

基于机器视觉的多规格纽扣缺陷检测方法

钱厚亮¹ 赵 帅²
QIAN Houliang ZHAO Shuai

摘要

为解决传统人工检测不同规格纽扣准确率低、效率低的问题,提出了基于机器视觉的多规格纽扣缺陷检测(MSBD-MV)。首先对不同规格的纽扣图像进行图像预处理,利用双边滤波、阈值分割、边缘检测技术对纽扣进行去噪和轮廓提取;其次利用基于边缘跟踪的轮廓标记技术对内孔进行连通域标记和计数,判断内孔是否有缺陷;最后利用Hu不变矩对提取到的纽扣外轮廓进行匹配检测,判断纽扣的外轮廓是否有缺陷,并对其类型进行判别。实验结果表明,该检测方法能够有效地对不同规格纽扣进行缺陷检测和类型识别,识别准确率达96.85%。

关键词

机器视觉;多规格纽扣;缺陷检测;连通域分析;Hu不变矩

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.12.048

0 引言

在纺织与服饰配件制造业中,纽扣的质量检测是不可或缺的,传统的人工纽扣检测方式效率低、准确率低^[1]。通过机器视觉技术对纽扣图像分析和处理,实现对纽扣缺陷的自动识别,这种检测方法能够有效提高检测效率和准确度。

随着机器视觉技术的发展,运用机器视觉技术进行缺陷检测应用越来越广泛。欧阳周等人^[2]通过建立基于视觉注意机制检测模型进行缺陷检测;张昊武等人^[3]通过图像预处理,边缘检测,轮廓匹配对精冲件轮廓进行缺陷检测;左才等人^[4]通过加权中值滤波,二值化和边缘检测对印刷品表面划痕进行检测;孙胜华等人^[5]通过图像预处理,图像形态学处理对电源适配器外观进行缺陷检测,准确率可达86%;伍麟等人^[6]通过图像降噪、特征提取、图像分割、图像拼接等预处理后对工业金属表面进行模板匹配、图像分类、图像语义分割、目标检测和图像异常缺陷检测。

针对不同规格纽扣的缺陷检测,本文提出了基于机器视觉的多规格纽扣缺陷检测(multi specification button defect detection based on machine vision, MSBD-MV),将不同材质、大小、形状的纽扣缺陷检测分为内孔检测和外轮廓检测两部分,首先利用自适应阈值分割和连通区域计数的方法对纽扣内孔数量进行检测,当检测到纽扣有内孔缺陷时直接输出检测结果,当内孔没有检测到缺陷时,利用Hu不变矩匹配对外轮廓进行进一步的检测,这样能够有效缩短不同规格纽扣的检测程序。

1 图像预处理

由于不同规格纽扣的材质不同,表面的反光效果不同,如图1所示,为了避免外界环境变化对不同规格纽扣检测的准确度产生影响,本文对采集到的图像进行了一系列的图像预处理。图像滤波,消除图像中的噪声和干扰;阈值分割,将纽扣与背景有效分离;边缘检测,准确识别纽扣的轮廓边界,通过这些预处理措施,能够有效提升纽扣检测的准确度和效率。

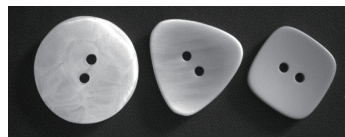


图1 不同规格的标准纽扣

1.1 图像滤波

图像的实际采集过程中,会不可避免地引入外界噪声,降低图像质量,去噪处理成为图像预处理的重要步骤,常用的去噪方式有高斯滤波、中值滤波、双边滤波^[7]。其中,双边滤波通过计算每个像素与其邻近像素之间的空间距离和像素值差异来确定滤波权重,能够有效去除噪声,平滑图像的同时保留边缘信息。公式为:

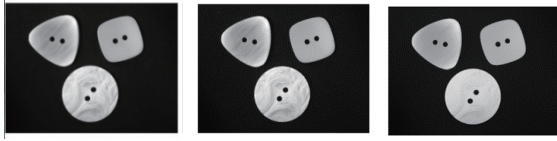
$$I_{BF} = \frac{1}{W_p} \sum_{y \in \omega} I(y) \cdot \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{|I(x) - I(y)|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (1)$$

