

无序安全扣快速识别和定位方法设计

潘家航¹, 蔡伟², 徐嘉晨², 周祥清²

(1. 浙江工业大学 土木工程学院, 杭州 310000;

2. 浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310000)

摘要: 针对传统的安全扣生产在摆放位置存在偏差时, 无法实现夹取的问题, 提出了一种无序安全扣快速识别和定位方法; 该方法采用一种基于子模板和图像金字塔的改进 NCC 算法进行模板匹配, 并结合圆投影算法实现对旋转安全扣的目标检测, 同时采用基于交叉匹配和 RANSAC 方法进行安全扣精确定位; 实验验证通过将定位结果与实际坐标进行对比, 结果表明识别误差为 0~1 个像素, 其中 X 轴的平均误差仅为 1.02 mm, 而 Y 轴的平均误差为 0.76 mm, 实现了无序安全扣精确地识别和定位, 能够满足工程上的实际需求。

关键词: 圆投影算法; 子模板; 图像金字塔; 交叉匹配; 随机一致性匹配

Design of Rapid Identification and Positioning Method for Disordered Safety Buckles

PAN Jiahang¹, CAI Wei², XU Jiachen², ZHOU Xiangqing²

(1. School of Civil Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000, China;

2. School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional production of safety buckles cannot achieve clamping with a deviation in position placement, a rapid identification and positioning method for disordered safety buckles is proposed. Based on sub-templates and image pyramids, the method adopts the improved normalized cross correlation (NCC) algorithm to match the template, and combines with the circular projection algorithm to achieve the target detection of rotating the safety buckles. Meanwhile, the cross-matching and random sample consensus (RANSAC) methods are adopted to accurately locate the safety buckles. The experimental results that the compared with the actual coordinates, and the recognition error of positioning is 0~1 pixel, with an X-axis average error of only 1.02 mm and a Y-axis average error of 0.76 mm, which achieves the accurate recognition and positioning of the disordered safety buckles, and it can satisfy practical needs in engineering.

Keywords: circular projection algorithm; sub-template; image pyramid; cross-matching; random consistency matching

0 引言

安全扣作为车辆安全系统的关键连接装置, 在汽车设计和制造中担负着至关重要的职责。在自动化质检和包装工序中, 要求对无序安全扣进行精准的识别和定位。要想提高生产质量和生产效率, 其中的关键点是解决无序安全扣的精准识别和定位问题。

为了做到快速识别无序的安全扣, 视觉方面通常采用模板匹配^[1]技术, 通过比较图像局部特征的相似性, 有效定位与模板相似的区域, 对此国内外学者做了深入研究。文献 [2] 运用颜色直方图匹配和模板匹配技术, 成功完成了对保险盒上元件的检测。文献 [3] 介绍一种基于体素索引和位姿交并比的聚类策略, 用于在线模板匹配阶段, 通过快速投票方案获取杂乱堆叠场景中目标的候选位姿, 完成位姿聚类 and 误匹配位姿的剔除, 实现对目标位姿的粗略

估计。文献 [4] 提出了一种贴片质量在线检测方法, 通过获取有效区域的最小外接矩形范围, 利用基于轮廓特征的模板匹配对连接盘上的贴片进行定位。文献 [5] 提出了提出了一种高效的无砒轨道扣件快速匹配定位算法, 模板匹配结合方向场采样、统计方法确定搜索起点位置、随机抽样一致性等方法, 比传统模板匹配定位方法提高了匹配速度约 30%。文献 [6] 旨在实现针对车牌检测等应用的最优卷积神经网络的多模板匹配。最终模型在不同尺度下展现出与经典模板匹配算法相媲美的典型速度, 同时执行更鲁棒的多模板匹配。但上述方法并不能解决模板匹配在图像发生旋转、缩放时常失效^[7]的问题, 存在不能对无序排放物体准确检测的缺陷。故采用基于圆投影匹配的图像匹配算法成为有效解决旋转问题的方法, 利用圆各向同性的特点, 提取具有旋转不变性的圆投影特征进行匹配^[8]。

收稿日期: 2024-02-03; 修回日期: 2024-03-25。

作者简介: 潘家航(2003-), 男, 大学本科。

通讯作者: 周祥清(1994-), 男, 硕士。

引用格式: 潘家航, 蔡伟, 徐嘉晨, 等. 无序安全扣快速识别和定位方法设计[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(5): 274-281.

对于快速定位无序安全扣,通常需要选取合适的图像特征。图像特征选取可以利用尺度不变特征变换描述子(SIFT, scale-invariant feature transform)^[9]、加速稳健特征(SURF, speeded up robust feature)^[10]、定向快速旋转筒报(ORB, oriented fast and brief)、Harris角点等。选取合适的图像特征直接影响后续目标识别的准确性。在众多图像特征中,SIFT特征是一种局部特征描述子,通过在不同尺度空间上查找特征点并计算方向,对旋转、光照和噪声不敏感。然而,由于SIFT在特征提取时需要频繁下采样和插值操作,导致计算量大,实时性差。为提高速率,SURF特征引入积分图像概念,将卷积运算简化为加减运算,比SIFT算法快3倍以上^[11]。ORB是对SIFT和SURF的补充,通过优化基于角点的快速特征检测算法(FAST, features from accelerated segment test),将FAST特征提取与二进制鲁棒不变可扩展关键点相结合,运算效率优于SURF算法至少两个数量级^[12],故采用ORB进行图像特征提取。

