

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.06.003

基于机器视觉的扁线电机定子焊接定位

任永强, 韩冲, 汪超

(合肥工业大学 机械工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要:针对扁线电机生产过程中的定子焊接定位目标多、速度慢等问题,文章提出一种具有旋转不变性的快速多目标模板匹配方法。首先对图像进行预处理,减少干扰;然后采用由粗到精的加速匹配策略。粗匹配阶段,通过图像金字塔算法降低计算成本,利用优化的快速圆投影特征对模板和搜索图像进行匹配,再使用改进的均值漂移算法对匹配点进行底层聚类,完成对多目标的自适应划分,并将聚类中心作为下一阶段的候选点;精匹配阶段,在候选点及其邻域上利用 Hu 矩进行模板匹配,实现目标的精确定位。实验结果表明,文章所提方法能解决目标旋转问题,可以快速准确地匹配多个目标,且定位精度在 3 个像素以内,满足实际焊接定位需求。

关键词:圆投影;均值漂移;Hu 矩;模板匹配;多目标

中图分类号:TP391.413;TM305.1

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2025)06-0731-06

Stator welding positioning of flat wire motor based on machine vision

REN Yongqiang, HAN Chong, WANG Chao

(School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Aiming at the problems of multiple targets and slow speed of stator welding positioning in the production process of flat wire motors, this paper proposes a fast multi-objective template matching method with rotation invariance. Firstly, the image is preprocessed to reduce the interference, and then an accelerated matching strategy from rough to fine is adopted. In the rough matching stage, the image pyramid algorithm is used to reduce the calculation cost, and the optimized fast ring projection features are used for matching the template and the search image. Then, the improved Mean Shift algorithm is used to perform underlying clustering of the matched points, and the adaptive division of multiple targets is completed. The cluster centers are used as candidate points for the next stage. In the fine matching stage, Hu moments are used to perform template matching on the candidate points and their neighborhoods to achieve precise positioning of the target. Experimental results show that this method can solve the problem of target rotation and match multiple targets quickly and accurately, and the positioning accuracy is within three pixels, which meets the practical requirements of welding positioning.

Key words: ring projection; Mean Shift; Hu moments; template matching; multi-objective

电机是新能源汽车的核心部件之一,而扁线电机由于高满槽率、高散热率等优点受到各大车企的青睐。在扁线电机的生产过程中,定子绕组的焊接只依靠夹具机械定位无法满足精度要求,

在实际工程中多使用机器视觉实现焊点的精确定位。常用的视觉定位方式可分为 2 种:一是利用图像匹配;二是利用目标的几何特征。实际焊接时,矩形铜线本身已经产生较大的切削变形,且每

收稿日期:2023-07-03;修回日期:2023-08-28

基金项目:安徽省科技重大专项资助项目(2021d05050002)

作者简介:任永强(1968—),男,浙江东阳人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师。

组铜线的间距也不相同,利用图像匹配进行定位更合理。定子中有多组铜线需要焊接,每组与水平方向成一定的夹角,因此其焊接定位属于带旋转的多目标匹配问题。

对于该问题,要解决的是目标旋转和多目标划分。文献[1]利用 ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)特征匹配,通过 K -means 类聚算法完成对匹配点的分离,从而实现多个目标的匹配,但目标数 K 需要提前指定;文献[2]通过每对匹配点计算预估中心,再利用密度峰类聚找到各目标的中心点群,实现目标个数的自适应;文献[3]将待检测图像和模板的 ORB 特征点数比值作为目标数量,但背景复杂时会导致数量增加;文献[4]为获得更多的特征点选用 SIFT(scale invariant feature transform)特征,并采用一种自适应的 K -means 算法实现匹配点的分离。此类方法借助特征的不变性解决了目标旋转问题,但检测多目标时有一定的局限性,若目标较为简单,则得到的匹配点有限,再将这些点划分给多个目标,不仅会导致求解精度降低,还可能有些目标没有匹配的情况。文献[5]利用不同角度的模板循环遍历待检测图像,使所有目标都被检测,但模板角度要人工设定;文献[6]通过局部极值检索算法筛选模板匹配结果,解决了多目标问题,但只适用于圆形目标的情况;文献[7]创建多角度模板解决目标旋转问题,但是每个模板都要进行一次全图搜索,耗时太久。对于多目标问题,模板匹配是一种有效的方式,但存在旋转时这类方法效率较低。