式中: ω 是滤波窗口的邻域; W_p 是归一化系数,确保所有权重总和为1; σ_s 是控制空间权重衰减的标准差; σ_r 是控制像素值权重衰减的标准差。

由图2分析可知,高斯滤波和中值滤波的去噪能力比较好,但是对于纽扣边缘的保护比较差,而双边滤波在有效去噪的同时,能够很好地保留纽扣的边缘特征。

1. 南京工程学院工业中心 江苏南京 211167

2. 南京工程学院机械工程学院 江苏南京 211167



(a) 高斯滤波 (b) 中值滤波 (c) 双边滤波

图2 不同滤波去噪保边效果

1.2 阈值分割

为了优化对纽扣后续处理的准确度与效率,需要对纽扣与背景进行有效分割。本文是对不同规格纽扣的检测,不同规格纽扣的表面灰度情况不同,所以选择自适应阈值分割。最大类间方差法(OTSU)^[8],通过分析图像的全局灰度分布,自动选取最佳阈值,以实现纽扣与背景的最优分割。

假设初始有一个阈值 t , 将图像分为两个部分,前景 F 和背景 B , 像素的总个数为 N , 图像的总灰度级为 $L-1$, 每个灰度级的像素个数占总像素个数的概率为 $P_i = N_i/N$, 前景和背景像素总个数占总像素个数的概率分别满足:

$$P_f(t) = \sum_{i=0}^{t-1} P_i, \quad P_b(t) = \sum_{i=t}^{L-1} P_i \quad (2)$$

由公式(2)求得前景和背景的灰度平均值分别为:

$$M_f(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} i \times P_i}{P_f}, \quad M_b(t) = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} i \times P_i}{P_b} \quad (3)$$

由公式(2)(3)可得前景和背景对应的像素方差分别为:

$$\sigma_f^2(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} (i - M_f)^2 P_i}{P_f} \quad (4)$$

$$\sigma_b^2(t) = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} (i - M_b)^2 P_i}{P_b} \quad (5)$$

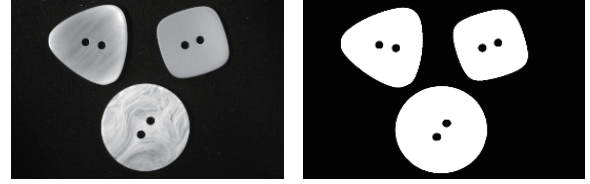
由公式(2)~(5)可得类内方差 σ_w^2 , 类间方差 σ_b^2 , 整幅图像的像素值方差 σ_T^2 为:

$$\sigma_w^2(t) = P_f \sigma_f^2 + P_b \sigma_b^2 \quad (6)$$

$$\sigma_b^2(t) = P_f P_b (M_f - M_b)^2 \quad (7)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - M_T)^2 P_i \quad (8)$$

为了衡量阈值为 t 时的类间方差, 定义如下准则: $\lambda = \sigma_w^2 / \sigma_T^2$, $\eta = \sigma_b^2 / \sigma_T^2$ 为了获取最优区分阈值, 只要求一个 t 使得 λ 或 η 的值最大即可, 从上面的定义可以发现 σ_w^2 和 σ_b^2 与阈值 t 有关, 而 σ_T^2 与阈值无关, 由于 σ_w^2 是二阶函数, σ_b^2 是一阶函数, 更易优化, 所以, 选用 η 作为目标函数, 求解最佳阈值 t 使得 η 最大, 即求解最佳阈值 t 使得最大化类间方差 σ_b^2 最大。直接分割后的二值图像可能包含一些细小的噪声点, 这些瑕疵可能会干扰后续的轮廓提取和特征分析。为此, 进一步采用腐蚀与膨胀(3×3 模板)来平滑图像边缘, 消除边缘毛刺, 同时保持纽扣轮廓的完整性。经过这一系列处理后, 如图3所示, 纽扣图像与背景完全分离。



(b) 灰度图像 (d) OTSU 阈值分割图像

图3 不同规格纽扣 OTSU 阈值分割结果图

1.3 Canny-Otsu 边缘检测

Canny 边缘检测主要步骤包括: 高斯滤波, 梯度计算, 非极大值抑制, 双阈值连接, 其中双阈值连接的高低阈值是由人工选择的, 自适应较差^[9]。本文将 Otsu 自适应阈值选择代替固定阈值选择, 根据图像的实际情况通过最大化类间方差自动确定最佳阈值, 使得边缘连接更加高效, 进一步提升算法的适用性和鲁棒性。