经过ORB图像特征提取获取图像像素中心坐标后,下一步就是换算得到世界坐标。相机和机械手的关系即像素坐标系与机械手末端执行器的关系^[13]。

求取这个转换关系的主要过程是对数学模型 $AX=XB$ 求解,求得的仿射矩阵 X 就是相机和机械手之间的对应转换关系。对该数学模型的求解方法可分为先求解旋转再平移和同时求解旋转平移两类。对于先求解旋转再平移的方法,文献[14]提出了一种相机标定的灵活新技术,首先估计旋转矩阵,然后通过将像素坐标与世界坐标之间的关系建模为线性方程组,通过最小二乘法求解相机的平移向量。文献[15]介绍了一种相机标定方法,其中作者使用了多项式畸变模型,通过对极几何和最小二乘法来估计相机的内参和外参;对于先求解旋转再平移的方法,文献[16]采用了一种通过最小二乘法同时估计旋转和平移的方法。它通过优化使得两组点之间的几何关系最优化,从而得到相机的外参。这个方法可以应用于相机标定中,其中两组点分别代表已知的世界坐标和对应的相机坐标。文献[17]引入了捆绑调整的概念,这是一种同时优化相机内外参数的方法。通过最小化重投影误差,该方法在考虑相机姿态和场景结构的同时进行了优化。由于第一种方法需要对旋转矩阵进行估计,而旋转矩阵的参数估计存在误差,从而可能影响求解结果的准确性。故采用了第二种方法,其相对简便的求解过程,可以利用各种优化算法解决非线性问题,使其求解的精确度高。

1 无序安全扣快速识别和定位技术架构

研究无序安全扣的快速识别和定位技术,其最终目标是实现对无序安全扣的实时检测。为达到这一目标,研究的重点集中在获取无序安全扣的中心像素坐标上。再通过变换得到世界坐标,这是实现无序安全扣实时检测的关键。为达到这一目的,在机器视觉算法的支持下,无序安全扣快速识别和定位技术主要由图像预处理、安全扣的识别和

安全扣的定位三部分组成,构建的无序安全扣快速识别和定位方案如图1所示。

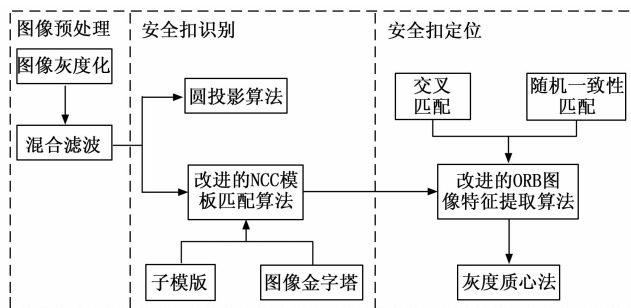


图1 无序安全扣快速识别和定位技术框图

主要原理如下。

1) 图像的预处理:首先,对从工业相机拍摄的安全扣图像进行了灰度化处理,紧接着运用混合滤波技术对图像进行了高效的降噪处理。这一处理流程的优越之处在于,通过将图像转化为灰度形式,我们能够更集中地关注图像的亮度变化,为后续处理提供更为清晰的特征。而混合滤波则进一步提高了图像质量,通过对噪声的有效抑制,确保了后续算法在更为准确的图像基础上进行处理。

2) 安全扣的识别:通过引入改进的归一化互相关(NCC, normalized cross correlation)模板匹配算法,即基于子模板和图像金字塔的策略,实现了对安全扣图像的高效匹配。这一算法通过在图像金字塔中选择种子点,快速完成匹配过程,并结合子模板技术有效提升了NCC模板匹配算法的检测效率。其优势在于,通过利用图像金字塔的多尺度表示,算法能够更全面地捕捉图像中的特征,提高了匹配的鲁棒性。同时,子模板的引入使得算法更加灵活,能够适应不同尺寸和形状的安全扣,增加了算法的通用性。

3) 安全扣的定位:通过采用安全扣精确定位方法,结合交叉匹配和随机一致性匹配(RANSAC, random sample consensus)算法,成功提升了ORB特征匹配算法的检测精度。这一方法的独特之处在于,通过巧妙地融合交叉匹配和RANSAC算法,有效减少了错误匹配特征点的影响,从而显著提高了整体匹配算法的准确性。此外,该方法在最后阶段采用灰度质心法计算安全扣的旋转角度,为进一步的安全扣定位提供了更为精确的角度信息。

通过上述步骤可知,无序安全扣的快速识别和定位技术通过实现对无序安全扣的迅速检测,提高了生产效率,使生产线运转更为顺畅。同时,应用高效的识别和定位技术,实现了对无序安全扣的自动化检测和定位,减少了人工干预,提升了生产线的自动化水平。

2 无序安全扣快速识别和定位技术设计

按照技术框图的设计结果,分别从图像预处理、安全扣的识别和安全扣的定位3个方面实现无序安全扣快速识别和定位,以提高安全扣的生产质量和生产效率。

2.1 无序安全扣图像处理

2.1.1 图像预处理

在对安全扣识别和定位之前, 先对拍摄图像进行预处理, 图像预处理旨在提升拍摄安全扣图像的质量, 降低环境因素对实验结果的干扰。处理步骤包括图像灰度化和混合滤波降噪, 以优化图像特征, 确保更准确地分析和结果。

