a) Defect area residuals and 3σ difference ranges



(b) 干扰区域残差与 3σ 差值范围
(b) Interference area residuals and 3σ difference

图 22 异常数据分析

Fig. 22 Anomaly data analysis

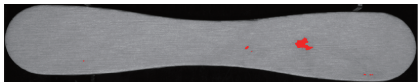
基于以上异常数据分析,于是将式 (28) 的判据调整为下式:

$$e_{cs1}(x,y) > 3\sigma_s + \varepsilon \quad (29)$$

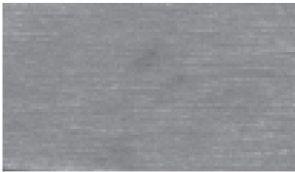
在 3 倍标准差的基础上增加一个和 3 倍标准差相比数值较小的修正常数 ε 。求取修正常数 ε 的原则是通过寻找能够保证将弱信号缺陷提取出来的最小的阈值,既能确保弱信号不丢失,同时排除干扰,掌握一个平衡点,既保证浅缺陷不漏检,又能减少非缺陷区域的干扰。求取修正常数 ε 的具体步骤如下:

- (1) 测试弱信号缺陷的残差与 3 倍标准差的差值,即 $e_{\text{cal}}(x,y) - 3\sigma$, 来确定修正常数 ε 的范围;
- (2) 测试干扰区域的残差与 3 倍标准差的差值;
- (3) 根据修正常数 ε 的选取原则,选择较小的常数与 3 倍标准差相加,构成式(29)作为提取表面缺陷的判据。

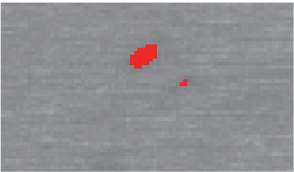
图 23(a)为浅污染缺陷修正常数 ε 为 2 时的提取效果,干扰区域已去除。图 23(c)提取到污染局部低对比度的缺陷。



(a) 整体缺陷提取效果
(a) Overall defect extraction effect



(b) 污染局部原始图像
(b) Contaminate the local original image



(c) 污染提取效果
(c) Pollution extraction effect

图 23 表面缺陷提取结果
Fig. 23 Surface defect extraction result

3 冰勺表面缺陷分类方法

通过以上方法得到缺陷目标区域后,判断缺陷形状。基于形状特征区分小面积的节子、矿物线和污染。节子为斑块状,矿物线为长条状,污染为块状。通过计算缺陷中面积最大的目标区域的最小外接矩形得到缺陷区域的长宽比 α ,缺陷区域的长为 L ,宽为 W ,如式(30)所示。

$$\alpha = \frac{L}{W} \tag{30}$$

根据 α 判断缺陷类型的规则如下:

$$\begin{cases} \alpha < 2, & \text{斑块状(节子)} \\ \alpha \geq 2 \text{ 且 } W \leq 15, & \text{条状(矿物线)} \\ \alpha \geq 2 \text{ 且 } W > 15, & \text{块状(污染)} \end{cases} \tag{31}$$

基于灰度特征区分大面积的色差、腐朽,计算整体冰勺的灰度均值 $Mean$,式(32)中 T_1 、 T_2 为两个级别的阈值。

$$\begin{cases} Mean < T_1, & \text{色差} \\ Mean < T_2(T_2 < T_1), & \text{腐朽} \end{cases} \tag{32}$$

根据线条长度和与头部轮廓连通性识别劈裂,若长度即像素个数大于 50 且与头部轮廓连通即劈裂缺陷。

4 实验结果与对比分析

4.1 缺陷冰勺图库的建立

本文所研究的缺陷冰勺由冰勺制造企业的品控部门提供,并通过共同开发的冰勺成像设备采集了缺陷冰勺图片,建立了缺陷冰勺图库。

根据企业的冰勺缺陷检测标准,将采集的冰勺图片按照如下方法建立图库:

- 1) 按照缺陷类别建立图库,包括节子、矿物线、劈裂、污染、腐朽和色差。
- 2) 按照缺陷严重程度建立图库。
- 3) 良品图库。

4.2 测试方法与结果

按照缺陷的种类和缺陷的严重程度,分别进行测试。1)严重缺陷图库测试;2)轻度缺陷图库测试;3)良品图库测试。在缺陷图库中的测试结果为缺陷的百分比为正确检出率,没有被检出的百分比为漏检率。在良品图库中的测试结果为缺陷的百分比为误检率。检测结果如表 1、2 所示。

表 1 缺陷检测结果
Table 1 Defect detection results

缺陷种类	缺陷数量	检出数量	检出率/%
严重污染	629	629	100.00
轻度污染	343	338	98.54
严重节子	750	750	100.00
轻度节子	560	558	99.64
严重矿物线	630	628	99.68
轻度矿物线	530	521	98.30
严重劈裂	540	531	98.33
轻度劈裂	360	349	96.95
严重色差	200	196	98.00
轻度色差	238	228	95.80
严重腐朽	200	197	98.50
轻度腐朽	220	209	95.00

表 2 良品检测结果
Table 2 Good test results

良品数量	检出数量	漏检数量	误检率/%
675	26	649	3.85

4.3 测试结果分析

对以上测试结果进行分析,本文定义了如下评价指标:

$$CDR = \frac{NCD}{TND} \times 100\%$$
 (33)

$$FDR = \frac{NFD}{NND} \times 100\%$$
 (34)

正确检测率(correct detection rate, CDR)按照式(33)计算,式中 NCD(number of correct detection)代表各种类型缺陷正确检测样本个数总和, TND(total number of defects)代表缺陷的总样本个数。FDR(false detection rate)错误检测率按照式(34)计算,式中 NFD(number of false detects)代表在良品图库中的测试结果为缺陷的样本个数, NND(number of no defects)代表良品样本个数。测试结果统计如表 3 所示。

表 3 测试结果统计
Table 3 Test result statistics

缺陷样本个数	良品样本个数	CDR/%	FDR/%
5 200	675	98. 73	3. 85

自适应局部阈值分割法^[17]通过对目标区域的面积以及灰度值的两个方面筛选,能够定位出缺陷区域,由于污染瑕疵的灰度值变化范围较大,对于颜色很浅的瑕疵,对比度不明显,容易造成瑕疵检测以及质量分级不准确。如图 24(a)所示浅油污使用局部阈值分割法无法被提取,本文算法能够准确提取浅油污,如图 24(b)所示。高斯线检测算法对于浅劈裂、裂纹处闭合紧密、缺陷处与正

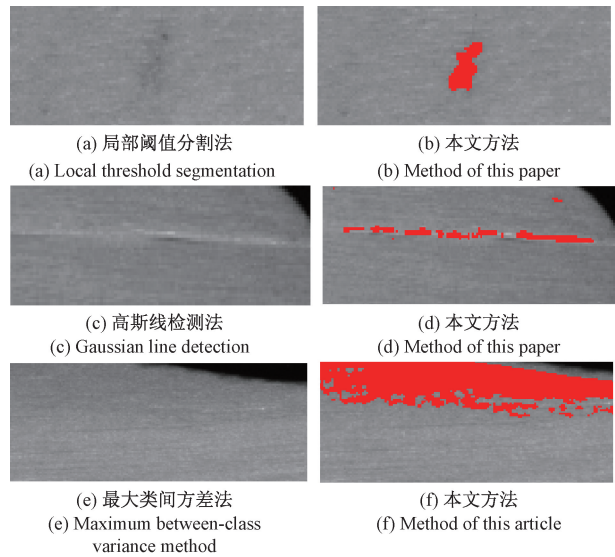


图 24 本文方法与其他方法效果对比

Fig. 24 Effect of the proposed method compared with other methods

常处对比度不明显的缺陷,易导致漏检,如图 24(c)所示。本文尝试过最大类间方差法提取表面缺陷,该方法针对对比度明显的色差缺陷效果理想,在同一光照情况下,相邻级别间的冰勺灰度值相差不明显时,易漏检。如图 24(e)所示。