高斯滤波对双边滤波处理后的图像再次进行平滑处理:

$$I_G(x, y) = G(x, y) \cdot I_{BF}(x, y) \quad (9)$$

用 Sobel 算子计算图像的梯度幅值和方向:

$$X[x, y] = \frac{S[x, y+1] - S[x, y-1] + S[x+1, y+1] - S[x+1, y-1]}{2} \quad (10)$$

$$Y[x, y] = \frac{S[x, y-1] - S[x+1, y-1] + S[x, y+1] - S[x+1, y+1]}{2} \quad (11)$$

由公式(10)(11)求得幅值 M 和梯度 α :

$$M[x, y] = \sqrt{X[x, y]^2 + Y[x, y]^2} \quad (12)$$

$$\alpha[x, y] = \arctan\left(\frac{Y[x, y]}{X[x, y]}\right) \quad (13)$$

对梯度幅值进行非极大值抑制, 将每个像素点上梯度强度最大的值保留, 而其他的非极大值直接删除, 经过此步骤能够将模糊的边界变得清晰。

$$Z[x, y] = \begin{cases} M(x, y), & \text{if } \max M(x, y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

Otsu 自适应双阈值选择, 计算图像的灰度直方图, 并计算每一个可能的阈值 T 的类间方差:

$$\sigma_b^2(T) = P_f(T) P_b(T) (M_b(T) - M_T(T))^2 \quad (15)$$

求取使类间方差最大的阈值 T^* :

$$T^* = \arg \max \sigma_b^2(T) \quad (16)$$

将 T^* 作为双阈值的最大值来进行强边缘的保留, 最小值选择 $0.5 \times T^*$ 来连接边缘, 从而实现多规格纽扣边缘的自适应检测。边缘检测结果如图4所示, 可以看出通过 Canny-Otsu 边缘检测提取的不同规格纽扣的内孔和外轮廓都是平滑清晰的。

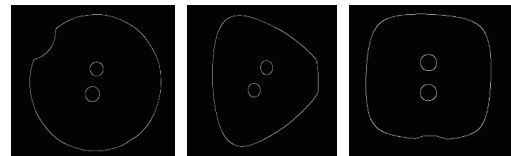


图4 不同规格纽扣 Canny-Otsu 边缘检测结果图

2 纽扣检测

对采集到的不同规格的纽扣图像进行图像滤波、阈值分割和边缘检测；然后利用基于边缘跟踪的连通域分析法对纽扣内孔数量进行检测，对于内孔有异常的纽扣直接输出瑕疵检测结果，对于内孔正常的纽扣进行下一步轮廓检测；再利用 Hu 不变矩对纽扣的外轮廓进行匹配检测，对于外轮廓有瑕疵的纽扣直接输出瑕疵检测结果，对于外轮廓正常的纽扣进行纽扣类型的判断并将其纽扣类型进行匹配输出。

2.1 内孔数量检测

对于纽扣内孔的缺陷检测，可能会出现内孔缺失或内孔增加，所以对纽扣的内孔进行技术检测，本方法对阈值分割后的纽扣图像通过对内孔进行连通域分析，得到纽扣内孔的数量。

连通域分析是图像处理中的一个重要步骤，通过对不同规格纽扣阈值分割后的二值图像进行轮廓的识别和标记，对检测到的每个连通域用唯一的标记符进行标记，从而将图像划分为多个独立的区块，进一步获得各个连通区域的轮廓信息^[10]。为了高效完成连通域标记，本文采用基于边缘跟踪的算法，该算法通过追踪图像中连通区域的边界，能够在接近线性时间复杂度内完成对整个纽扣图像中连通区域的标记工作，显著降低计算复杂度和处理时间，从而提高整体图像处理效率，其步骤如下：

(1) 从上至下，从左至右依次遍历图像，寻找边缘。

(2) 如图 5 (a) 所示，在扫描过程中，当遇到第一个轮廓点时，将其标记为 A。

(3) 如图 5 (b) 所示，从扫描到的 A 点出发，将 A 点所在的轮廓进行跟踪扫描，将扫描到的所有轮廓点标记为 A'，直至扫描回到 A 点。

(4) 如图 5 (c) 所示，当第一个轮廓点 A' 全部扫描完成后，继续进行扫描，当遇到了一个新的轮廓点，且没有被标记过，则给其一个新的标记号 B。

(5) 如图 5 (b) 所示，从扫描到的 B 点出发，将 B 点所在的轮廓进行跟踪扫描，将扫描到的所有轮廓点标记为 B'，直至扫描回到 B 点。

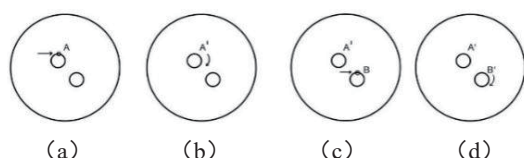


图 5 基于边缘跟踪的连通域分析示意图

从上述基于边缘跟踪的连通域标记算法的描述中可以明确，该算法仅需要单次遍历整个纽扣图像即可完成所有内孔连通区域的标记，特别对于图像中的非边缘像素点，该算法确保了它们仅被访问一次，无需重复处理。通过该方法，能获得每个纽扣内孔的闭合轮廓，并进行计数，判断其内孔是否缺失或多孔，对于内孔缺失和多孔的纽扣用红色矩形框进行标记，对于内孔正常的纽扣用绿色矩形框进行标记如图 6 所示。