首先用平均值法将图像灰度化, 在实际图像识别应用中, 灰度图像的信息已经充分, 采用灰度图像进行处理可简化矩阵, 提升计算速度。将三原色 (RGB, red green and blue) 图像各分量的亮度均值作为灰度图像的灰度值。所选相机为灰度相机, 拍摄图像时 R 、 G 、 B 通道分量值相同。接下来需用混合滤波器抑制噪声, 受周围环境、光源、相机传感器噪声等多因素影响^[18], 工业相机采集图像受多种噪声干扰, 影响后续图像处理。为了抑制这些噪声, 需要进行图像平滑滤波。基本原理是将噪声像素值通过滤波方法调整为周围临近点的像素值。根据运算方式可以将目前常用的滤波方法分为线性滤波^[19]和非线性滤波^[20]两种, 常用的线性滤波包括高斯滤波, 常用的非线性滤波包括中值滤波等。通过一系列实验可知采用中值滤波和高斯滤波组成的混合滤波器进行噪声的抑制消除的效果最好。高斯滤波本质上是对整个图像进行加权平均。在这个过程中, 中心点的权重值较大, 而离中心点越远的像素权重值逐渐减小。相较于均值滤波, 高斯滤波在模糊图像时的影响较小, 更有效地保留了图像边缘信息。一个 3×3 的高斯核可以表示为: $[1 \ 2 \ 1; 2 \ 8 \ 2; 1 \ 2 \ 1]$ 。在实际计算时, 卷积核需要归一化处理。中值滤波通过用邻域内所有像素值的中间值代替当前像素点的值, 与均值处理不同, 中值滤波采用排序方式, 使得噪声难以被选中。因此, 中值滤波几乎能在不影响原图的情况下完全去除噪声。

2.1.2 圆投影算法

为了克服目标旋转的挑战, 提出基于圆投影匹配的图像匹配算法。该算法充分利用了圆形结构的各向同性特性, 通过提取旋转不变性的圆投影特征来进行匹配。这一研究聚焦于在图像匹配领域的创新性方法, 旨在为解决目标旋转引起的匹配问题提供更为高效和可靠的解决方案。

圆投影首先在矩形的模板图像中获取圆形模板图像, 如图 2 所示, 以矩形模板的中心为圆心作内接圆, 最大内接圆半径为 R , 则圆投影向量 $P(R)$ 表示为:

$$P(R) = [p(0), \dots, p(r), \dots, p(R)] \quad (1)$$

其中: $P(r)$ 是半径为 r 的圆的圆投影值。

设模板中心为 (x_c, y_c) , 则模板上任意一点 (x, y) 在极坐标下表示为:

$$\begin{cases} x = x_c + r \cos \theta \\ y = y_c + r \sin \theta \end{cases} \quad (2)$$

则圆投影值 $P(r)$ 表示为:

$$p(r) = \frac{1}{N(r)} \sum_0^{2\pi} T(x, y) \quad (3)$$

其中: $N(r)$ 表示半径为 r 的圆上像素总个数, T

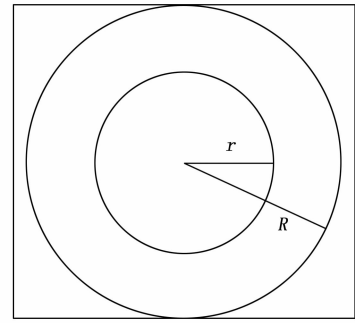


图 2 圆投影示意图

(x, y) 为半径为 r 的圆上该点的像素值。由式 (3) 可知, $p(r)$ 为像素平均值, 平均值可以降低噪声的影响。

在实际运用中, 设 $S_{(i,j)}$ 为搜索图中的子图, $P_{S_{(i,j)}}(R)$ 为子图 $S_{(i,j)}$ 的圆投影向量。工程上利用 NCC 模板匹配算法作为相似性的度量, 计算公式如下:

$$\begin{aligned} \mu_A &= p_T(r) - \bar{p}_T \\ \mu_B &= p_{S_{(i,j)}}(r) - \bar{p}_{S_{(i,j)}} \\ \rho(i, j) &= \frac{\sum_{r=0}^R \mu_A * \mu_B}{\sqrt{\sum_{r=0}^R \mu_A^2} * \sqrt{\sum_{r=0}^R \mu_B^2}} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{其中: } \bar{p}_T = \frac{\sum_{r=0}^R p_T(r)}{R+1}, \quad \bar{p}_{S_{(i,j)}} = \frac{\sum_{r=0}^R p_{S_{(i,j)}}(r)}{R+1}.$$

相对于像素匹配, 圆投影算法通过将问题从二维转化为一维进行考虑, 显著减少了相似性计算时的数据量, 从而大幅提升了匹配速度。

2.1.3 改进的 NCC 模板匹配算法

工业上一般对精度和稳定性要求较高, 而 NCC 引入了去均值的思想, 具有更好的精度和鲁棒性。因此, 采用 NCC 模板匹配算法, 并对其进行改进, 使其满足实时性需求。

NCC 模板匹配算法定义相似度 R :

$$\begin{aligned} \mu_A &= S^{i,j}(m, n) - \bar{S}^{i,j} \\ \mu_B &= T^{m,n} - \bar{T} \\ R(i, j) &= \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mu_A * \mu_B}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mu_A^2} * \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mu_B^2}} \end{aligned} \quad (5)$$

其中: S 是搜索图, T 是模板图, 大小为 $M * N$, $S_{i,j}$ 是搜索图中的子图, $\bar{S}_{i,j}$ 和 \bar{T} 分别表示子图的均值和模板的均值, 具体表示为:

$$S_{i,j} = E(S_{i,j}) = \frac{1}{M * N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S_{i,j}(m, n) \quad (6)$$

$$\bar{T} = E(T) = \frac{1}{M * N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N T(m, n) \quad (7)$$

设定阈值 T_h 后, 在模板图中逐个选取像素点, 计算与当前子图的相似度。当相似度 R 超过 T_h 时, 将该子图加入待选区, 继续下一个子图的计算。最终, 从待选区中选择相似度最高的子图作为匹配图像。