针对以上问题,本文提出一种具有旋转不变性的快速多目标模板匹配方法,通过圆投影^[8](ring projection transformation, RPT)和 Hu 矩^[9-10]解决目标的旋转问题,并对 RPT 算法的速度进行优化,借助改进的均值漂移(Mean Shift)类聚实现多目标自动划分。整体采用先粗后精的匹配策略,具体流程如图 1 所示。

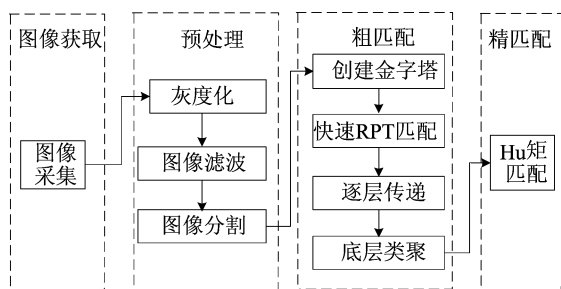


图 1 快速多目标模板匹配方法流程

1 图像预处理

图像预处理的主要目的是转换合适的图像格式,降低噪声,去除无关区域。模板匹配中,单通道的灰度图即可满足格式要求,故先将采集到的图像进行格式转换。相机采图过程中易受到外界环境干扰,在光照和夹具磨损的共同作用下,图像中很多区域出现椒盐噪声,如图 2a 所示,为此使用过滤性较好的中值滤波降噪。此外在实际应用中,相机所拍摄的范围要远大于感兴趣区域(region of interest, ROI),相机和拍摄对象的位置相对固定,因此可以选取指定区域作为 ROI,去除大量无关区域,提高图像处理效率,预处理效果如图 2b 所示。

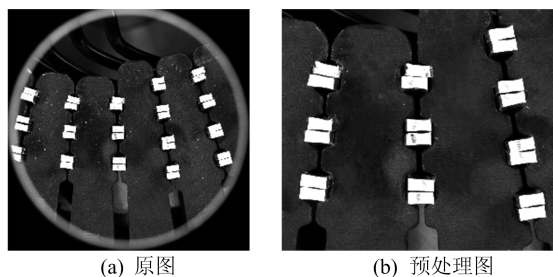


图 2 图像预处理前、后对比

2 粗匹配

为实现快速匹配,先利用金字塔算法对被搜索图像和模板进行降采样,再利用运算量低的 RPT 特征对整个图像进行粗搜索。与单目标匹配中直接将满足相似性条件的点作为候选点不同,本文提出用匹配点的类聚中心作为候选点。

2.1 图像金字塔加速

模板匹配是用一个与模板 T 尺寸相同的窗口在被搜索图像 S 上滑动,窗口区域的图像称为搜索子图 $S^{i,j}$, (i,j) 为子图左上角的像素坐标,然后计算 $S^{i,j}$ 与 T 之间的相似性。

若 S 大小为 $W \times H$ (宽 \times 高), T 的特征数目为 n ,算法的时间复杂度则为 $O(WHn)$ 。采用图像金字塔逐层降低 T 、 S 的分辨率,则能有效降低匹配过程的复杂度,减少运行时间。图像金字塔中,底层为原始图像,第 $i+1$ 层图像的宽和高是第 i 层的 $1/2$ 。加速的具体实现如下:先在最顶层的低分辨率图像中进行粗匹配,将得到的匹配点传递至下一层;在下一层中只需选取匹配结果所在区域进行搜索,以此层层传递,最后在原始图像