He 等^[18]提出的基于深度卷积神经网络(dynamic convolution neural network, DCNN)检测木材缺陷的学习方法主要对于对比度明显的节子、裂纹和霉斑 3 种松树木材缺陷的检测精度达到 99. 13%。如图 25(a)所示,框选部分为检出缺陷;Urbanas 等^[19]采用基于区域的快速卷积神经网络识别单板表面缺陷,能够检测节子、划痕和污渍缺陷,如图 25(b)所示;针对以上文献测试的暗区域特征突出的缺陷本文方法皆可检出。Hashim 等^[20]提出了基于方向独立灰度依赖矩阵(gray leveldependence Matrix, GLDM)的纹理特征方法建立特征集区分缺陷木材和好木材,而图 25(c)中的裂缝缺陷被漏检。相对而言,本文针对缺陷灰度值与背景接近的浅污染等缺陷能做到精确提取。

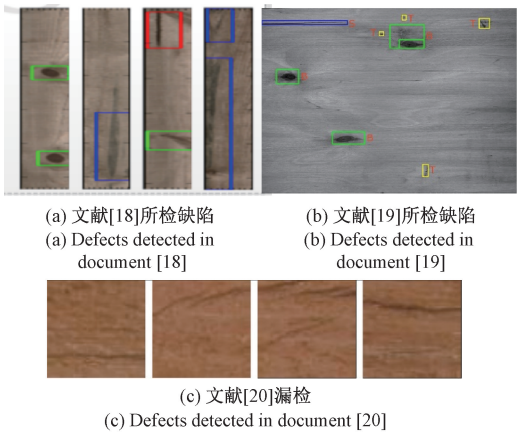


图 25 其他方法检测效果分析

Fig. 25 Analysis of the detection effect of other methods

对本文方法的误检案例分析,由于木材自然生长形成的木纤维纹络,存在如图 26 所示的色差缺陷(如黑色虚线矩形框标记)与正常表面灰度值极其接近,人眼不易区分,偏差在 3 倍标准差以内,因此漏检。

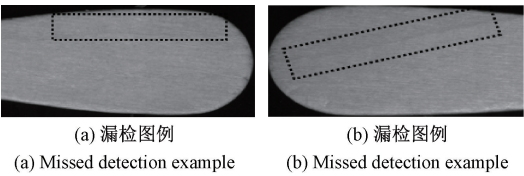


图 26 漏检图例分析

Fig. 26 Missed detection legend analysis

5 结 论

本文针对冰勺表面节子、矿物线、劈裂、污染、腐朽和色差的轻度缺陷正确检出率较低的情况,提出了基于最小二乘法迭代拟合的小面积缺陷检测算法和基于灰度值峰值水平直线方程的大面积缺陷检测算法相结合的方法。测试结果表明,使用条形光源平行于冰勺表面在一侧打光的实验条件下,所提方法不仅能够检测冰勺表面的严重缺陷,针对轻度缺陷具有较高的正确检出率。