NCC 模板匹配算法认为当 ρ 最大时为最佳匹配, 但这

仍然是一种耗时的匹配算法。鉴于传统的逐像素点的 NCC 模板匹配算法计算量大, 难以满足实时检测需求。本文提出了一种快速 NCC 模板匹配算法, 采用子模板和图像金字塔相结合的策略。在模板图像 T 中提取包含丰富信息的子模板 T_{sub} , 用 T_{sub} 替代 T 与搜索子图进行匹配。在匹配过程中, 采用图像金字塔下采样的方法, 利用上一层的最佳匹配值作为下一层匹配的种子点。每次在该种子点 $2n+1$ 像素的邻域内匹配相似度最高的搜索子图, 其中 n 为金字塔下采样的层数。这一策略大大降低了 NCC 模板匹配算法的计算复杂度, 从而提高了匹配速度。

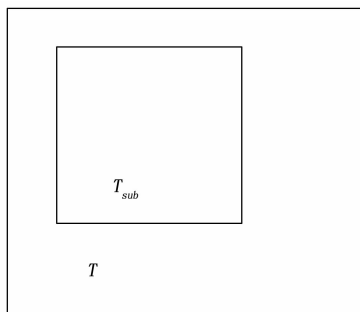


图 3 子模板示意图

改进的 NCC 模板匹配算法的具体步骤如下:

- 1) 对模板图像进行预处理, 采用背景减法从模板图像中提取包含更多安全扣信息的子模板。为获取尽可能多的圆投影值, 子模板选取和长边相同像素点个数的正方形。
- 2) 设定阈值 T_h 作为子模板和搜索子图的匹配相似度判断条件。
- 3) 对子模板和搜索子图进行金字塔下采样。
- 4) 将金字塔最上层图像中满足匹配相似度 $R > T_h$ 的搜索子图的匹配点加入待选区。
- 5) 将子模板在搜索图像上滑动, 每次滑动 1 个像素, 重复 4), 直至遍历整幅搜索图像。
- 6) 在待选区中选择匹配相似度最高的最佳匹配值, 将该最佳匹配值对应的匹配点作为种子点进行金字塔下一层图像的匹配, 匹配区域为种子点周围 $2n+1$ 个像素邻域。
- 7) 每次选择最佳匹配值, 重复 6), 直至完成对金字塔底层的搜索。从而得到搜索图像中与子模板相似度最高的搜索子图。

结合 2.1.2 小节的圆投影算法, 计算子模板和搜索子图的圆投影向量, 以 NCC 模板匹配算法作为相似性的度量, 计算公式如下:

$$\begin{aligned} \mu_A &= p_{T_{sub}}(r) - \overline{p_{T_{sub}}} \\ \mu_B &= p_{S(i,j)}(r) - \overline{p_{S(i,j)}} \\ \rho(i,j) &= \frac{\sum_{r=0}^{R_{sub}} \mu_A * \sum_{r=0}^R \mu_B}{\sqrt{\sum_{r=0}^{R_{sub}} \mu_A^2} * \sqrt{\sum_{r=0}^R \mu_B^2}} \end{aligned} \quad (8)$$

其中: R_{sub} 为子模板的最大内接圆半径, R 为搜索子图

最大内接圆半径, $\overline{p_{T_{sub}}} = \frac{\sum_{r=0}^{R_{sub}} p_{T_{sub}}(r)}{R_{sub} + 1}$, $\overline{p_{S(i,j)}} = \frac{\sum_{r=0}^R p_{S(i,j)}(r)}{R + 1}$ 。

经过改进的 NCC 模板匹配算法运行速度更快, 匹配过程更为灵活, 同时也为后续在实际场景中安全扣的识别提供了可靠的性能。

2.1.4 基于 ORB 特征的无序安全扣定位方法

ORB 图像特征提取算法的最大优势是可以做到实时检测, 对上一小节的匹配位置进行 ORB 特征提取并匹配, 结果如图 4 所示。可以明显看出, ORB 特征提取在取得特征描述符后的匹配阶段, 运用暴力匹配的方式产生了一些错误的匹配对, 虽然大致地匹配到了安全扣, 但错误的匹配对将对安全扣中心点坐标和安全扣旋转角度的计算结果产生影响。

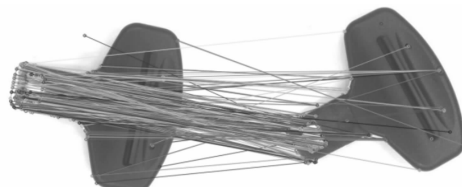


图 4 ORB 特征匹配结果

针对上述问题, 必须引入过滤机制以排除错误匹配。独立使用交叉匹配和随机一致性匹配在图像与模板之间发生几何变化时, 容易出现错误匹配。在实际应用中, 这些误匹配将对最终结果产生负面影响, 因此, 必须在特征匹配之后执行去除误匹配点对的操作。相较于交叉匹配, RANSAC 算法在消除错误点对方面表现更为优越。然而, 在基于 ORB 特征定位目标时, RANSAC 算法的效果并不如交叉匹配。这是因为 RANSAC 算法通过迭代的方式, 能够从一系列匹配点对中鲁棒地估计模型参数, 从而判断出正确的匹配点对。虽然 RANSAC 算法要求匹配数据满足单模模型, 但交叉匹配的匹配数据同样是单模模型, 且其正确匹配点的比例可达到 50%。因此, 采用了交叉匹配和 RANSAC 算法两级过滤错误匹配点技术方法, 其结果如图 5 所示, 该方法能够有效地去除错误匹配点并精准地识别目标。