中找到精确目标。

2.2 快速 RPT 模板匹配

2.2.1 RPT 算法

给定一个 $M \times M$ 大小的图像 $f(x, y)$, 中心点为 O , 最大内切圆半径 $R=M/2$ 。以 O 为圆心、 R 为半径建立极坐标系下的圆形模板, 如图 3 所示。 $f(x, y)$ 相应转化为 $f(r, \theta)$, 坐标转换公式为:

$$\begin{cases} r = \sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}, \\ \theta = \arctan \frac{y-y_0}{x-x_0} \end{cases} \quad (1)$$

其中: $r \in [0, R]$; $\theta \in [0, 2\pi]$ 。

半径 r 处的圆投影数据记为 $p(r)$, 即

$$p(r) = \frac{1}{n_r} \sum_{\theta=0}^{2\pi} f(r, \theta) \quad (2)$$

其中, n_r 为半径 r 上的像素点数。取像素均值可以增加抗噪能力。图像的 RPT 向量 \mathbf{P} 为:

$$\mathbf{P} = [p(0) \cdots p(r) \cdots p(R)] \quad (3)$$

当图像绕圆心旋转时, $p(r)$ 仍保持不变, 因此 RPT 向量具有旋转不变性。

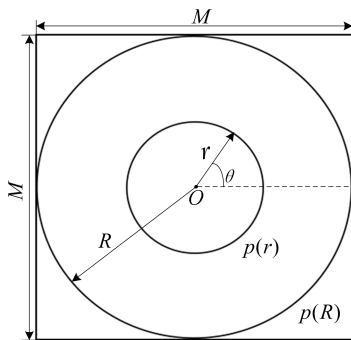


图 3 RPT 模板示意图

2.2.2 RPT 速度优化和相似度计算

1) 在坐标转换时需要进行复杂的开方和反三角函数运算, 这是 RPT 算法耗时最多的地方。而数字图像中像素坐标是离散的, 为快速获取像素点所在的圆, 可采用查表法^[11], 提前建立一个模板大小的查找表, 表中的值为像素点到图像中心的欧式距离。

2) 利用圆的对称性可以将查表次数减少为原来的 1/8, 如图 4 所示, 点 $P_1 \sim P_8$ 到圆心的距离相等, 只需知道 P_1 所在圆周即可利用对称性知道其余点的分布情况。

利用上述快速 RPT 算法, 求出模板 T 和搜索子图 $S^{i,j}$ 的特征向量 $\mathbf{P}_T, \mathbf{P}_{S^{i,j}}$, 通过归一化互相

关法计算相似度 λ 为:

$$\lambda = \frac{\sum_{r=0}^R [p_T(r) - \bar{p}_T][p_{S^{i,j}}(r) - \bar{p}_{S^{i,j}}]}{\sqrt{\sum_{r=0}^R [p_T(r) - \bar{p}_T]^2 \sum_{r=0}^R [p_{S^{i,j}}(r) - \bar{p}_{S^{i,j}}]^2}} \quad (4)$$

其中, $\bar{p}_T, \bar{p}_{S^{i,j}}$ 为圆投影数据均值。 λ 取值范围为 $[-1, 1]$, 值为 1 时匹配效果最好; 当 λ 大于所设阈值时, 将 $S^{i,j}$ 的中心作为匹配点。

