光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021.01.025

芯片级原子钟核心器件识别与位姿测量

高兴华[1,2]，董登峰[1,2]*，王　博[1,2]，周维虎[1,2]

（1. 中国科学院微电子研究所，北京 100029；2. 中国科学院大学，北京 100049）

摘　要： 为了提高芯片级原子钟的自动化装配效率与装配精度，研究了一种粗-精结合的微器件位姿检测方法。首先，分析了微器件自身的特点、应用环境，提出利用图像梯度直方图特征训练SVM分类器来实现微器件粗定位的方法，同时通过构建遮挡样本和模糊样本以解决模型在微器件离焦模糊、遮挡情况下的漏检问题，提高模型泛化能力。然后，提出利用LSD算法和直线增长方法来提取目标边缘，计算得到图像亚像素的特征点坐标。最后，通过ICP算法计算微器件在显微视场下的实时位置和姿态。实验结果表明，原子钟核心器件的识别准确率为95.3%，定位平均误差小于20 μm，角度误差小于0.5°，能够满足微装配过程中微加持器准确抓取目标器件的要求。

关键词： 微装配；图像梯度直方图；最近点迭代；位姿测量

中图分类号： TP391.4；TH741　**文章编号：** 1001－5868(2021)01－0136－08

Core Devices Recognition and Pose Measurement Technology of Chip-level Atomic Clock

GAO Xinghua[1]，DONG Dengfeng[1,2]，WANG Bo[1,2]，ZHOU Weihu[1,2]

（1. Institute of Microelectronics of the Chinese Academy of Sciences，Beijing 100029，CHN；
2. University of Chinese Academy of Sciences，Beijing 100049，CHN）

Abstract： To improve the efficiency and accuracy of automatic assembly of chip level atomic clock，a coarse-fine combined micro device pose detection method is proposed. Firstly，after analyzing the characteristics and application environment of the micro-devices，a rough localization method of micro devices based on SVM classifier trained by image gradient histogram features is proposed. At the same time，occlusion samples and fuzzy samples are constructed to solve the problem of missing detection in the case of defocusing and occlusion of micro devices，so as to improve the generalization ability of the model. Then，the LSD algorithm and linear growth method are used to extract the edge of the target and calculate the sub-pixel feature point coordinates of the image. Finally，the real-time position and posture of the micro device under the microscope field of view are calculated by the ICP algorithm. Experimental results show that the recognition accuracy of the core components of the device is 95.3%，the average positioning error is less than 26 μm，the angle error is less than 0.5°，which can meet the needs of the robot to accurately grasp the targets in the micro assembly process.

Key words： micro assembly；image gradient histogram；iteration closest point；position-pose measurement

收稿日期：2020－10－30.

基金项目：国家自然科学基金项目(6165211)；国家“973”计划项目(2019YFB2006700).

* **通信作者：**董登峰　**E-mail：** dongdengfeng@ime.ac.cn

0　引言

微机电系统(MEMS)在工业、通信和信息、航空航天等领域有着越来越广泛的应用。以高精度惯性导航系统——芯片级原子钟为例，其需求以每年30%的速度增加。此类器件的微装配工作量平均占整个制作工作量的 40%以上，微装配和封装成本占产品成本的 60%～80%。目前国内进行精密和超精密微小型系统装配，主要依赖人工操作或人机协同半自动操作，产品性能高度依赖操作者自身情况，产品质量难以保证[1]。本文从提高芯片级原子钟自动化装配效率和装配精度的角度出发，搭建微装配系统。系统利用单目相机获取微器件的图像信息，计算微器件在显微视场下的实时位姿，为微夹持器自动化抓取提供精确数据支持。为了保证装配的质量，要求芯片级原子钟核心器件的定位误差小于 50 μm，角度平均误差小于 0.5°。然而微器件装配过程易受光源照射角度、对焦距离超出景深范围导致成像模糊等因素影响，导致显微成像质量下降。此外，原子钟器件尺寸很小，核心器件尺寸仅为 2 mm×2 mm，且缺乏纹理信息，进一步影响识别的准确度，因此微器件的实时位姿测量是亟待解决的技术问题。