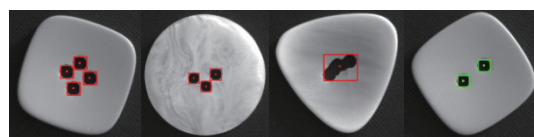


图 6 不同规格纽扣内孔检测

2.2 外轮廓检测

Hu 不变矩，通过复杂的数学变换和归一化处理，将图像 $I(x, y)$ 的 $p+q$ 阶几何矩进行线性组合，得到 7 个不变量^[11]。这些不变量对图像的平移、旋转和缩放变换具有不变性，能有效应对图像在不同姿态、大小和方向下的变化，能够精准捕捉反映图像的形状特征。

几何矩是图像 $I(x, y)$ 的基本统计量，用于描述图像的全局特性，对于一幅大小为 $A \times B$ 的二维图像 $I(x, y)$ 其 $p+q$ 阶的几何矩，公式为：

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^A \sum_{y=1}^B x^p y^q I(x, y) \quad (17)$$

由于几何矩对图像的平移敏感，为了消除这种敏感性，引入中心距，公式为：

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^A \sum_{y=1}^B (x-X)^p (y-Y)^q I(x, y) \quad (18)$$

式中： $X = m_{10}/m_{00}$ 和 $Y = m_{01}/m_{00}$ 为图像在 x 和 y 方向的质心， $p, q = 0, 1, 2, \dots$ ，为了消除图像缩放的影响，对中心距归一化，公式为：

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\frac{p+q}{2}+1}} \quad (19)$$

式中： μ_{00} 是图像的零阶矩，等于图像的总质量， $p, q = 0, 1, 2, \dots$ 。

由上述归一化的中心距，可以计算出 μ_{20} 、 μ_{02} 、 μ_{11} 、 μ_{30} 、 μ_{21} 、 μ_{12} 、 μ_{03} 这 7 个二阶、三阶矩，然后对它们进行非线性组合，得到 7 个 Hu 不变矩 $\eta_1 \sim \eta_7$ ，公式分别为：

$$\begin{cases} \eta_1 = \mu_{20} + \mu_{02} \\ \eta_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2 \\ \eta_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2 \\ \eta_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \\ \eta_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] \\ \quad + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \\ \eta_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \\ \eta_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] \\ \quad - (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \end{cases} \quad (20)$$

通过式 (21) 计算待检测不同规格的纽扣图像中所有纽扣轮廓与标准纽扣轮廓之间的匹配系数，以评估匹配程度。

$$\varphi(M, N) = \sum_{i=1}^2 \left| \frac{1}{h_i^M} - \frac{1}{h_i^N} \right| \quad (21)$$

式中： h_i^M 和 h_i^N 分别为待检测纽扣轮廓和标准纽扣轮廓的不变矩，匹配系数 $\varphi(M, N)$ 越小，表示轮廓匹配度越高；反之，匹配系数越大，匹配度越低，实验中测得，对于合格的纽扣，

其匹配度最大为 0.000 05，一些微小的轮廓缺陷其匹配度最小能够达到 0.000 3，为了使检测结果更加精准，设定匹配度阈值 0.000 2，当匹配系数小于该阈值时，判定轮廓匹配成功，即外轮廓无缺陷。实际检测时对于边缘有瑕疵的轮廓用红色边缘进行标示，边缘没有瑕疵的轮廓用绿色边缘进行标示，并对其类型进行判别，检测结果如图 7 所示。