参考文献

- [1] 苑玮琦,李绍丽,李德健. 基于纹理主、旁瓣特征的雪糕棒裂缝缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2779-2787.
- YUAN W Q, LI SH L, LI D J. Ice cream stick crack defect detection based on texture main and side lobe features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2779-2787.
- [2] 苏晓慧. 冰勺外观缺陷在线检测方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2020.
- SU X H. Research on on-line detection method for appearance defects of ice spoon [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2020.
- [3] 朱蕊. 雪糕棒表面缺陷在线视觉检测方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2018.
- ZHU R. Research on online visual inspection method of ice-cream stick surface defects[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2018.
- [4] 王泽润,方益明,冯海林,等. 木材节子缺陷检测与定位方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 311-318.
- WANG Z R, FANG Y M, FENG H L, et al. Wood knot defect detection and location method [J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2018, 55(5): 311-318.
- [5] TIHTTA M, TIHTTA V, GAAL M, et al. Air-coupled ultrasound detection of natural defects in wood using ferroelectret and piezoelectric sensors[J]. Wood Science and Technology, 2020, 54(4): 1051-1064.
- [6] GONG X Y, SU H, XU D, et al. Contour extraction and quality inspection for inner structure of deep hole components [J]. IEEE Transactions on Components Packaging & Manufacturing Technology, 2018, 9(3): 575-585.
- [7] 刘秀平,冯奇,袁皓,等. LBP与低秩分解的网状织物纹理缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 135-141.
- LIU X P, FENG Q, YUAN H, et al. LBP and low-rank decomposition method for texture defect detection of mesh fabrics [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 135-141.
- [8] DONG Y, YANG L, BAI C, et al. Contour extraction of flagstones in complex working conditions[C]. 2018 3rd International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE), IEEE, 2018: 223-227.
- [9] YANG F, WANG Y, WANG S, et al. Wood veneer defect detection system based on machine vision[C]. Proceedings of the 2018 International Symposium on Communication Engineering & Computer Science (CECS 2018), 2018: 423-428.
- [10] 陶晓天,何博侠,张鹏辉,等. 基于深度学习的航天密封圈表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 199-206.
- TAO X T, HE B X, ZHANG P H, et al. Surface defect detection of aerospace sealing ring based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 199-206.
- [11] LUO J X, YANG Z Y, LI S P, et al. FPCB surface defect detection: A decoupled two-stage object detection framework [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-11.
- [12] TAO J M, ZHU Y J, LIU W Y, et al. Smooth surface defect detection by deep learning based on wrapped phase map [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(14): 16236-16244.
- [13] TSAI D M, FAN S, CHOU Y H. Auto-annotated deep segmentation for surface defect detection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-10.
- [14] KAMAL K, QAYYUM R, MATHAVAN S, et al. Wood defects classification using laws texture energy measures and supervised learning approach [J]. Advanced

- Engineering Informatics, 2017, 34(OCT.):125-135.
- [15] 苑玮琦. 基于方向空间的图像分割方法: CN112446894A[P]. 2021-03-05.
- YUAN W Q. Image segmentation method based on orientation space:CN112446894A [P]. 2021-03-05.
- [16] 费业泰. 误差理论与数据处理[M]. 北京:机械工业出版社,2010.
- FEI Y T. Error theory and data processing [M]. Beijing: Machinery Industry Press,2010.
- [17] XU J, WANG H, CUI C, et al. Oil spill monitoring of shipborne radar image features using SVM and local adaptive threshold[J]. Algorithms, 2020, 13(3):69.
- [18] HE T, LIU Y, YU Y, et al. Application of deep convolutional neural network on feature extraction and detection of wood defects[J]. Measurement, 2019, 152: 107357.
- [19] URBONAS A, RAUDONIS V, MASKELIŪNAS R, et al. Automated identification of wood veneer surface defects using faster region-based convolutional neural network with data augmentation and transfer learning[J]. Applied Sciences, 2019, 9(22):4898.
- [20] HASHIM U R, HASHIM S Z M, MUDA A K. Performance evaluation of multivariate texture descriptor for classification of timber defect[J]. Optik-International

Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(15): 6071-6080.

作者简介



E-mail: yuan60@126.com

Yuan Weiqi received his B. Sc. degree from Hunan University in 1982, and received M. Sc. and Ph. D. degrees both from Northeastern University in 1988 and 1997, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Shenyang University of Technology. His main research interests include machine vision and biometric identification.



Qi Jianting (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Liaoning Institute of Science and Technology in 2019. She is currently a master student at the Institute of Visual Inspection Technology of Shenyang University of Technology. Her main research interests include machine vision and defect detection.

苑玮琦,1982 年于湖南大学获得学士学位,分别在 1988 年和 1997 年于东北大学获得硕士和博士学位,现为沈阳工业大学教授、博士生导师,主要研究方向为机器视觉和生物特征识别。

齐健婷(通信作者),2019 年于辽宁科技学院获得学士学位,现为沈阳工业大学视觉检测技术研究所硕士研究生,主要研究方向为机器视觉和缺陷检测。

E-mail: 1426751876@qq.com