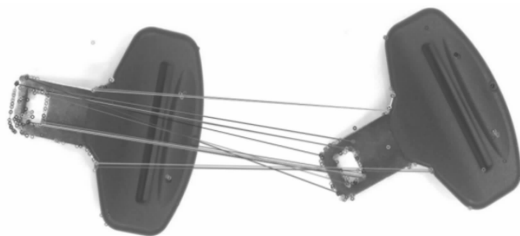


图 5 改进的特征匹配方法

2.1.5 基于灰度质心法的安全扣旋转角度计算

由于 ORB 特征具备旋转不变性, 因此可以利用正确匹配的特征点的方向信息来精确计算目标安全扣的旋转角度。在 ORB 算法中, 采用灰度质心法计算特征点的方向, 其中质心是以图像块灰度值为权重的中心。灰度质心法将特征点到质心的方向向量与水平坐标轴形成的夹角作为特征点的主方向, 灰度质心法的具体步骤为:

- 1) 在特征点邻域内选择一个小的图像块 B , 定义 B 的

矩为:

$$m_{pq} = \sum_{(x,y) \in B} x^p y^q I(x,y), p,q = \{0,1\} \quad (9)$$

其中: (x, y) 表示像素坐标, $I(x, y)$ 表示 (x, y) 处图像的灰度值。

2) 在实际应用时, 选取圆形块才能保证特征点的旋转不变性。在圆形图像区域内, 计算图像的矩为:

$$m_{00} = \sum_{x=-R}^R \sum_{y=-R}^R I(x,y) \quad (10)$$

$$m_{10} = \sum_{x=-R}^R \sum_{y=-R}^R x * I(x,y) \quad (11)$$

$$m_{01} = \sum_{x=-R}^R \sum_{y=-R}^R y * I(x,y) \quad (12)$$

其中: R 为圆形图像区域的半径, m_{00} 为该区域所有像素灰度的总和, m_{10} 为该区域内沿 x 方向的矩, m_{01} 为该区域内沿 y 方向的矩。

3) 计算图像块 B 的质心:

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (13)$$

4) 连接图像块 B 的几何中心 O 和质心 C , 方向向量 OC 与水平坐标轴的夹角即特征点的主方向为:

$$\theta = \arctan \frac{m_{01}}{m_{10}} \quad (14)$$

当图像发生旋转时, 特征点邻域像素的拓扑结构保持不变, 特征点的主方向也会随旋转同步调整。通过利用这一特性, 可以将所有特征点的旋转角度取均值, 作为目标安全扣最终的旋转角度。

2.2 无序安全扣快速识别和定位技术流程图

当工业相机拍摄的图像中有安全扣时, 开始进行无序安全扣快速识别和定位。首先, 要对图像进行灰度化和混合滤波的预处理; 其次, 通过改进的 NCC 模板匹配算法进行安全扣的识别; 然后, 通过改进的 ORB 特征匹配算法和灰度质心法得到安全扣的中心像素坐标; 最后, 将中心像素坐标转换成机械手可以识别的世界坐标以完成安全扣的定位。完成之后, 判断是否进行下一轮安全扣的识别定位。如果为是, 则启动传输带传输下一组再开始新一轮安全扣的识别定位; 如果为否, 则结束无序安全扣快速识别和定位流程。无序安全扣快速识别和定位的技术流程图如图 6 所示。

3 实验与分析

实验的编程环境主要是基于 PyCharm2021 软件 + OpenCV4.6.0 视觉库进行开发, 主要采用 Python 语言进行编程。机械手控制器则是基于 Keil5 软件 + STM32 系列微控制器实现。工业相机选择了海康威视 MV-CE013-50GM 工业相机。在搭建实验平台后, 在料盘中随机摆放安全扣。实验开始前, 先进行图像预处理, 实验的预处理结果如图 7 所示。

3.1 验证改进的 NCC 模板匹配算法

通过未改进前的 NCC 模板匹配算法, 对 640×480 的搜索图像和 160×160 的模板图像进行目标匹配。图 8 的 (a) 和 (b) 分别是搜索图像和模板图像, 实验结果如图 9 所示。

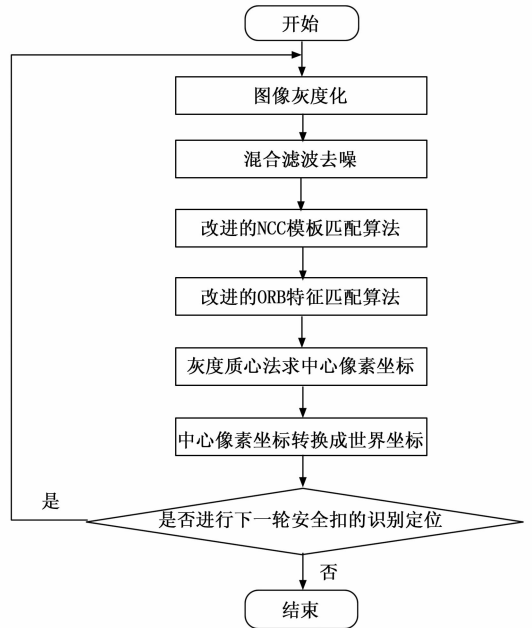


图 6 无序安全扣快速识别和定位技术流程图

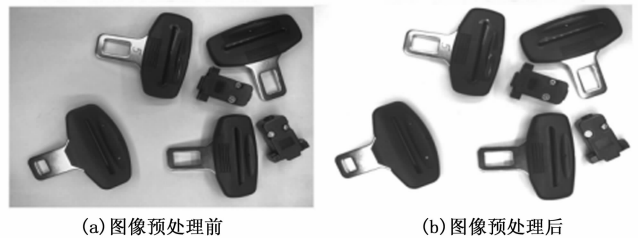


图 7 图像预处理的结果



图 8 搜索图像和模板图像

在未引入子模板和图像金字塔时, 对 640×480 分辨率的图像, 实验测试匹配时间为 101.33 s, 远超过工业要求的机械手一个动作周期时间。为此, 在圆投影匹配前, 对图像进行下采样。随着金字塔层数的增多, 计算速率显著提升, 但精度下降。接着, 运用改进的 NCC 模板匹配算法对图 8 (a) 进行目标匹配。图 8 (c) 为提取的模板图像的子模板, 实验结果如图 10 所示。