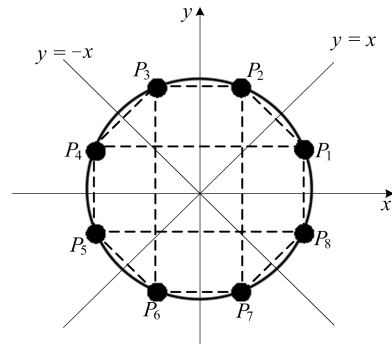


图 4 各点对称关系

2.3 改进的 Mean Shift 类聚算法

精匹配仍须在底层进行, 从上一层传入的每个点及其邻域都需要搜索, 且由算法匹配原理可知, 每个目标区域都会出现大量匹配点, 精匹配的计算量仍然很大。因此, 选用粗匹配点的密度中心作为精匹配的候选点, 不仅能反映目标的数量, 还能降低精匹配的搜索区域。基于密度的类聚算法有 K -means、Mean Shift、DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) 等。其中 Mean Shift 无需人为划分聚类个数, 且类聚中心也更容易获取, 满足使用需求。

2.3.1 Mean Shift 算法

Mean Shift 算法原理是利用均值向量进行偏移, 使得中心不断向数据集密度最大的方向移动, 直到满足终止条件, 如图 5 所示。

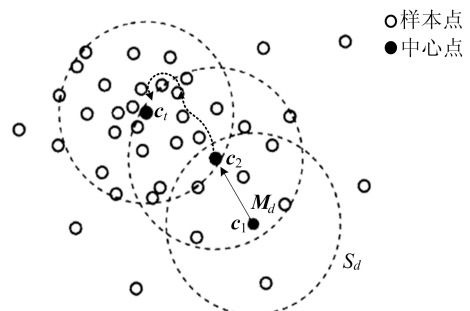


图 5 均值漂移

对于二维空间中的 n 个样本点 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$, 取一点作为中心 c , 则偏移向量 M_d 为:

$$\begin{cases} M_d(c) = \frac{1}{K} \sum_{x_i \in S_d} (x_i - c), \\ S_d = \{x \mid (x - c)(x - c)^T \leq d^2\} \end{cases} \quad (5)$$

其中: c 为圆心矢量; d 为半径; K 为集合 S_d 中的元素数; S_d 为该圆形区域中的样本点集。

原始的 Mean Shift 类聚效果如图 6 所示。图 6 中: “·” 为 RPT 匹配点; “×” 为类聚中心。椭圆区域内的点簇和单个离群点应视为噪声, 实际却将它们划分为不同的类, 此时类的个数也不能正确反映实际目标数, 因此需要对该算法进行改进。

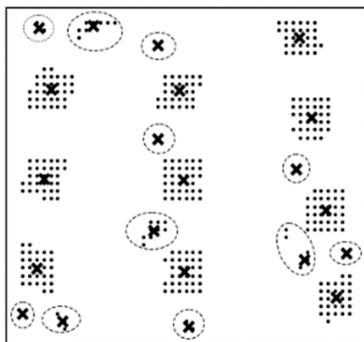


图 6 Mean Shift 类聚效果

2.3.2 改进的 Mean Shift 算法

由 Mean Shift 向量的定义可知, S_d 中的点对于中心的权重是一样的, 并没有考虑距离的影响, 这将导致一些离群点划分到目标类中。从类聚中心应该位于密度最大的位置来看, 离中心越近的点, 其权值应该越大。因此, 引入核函数的概念^[12], 使得随着样本与中心的距离不同, 其偏移量对均值偏移向量的贡献也不同。加入高斯核函数 $G(X)$ 后, 得到改进的 Mean Shift 向量为:

$$\begin{cases} G(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}d} \exp\left(-\frac{X^2}{2d^2}\right), \\ M_d(c) = \frac{\sum_{x_i \in S_d} [G(\|x_i - c\|_2)(x_i - c)]}{\sum_{x_i \in S_d} G(\|x_i - c\|_2)} \end{cases} \quad (6)$$

由图 6 可知, 噪声类中元素个数远小于真正的目标类, 故在原来的算法基础上增加筛选机制, 阈值可取最大类的 1/2, 当类中的点数小于阈值时, 将其视为噪声并舍弃。

改进后 Mean Shift 的算法流程如下:

1) 初始化。从未标记的数据点中随机选取

一个作为初始类聚中心 center。

2) 偏移量。根据式(5)找到集合 S_d , 将其中的元素标记为簇 C , 然后计算改进后的 M_d 。

3) 漂移。Center 沿 M_d 移动, 距离为 M_d 的模。

4) 迭代。重复步骤 2)~步骤 4), 直到满足终止条件, 记录最后更新的 center。

5) 复核。若迭代收敛时簇 C 的中心与其他已存在的簇 C^* 的中心距离小于设定阈值, 将 C 合并到 C^* , 否则, 将 C 视为新的聚类, 类加 1。

6) 归类。重复以上步骤直到所有的点都被标记访问, 对比每个点被不同类访问的次数, 将次数最多的那个类作为该点的所属类。

7) 筛选。统计每个类中点的个数, 将低于设定阈值的类排除。

改进后的 Mean Shift 算法类聚效果如图 7 所示, 可以看出不仅去除了噪声类, 还实现了多目标的自适应划分。

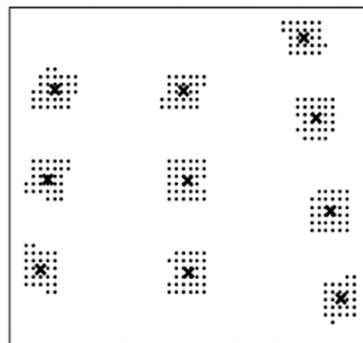


图 7 改进的 Mean Shift 算法类聚效果

3 精匹配

利用 RPT 进行粗匹配速度快, 但精度较低, 且无法解决“同质”问题^[13], 需要进一步匹配。Hu 矩是由代数理论中的二阶和三阶归一化中心矩非线性组合生成的 7 个图像不变矩, 具有良好的平移、尺度和旋转不变性, 故选其作为精匹配阶段的特征, 然后用绝对误差和 (sum of absolute differences, SAD) 法计算与模板的相似度。

二维图像 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (7)$$

其中: $p=0, 1, 2, \dots; q=0, 1, 2, \dots$ 。

由式(7)可以计算出图像的质心 (\bar{x}, \bar{y}) , 则对应的 $p+q$ 中心矩为:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (8)$$

其中: $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$; $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 。

进一步计算得到具有尺度不变性的归一化中心矩为:

$$\eta_{\mu_i} = \frac{\mu_{\mu_i}}{\mu_{00}^{\gamma}}, \quad \gamma = \frac{p+q}{2} \quad (9)$$

再由归一化中心矩导出 7 个 Hu 不变矩,即

$$\begin{cases} H_1 = \eta_{20} + \eta_{02}, \\ H_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2, \\ \vdots \\ H_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{12} + \eta_{30})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times \\ [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{cases} \quad (10)$$

图像 Hu 矩变化范围较大,对其缩减后得到的 h_k 为:

$$h_k = \lg |H_k|, \quad k = 1, 2, \dots, 7 \quad (11)$$

利用 SAD 法计算模板 T 与子图 $S^{i,j}$ 的相似度 δ 为:

$$\delta(T, S^{i,j}) = \sum_{k=1}^7 |h_k^T - h_k^{S^{i,j}}| \quad (12)$$

则 δ 值越小,匹配度越高。

4 实验验证

本文方法用 C++ 编程语言和 OpenCV 开源库实现,在 Visual Studio 2019 平台下运行,实验环境为 Window10 系统、Inter Core i7 处理器、16 GiB 内存。

实验图片取自某公司的扁线电机自动化生产项目,焊接实验平台如图 8 所示。

经预处理后,待检测的图像分辨率为 $1\,700 \times 1\,500$,模板大小为 199×199 。实验由 2 个部分组成:① 测试方法的旋转多目标自适应性;② 测试方法的速度、准确率和定位精度。