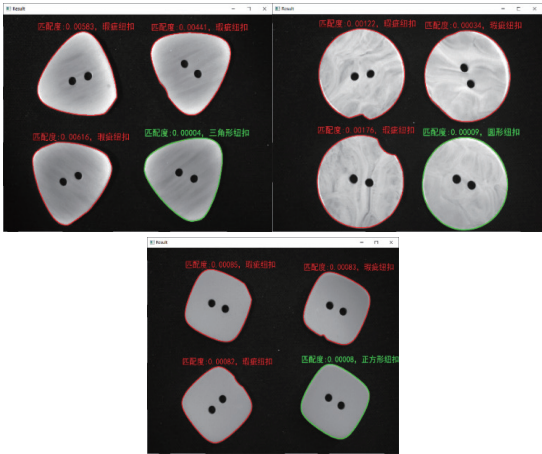


图 7 不同规格纽扣的 Hu 不变矩匹配结果

3 实验结果

根据上文所述检测方法，每次选取圆形纽扣、三角形纽扣和方形纽扣 3 种不同规格纽扣各 100 个进行实验，检测结果如表 1 所示。

表 1 纽扣缺陷检测结果

纽扣类型	纽扣总数 / 个	内孔缺陷 / 个	轮廓瑕疵 / 个	检测缺陷 / 个	检测率 / %
圆形	100	35	25	58	96.67
三角形	100	25	15	39	97.50
正方形	100	20	25	44	97.78
平均 1	—	—	—	—	97.31
圆形	100	30	20	48	96.00
三角形	100	35	25	58	96.67
正方形	100	20	25	43	95.56
平均 2	—	—	—	—	96.07
圆形	100	30	25	54	98.18
三角形	100	25	20	44	97.78
正方形	100	20	25	43	95.56
平均 3	—	—	—	—	97.17
总均值	—	—	—	—	96.85

实验结果显示，本文所述方法在多种规格纽扣检测中虽然在不同批次的检测中检测率都有所不同，但整体平均检测率达到了 96.85%，相较于传统的纽扣缺陷检测方法有很大的提升。

4 结语

本文提出的基于机器视觉的多规格纽扣缺陷检测，首先

采用双边滤波、OTSU 阈值分割、Canny-Otsu 边缘检测对不同规格纽扣图像进行预处理，然后对阈值分割后的图像利用基于边缘跟踪的连通域分析对纽扣内孔数量进行检测，对提取的外轮廓利用 Hu 不变矩对纽扣外轮廓进行瑕疵检测和类型匹配。实验结果表明，该检测方法能够有效地对不同规格纽扣进行缺陷检测和类型识别。

参考文献：

[1] 李慧玲,魏晓英,孙世元,等.我国纽扣检测方法存在问题与对策分析[J].轻纺工业与技术,2018,47(3): 63-65.

[2] 欧阳周,张怀亮,唐子暘,等.复杂纹理瓷砖表面缺陷检测算法研究[J].西北工业大学学报,2022,40(2): 414-421.

[3] 张昊武,彭群,杨泽亚,等.精冲件轮廓缺陷在线检测技术[J].锻压技术,2022,47(12): 206-211.

[4] 左才,张勇斌,齐元胜,等.基于机器视觉的印刷品表面划痕缺陷检测[J].印刷与数字媒体技术研究,2023(5): 42-48.

[5] 孙胜华,何建强,陈伟锡,等.基于机器视觉的电源适配器外观质量检测装置设计与实现[J].电子制作,2024,32(9): 71-73+57.

[6] 伍麟,郝鸿宇,宋友.基于计算机视觉的工业金属表面缺陷检测综述[J].自动化学报,2024,50(7): 1261-1283.

[7] 张德海,祝志逢,李艳芹,等.基于机器视觉的二维图像质量缺陷检测研究进展[J].包装工程,2023,44(23):198-207.

[8] BHANDARI A K, GHOSH A, KUMAR I V. A local contrast fusion based 3D otsu algorithm for multilevel image segmentation[J].IEEE/CAA journal of automatica sinica, 2020, 7(1): 200-213.

[9] 黄梦涛,连一鑫.基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2021,42(10): 199-209.

[10] CHANG F, CHEN C J, LU C J. A linear-time component-labeling algorithm using contour tracing technique[J]. Computer vision & image understanding, 2004, 93(2):206-220.

[11] 江波,徐小力,吴国新,等.轮廓 Hu 不变矩的工件图像匹配与识别[J].组合机床与自动化加工技术,2020(9): 104-107+111.

【作者简介】

钱厚亮（1982—），男，江苏泰州人，硕士，高级实验师、硕士生导师，研究方向：机器视觉、运动控制，email: qianhl@njit.edu.cn。

赵帅（1997—），通信作者（email: zhaoshuai970331@163.com），男，山东泰安人，硕士研究生，研究方向：机器视觉。

（收稿日期：2024-09-19）