对改进前后 NCC 模板匹配算法在不同金字塔层数下的耗时进行了统计, 结果如表 1 所示。两层金字塔下采样后, 算法的运算时间达到 ms 级别, 继续增加金字塔层数虽然时间上还有优化, 但匹配准确度下降。因此, 采用了两层金

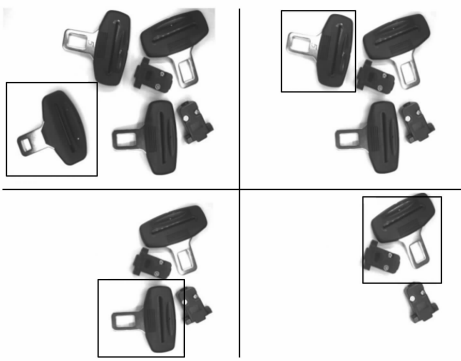


图 9 初始的 NCC 模板匹配结果

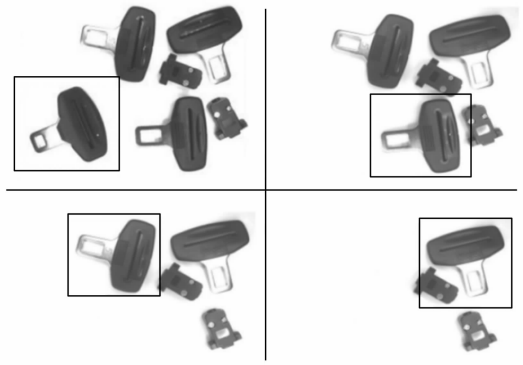


图 11 复现方法的 NCC 模板匹配实验结果

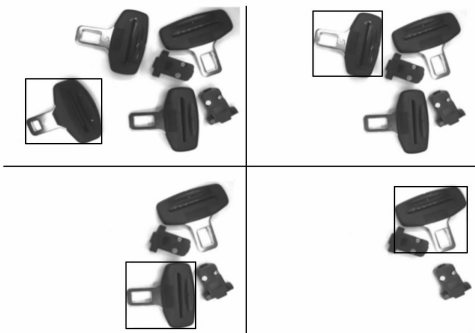


图 10 改进的 NCC 模板匹配结果

字塔下采样, 兼顾算法的运算效率和鲁棒性。

表 1 不同金字塔层数下的算法时间

金子塔层数	NCC 算法匹配时间/s	改进的 NCC 算法匹配时间/s
0	101.33	48.36
1	10.92	5.70
2	1.59	0.89
3	0.43	0.19
4	0.38	0.13
5	0.34	0.12

文献 [21] 中提出了一种改进的 NCC 模板匹配算法, 以适应图像中目标的旋转情况。该方法首先采用多窗口同步搜索对模板图像进行处理, 接着对拍摄图像进行旋转, 最后利用基于积分图像的匹配算法来减少计算冗余。对该方法进行复现, 使用图 8 (a) 作为搜索图像, 图 8 (b) 作为模板图像, 并进行了两层金字塔下采样的测试。在目标旋转的条件下, 该算法的匹配结果如图 11 所示, 匹配时间统计如表 2 所示, 平均匹配时间约为 1 412 ms。

表 2 复现方法的 NCC 模板匹配时间

目标旋转角度/°	已有文献的 NCC 匹配时间/ms
0	1 381.79
15	1 392.82
40	1 426.22
-70	1 446.65

对于相同尺寸的目标图像和模板图像, 应用本文改进的 NCC 模板匹配算法, 成功匹配时, 平均耗时约为 990 ms, 相较于文献 [21] 有明显地提升。与文献 [21] 不同, 本文改进的算法无需考虑旋转角度问题, 通过结合圆投影算法, 充分利用圆的各向同性特点, 可以准确匹配任意旋转角度的图像。通过对比图 9、图 10、表 1 和表 2 的结果, 显示本文改进的模板匹配方法具有旋转不变性, 符合需求标准且在算法运行时间上具有一定优势, 为相关研究提供了有价值的参考。

3.2 无序安全扣快速识别和定位实验

进行了无序安全扣快速识别与定位的实验验证, 具体过程如下: 采用基于圆投影和改进 NCC 匹配模板的无序安全扣快速匹配技术方法对料盘上的安全扣进行识别, 得到安全扣的中心点像素坐标。无序安全扣识别结果如图 12 所示。