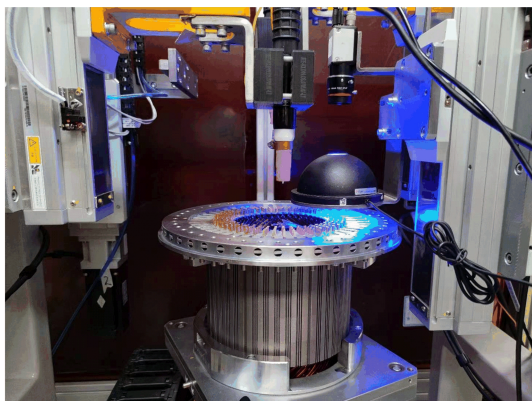


图 8 焊接实验平台

4.1 旋转多目标的自适应性分析

实际焊接目标数有 9、10、11、12 这 4 种情况,部分测试结果如图 9 所示。

从图 9 可以看出,在不指定数目的情况下,目标都能正确匹配,表明本文方法具有良好的多目标自适应性。

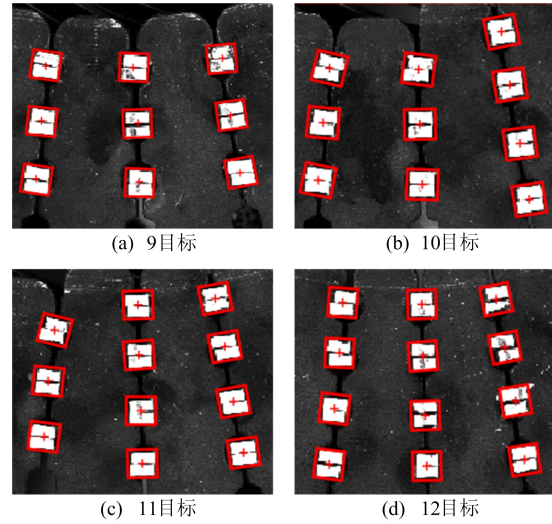


图 9 多目标匹配效果图

4.2 速度、准确率和精度分析

根据目标数划分组别进行定位实验,并将本文方法与 Blob 法^[14]、多角度模板法进行比较,结果见表 1 所列。

从表 1 可以看出,以上 3 种方法的运行时间都与目标数成正相关,而本文方法的增加量比其余 2 种高,原因在于本文方法需要进行 2 个阶段的匹配,且精匹配时搜索区域随目标数线性增加,但在目标数小于 11 时,仍是最快的。

表 1 定位实验结果

实验组	方法	平均用时/ms	准确率/%	精度/像素
9 目标	本文方法	125.9	98.4	2.6
	Blob 法	135.7	96.3	3.7
	多角度模板法	218.5	94.7	2.6
10 目标	本文方法	136.0	98.3	2.5
	Blob 法	141.2	96.2	3.4
	多角度模板法	222.0	94.5	2.4
11 目标	本文方法	145.7	98.4	2.6
	Blob 法	145.1	96.2	3.6
	多角度模板法	225.9	94.5	2.5
12 目标	本文方法	156.1	98.5	2.7
	Blob 法	151.2	96.5	3.7
	多角度模板法	230.5	94.6	2.6