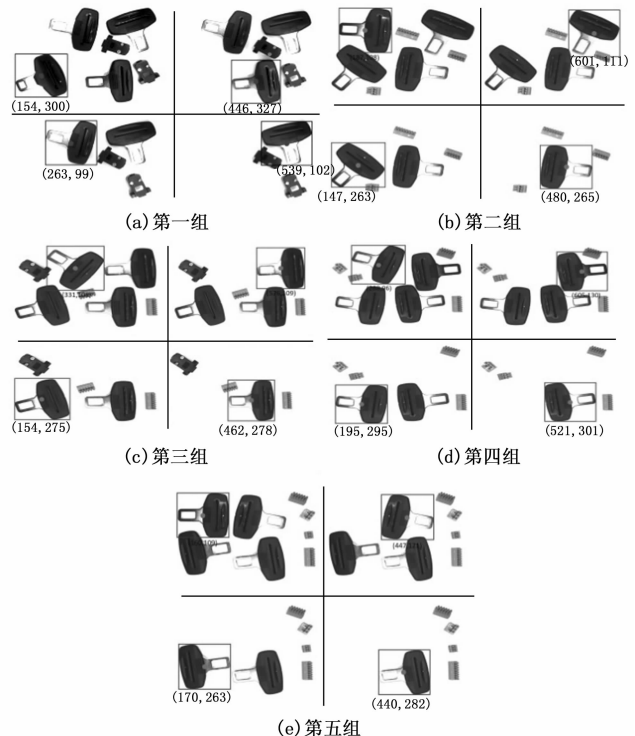


图 12 无序安全扣识别结果

提取图中数据，并将像素坐标系下的信息转换到机械手坐标系中，得到安全扣对应的世界坐标。安全扣通过算法转换得到的世界坐标和实际世界坐标的对比结果如表 3 所示。由表 3 可得到相机识别安全扣的精度。

表 3 世界坐标下安全扣信息

编号	中心像素坐标/mm	转换坐标/mm	实际坐标/mm
第一组			
1	(154,300)	(1 674.97,1 435.83)	(1 673.89,1 434.75)
2	(446,327)	(227.96,1 548.22)	(227.04,1 547.3)
3	(263,99)	(1 134.81,599.13)	(1 133.94,598.26)
4	(539,102)	(-232.90,611.62)	(-233.4,611.12)
第二组			
1	(187,108)	(1511.43,636.60)	(1 510.34,635.51)
2	(601,111)	(-540.14,649.09)	(-541.06,648.17)
3	(147,263)	(1 709.65,1 281.81)	(1 709.8,1 283.23)
4	(480,265)	(59.48,1 290.14)	(59.82,1 291.49)
第三组			
1	(331,108)	(797.84,636.60)	(796.71,635.47)
2	(576,109)	(-416.25,640.76)	(-415.05,639.88)
3	(154,275)	(1 674.96,1331.76)	(1 674.92,1 331.07)
4	(462,278)	(148.67,1 344.25)	(148.82,1 345.45)
第四组			
1	(288,96)	(1 308.25,586.65)	(1 307.92,586.43)
2	(605,130)	(-559.96,728.18)	(-558.66,727.02)
3	(195,295)	(1 471.79,1 415.02)	(1 471.64,1 415.91)
4	(521,301)	(-143.70,1 439.99)	(-143.98,1 440.51)
第五组			
1	(160,109)	(1 645.23,640.76)	(1 644.17,641.26)
2	(447,121)	(223.01,690.71)	(221.81,692.25)
3	(170,263)	(1 595.67,1 281.81)	(1 597.00,1 282.41)
4	(440,282)	(257.69,1 360.90)	(257.13,1 360.01)

详细分析表 3，所提出的安全扣检测方法在目标安全扣的识别方面表现好。成功将像素坐标精准映射到世界坐标，转换坐标与实际坐标对比，X 轴误差和 Y 轴误差如表 4 和表 5 所示。

表 4 世界坐标下安全扣信息

组别	X 轴误差/mm			
第一组	1.08	0.92	0.87	0.50
第二组	1.09	0.92	-0.15	-0.34
第三组	1.13	-1.20	0.04	-0.15
第四组	0.33	-1.30	0.15	0.28
第五组	1.06	1.20	-1.33	0.56
平均误差	1.02			

由表可知，两轴平均偏差分别为为 1.02 mm 和 0.76 mm。这结果显示，所提出的无序安全扣检测方法相对于未改进的 NCC 模板匹配算法平均偏差减小 9.12%。进一步证实

了该方法的有效性，可满足工程领域对无序安全扣匹配和定位的实际需求。

表 5 世界坐标下安全扣信息

组别	Y 轴误差/mm			
第一组	1.13	0.62	0.37	0.60
第二组	-1.20	1.16	-1.42	-1.35
第三组	-1.58	0.88	0.69	-1.20
第四组	0.22	1.16	-0.89	-0.52
第五组	-0.50	-1.54	-0.60	0.89
平均误差	0.76			

3.3 不同类型安全扣检测效率实验

考虑到系统对不同类型的安全扣可能具有不同的检测效率，找三个不种类型安全扣进行识别。针对图 13 (b) 类型 1、2、3 安全扣进行了识别，图 13 的 (a) 和 (c) 分别是搜索图像和识别结果。最终选用的安全扣模板类型和相应的耗时详细记录在表 6 中。

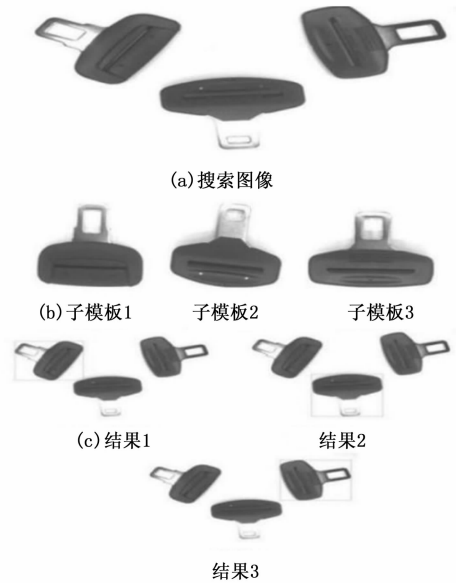


图 13 不同类型的安全扣检测效率实验

表 6 不同类型安全扣的匹配用时

安全扣模板类型	匹配用时/s
1	6.225 5
2	6.455 1
3	6.364 6

通过表 6 的数据得知，不同类型的安全扣匹配所需时间相似，匹配时间在 6.2~6.5 s 之间。一般而言，机械手的一个完整工作周期大约在 5~8 s 之间，因此，该安全扣识别方法在时间效率上能够满足工业中一般规格安全扣的检测需求。