在识别准确率方面,本文方法最高可达到

98.5%，定位精度则与多角度模板法差别不大，误差在 3 个像素内。

为更直观地表现不同方法准确率和定位精度的差异，以实际工程中出现频率最高的 9 目标为例，取 10 组实验结果，如图 10 所示。

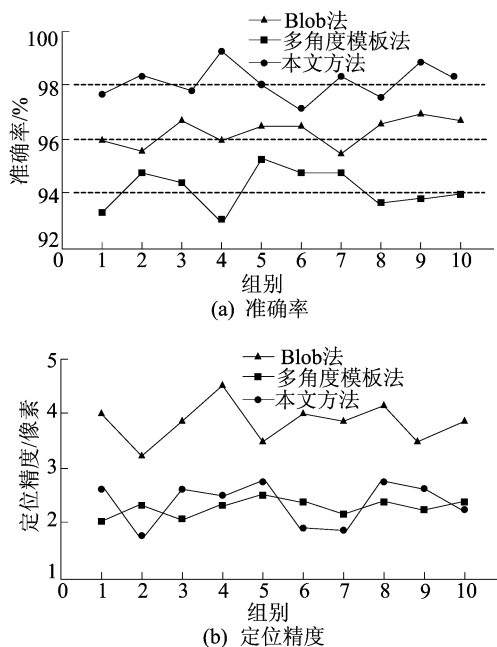


图 10 不同定位方法的准确率、定位精度分布图

由表 1、图 10 实验结果可知：Blob 法虽然在目标数大于 10 时速度较快，但是准确率一般且定位精度较低，易受到目标附近噪声的干扰；多角度模板法定位精度较高，但是每个角度的模板都要进行一次遍历搜索，影响了方法的整体运行时间；得益于先粗后精的匹配策略和候选中心的密度筛选机制，本文方法在多目标自适应划分与定位上表现出了良好的综合性能，总体能够满足实际生产需求。

5 结 论

为解决扁线电机定子焊接时具有角度变化的多目标定位问题，本文基于优化的快速 RPT 和 Hu 矩，结合改进的 Mean Shift 算法，提出了一种具有旋转不变性的快速多目标模板匹配方法，通过粗、精匹配结合的策略，有效缩短了匹配时间；将密度中心作为候选点，提高了匹配的准确率；且

该方法采用遍历搜索机制，一般不会出现目标缺失的情况。

实验结果表明，本文快速多目标模板匹配方法具有旋转不变性和多目标自适应性，能够快速精准地找到目标，满足扁线电机定子焊接定位要求，具有实际意义。

[参 考 文 献]

- [1] 朱迪,赵群飞,周新文,等. 基于局部特征和聚类算法的多目标匹配[J]. 冶金自动化,2015(增刊 1):199-202.
- [2] 高建哲,吕文阁. 基于 ORB 特征点的多目标匹配[J]. 机电工程技术,2018,47(7):90-93.
- [3] 黄思炜,王峰,曹祺炜,等. 基于聚类算法的多目标快速特征点匹配算法[J]. 计算机仿真,2019,36(2):201-204.
- [4] 余振军. SIFT 特征点的匹配优化算法及其多目标匹配应用研究[D]. 青岛:山东科技大学,2020.
- [5] 王丛政,李启光. 基于 OpenCV 的图像多目标模板匹配算法[J]. 电子技术与软件工程,2018(5):57-59.
- [6] 齐昕雨,江剑,丁良华,等. 基于自适应模板匹配阈值选取算法的显示器件多目标定位[J]. 国外电子测量技术,2020,39(5):44-48.
- [7] 郑剑斌,郑力新,朱建清. 一种基于灰度的快速模板匹配方法[J]. 现代计算机(专业版),2018(26):52-56.
- [8] LEE W C, CHEN C H. A fast template matching method for rotation invariance using two-stage process[C]//International Conference on Intelligent Information Hiding & Multimedia Signal Processing. [S. l.]: IEEE,2009:9-12.
- [9] 张俊凯. 一种快速的旋转模板匹配算法的设计与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
- [10] 李猛,苗岑岑,王国苏. Hu 矩不变量在图像几何变换中的分析[J]. 网络安全技术与应用,2019(6):32-35.
- [11] CHOI M S, KIM W Y. A novel two stage template matching method for rotation and illumination invariance[J]. Pattern Recognition,2002,35(1):119-129.
- [12] CHENG Y Z. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1995,17(8):790-799.
- [13] 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.
- [14] 张潘浩. 扁线电机定子绕组焊接视觉定位技术研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2020.

(责任编辑 胡亚敏)