3.4 安全扣重复识别精度验证

在无序安全扣识别和定位系统中，系统稳定性是一个

至关重要的需求指标。对无序安全扣进行多次视觉检测,以验证其在重复定位方面的精度。重复定位实验遵循以下步骤:随机放置4个安全扣,如图14所示,在保持各条件不变的情况下,对安全扣进行多次识别。实验结果记录在表7中,该表详细记录了每次识别的安全扣中心像素坐标。通过对表7实验结果的分析,发现同一安全扣的多次采样结果稳定,最大波动仅为1个像素。这说明所提出的视觉检测系统具有良好的稳定性和高度的重复定位精度。



图14 待重复识别的安全扣

表7 安全扣检测重复识别结果

编号	中心像素坐标/mm	中心像素坐标/mm	中心像素坐标/mm	中心像素坐标/mm
1	(171,124)	(171,124)	(171,125)	(171,124)
2	(445,118)	(444,118)	(445,118)	(445,118)
3	(178,316)	(178,316)	(178,316)	(178,316)
4	(546,297)	(545,297)	(545,297)	(545,297)

4 结束语

针对无序安全扣检测效率和精度问题,本文提出了基于子模板和图像金字塔的改进NCC模板匹配算法识别无序安全扣,以及基于交叉匹配和RANSAC的无序安全扣精确定位方法。首先,对工业相机采集图像进行预处理操作;其次,在图像金字塔中选择种子点进行快速匹配,结合子模板有效提高NCC模板匹配算法的检测效率;最后,利用交叉匹配和RANSAC算法减少错误匹配特征点,提升ORB特征匹配算法的检测精度。通过无序安全扣的识别与定位实验以及多次重复定位实验,实验结果表明识别误差为0~1个像素,X轴和Y轴的定位误差均在1mm左右,本文算法实现了无序物体领域的高精度检测。在未来的研究和改进方向中,期望将上位机平台从PC端更换为具有图像处理能力的嵌入式设备,如ARM-Linux板子,以提升实用性并在实际生产中应用。

参考文献:

- [1] 高德傲,陈晓荣,张驰艺,等.基于多目标模板匹配的晶圆芯片检测方法[J].软件导刊,2013,29(2):1-7.
- [2] 高如新,杨晓雪.基于机器视觉的车辆保险盒在线检测研究[J].计算机测量与控制,2015,23(10):3277-3280.
- [3] 李松恒,陈高铭,张炜,等.基于点对特征的无序散乱堆叠

工件位姿估计算法[J].科学技术与工程,2023,23(8):3354-3362.

- [4] 苑玮琦,张俊朋.柔性印刷线路板LED贴片质量视觉检测方法[J].计算机测量与控制,2017,25(1):20-23.
- [5] 李倩,陈兴杰,彭乐乐,等.无砗轨道扣件快速匹配定位方法研究[J].计算机测量与控制,2019,27(1):267-270.
- [6] SHARIATZADEHS M, FATHY M, BERANGI R. Improving the accuracy and speed of fast template-matching algorithms by neural architecture search [J]. Expert Systems, 2023, 40 (9): e13358.
- [7] 吴占敏,胡雪梅.一种提高图像旋转显示DDR效率的方法[J].自动化应用,2023,64(24):219-221.
- [8] 曹田,李勃,任福继,等.快速的圆投影图像匹配算法[J].智能系统学报,2020,15(1):84-91.
- [9] DHANARAJ R S, SRIDEVI M. Localize the copy-move forged region of an image using Improved SIFT [J]. SN Computer Science, 2023, 5 (1): 71.
- [10] 贾一鑫,邓魏永,殷强,等.基于改进SURF的增强现实图像匹配方法[J].计算机技术与发展,2024,34(1):59-64.
- [11] 李鑫炎,周敏,张美洲,等.基于改进的SURF算法的机械臂识别定位及抓取研究[J].组合机床与自动化加工技术,2024,5(1):47-52.
- [12] 胡茂伟.基于纹理增强的ORB特征点提取与匹配算法[J].长春理工大学学报(自然科学版),2023,46(6):121-127.
- [13] 郭源,张爱军.基于3D相机的拆垛机器人手眼标定方法研究[J].组合机床与自动化加工技术,2024,32(1):1-4.
- [14] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22 (11): 1330-1334.
- [15] WENG J, COHEN P, HERNIOU M. Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14 (10): 965-980.
- [16] UMEYAMA S. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13 (4): 376-380.
- [17] TRIGGS B, MCLAUCHLAN P F, HARTLEY R I, et al. Bundle adjustment-a modern synthesis [C] //Berlin, Springer, 2000: 298-372.
- [18] 何涛,王超,吴贵铭.基于卷积神经网络的暗光图像去噪算法研究[J].传感器与微系统,2023,42(12):64-67.
- [19] 曹华军,吴宗民.噪声图像的线性滤波分析与仿真[J].信息技术与信息化,2017,16(8):50-52.
- [20] 张科航,宋鸿飞,谭文,等.基于神经网络的非线性滤波残差估计非均匀校正算法[J].长春理工大学学报(自然科学版),2023,46(5):66-74.
- [21] 如梦.大幅面裁床巡边定位方法研究与实现[D].杭州:浙江工业大学,2022:11-22.