目前空间物体位姿显微视觉测量方法大多采用基于特征点匹配与深度学习方法。对于纹理丰富的物体，通过物体间特征点匹配已经取得了很好的效果[2-3]，但微器件纹理相对稀疏，所以无法通过设置合适的特征点来检测物体变化。Hinterstoisser 等[4]提出的 LINEMOD 算法可以在无纹理的情况下完成复杂背景下 3D 物体的检测，但此方法需要利用物体的 RGBD 信息，并且对光源变化与遮挡情况鲁棒性较差；中国科学院自动化研究所李迎等[5]提出的基于单目显微视觉的微球姿态测量方法，通过计算微球不同位置图像特征点间的距离得到微球姿态，但该方法需要人工调整物像距离，操作复杂。近年来深度学习技术在计算机视觉领域得到巨大发展，华中科技大学黄心汉等[6]利用 Faster-RCNN 模型检测压电陶瓷双晶片，完成惯性约束聚变靶的对准，但该方法对于小器件的识别精度有待提高；Tekin 等[7]提出 Yolo-6D 网络预测矩形物体中心坐标与顶角坐标，并通过求解 PnP(Perspective-n-Point)问题来计算物体姿态，该算法在相应数据集上已经取得了显著效果，但由于显微视觉领域样本很少，微器件 6D 数据集人工标注存在较大误差等因素限制了该方法在显微视觉领域的发展。

与一般目标检测定位任务不同，待装配微器件有丰富的先验信息，利用微器件尺寸、长短比例等先验信息，有助于提高微器件的检测精度。考虑到上述方法的不足，为快速准确检测显微视觉场景下的合作目标，本文提出粗-精结合的芯片级原子钟核心器件识别测量方法。首先，计算图像的方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient，HOG)特征，利用支持向量机(Support Vector Machine，SVM)分类器对目标进行粗定位，通过构建遮挡样本和模糊样本数据集，提升 SVM 分类器的泛化能力。然后对目标区域进行图像降噪与增强，利用直线段检测(Line Segment Detector，LSD)算法与生长直线法完成对目标特征点的精定位；最后通过迭代最近点(Iterative Closest Point，ICP)算法计算目标微器件位置与参考位置间的变换矩阵，得到微器件的实时位姿。实验结果表明，本文提出的方法可以在光源强度不稳、图像离焦模糊等不利情况下，保证微器件识别的准确率与位姿测量的准确性。

1　基于 HOG＋SVM 的微器件粗定位方法

SVM 是一种监督学习的分类方法，最初用于解决线性二分类问题。对于线性不可分数据可以通过核函数将样本空间变换到高维空间，寻找线性最大间隔超平面进行样本分类[8]。本文选取 SVM 作为微器件定位检测器。将图像分为多个候选区域，每个候选区域都将通过 SVM 检测器进行多尺度判别，得分高于阈值的候选区域作为微器件所在位置。

HOG 特征是一种描述物体局部特征的描述子，广泛应用于人体检测、道路车辆检测等领域[9-10]。其主要思想是利用图像局部梯度信息来描述目标的表像和形状，HOG 特征的计算步骤如图 1 所示。

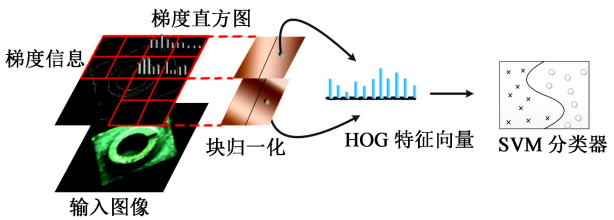


图 1　HOG＋SVM 处理过程示意图

首先求取输入图像每一个像素位置的梯度信息，捕获微器件轮廓。像素点(x,y)的梯度为

$$\begin{cases} G_x(x,y)=H(x+1,y)-H(x-1,y) \\ G_y(x,y)=H(x,y+1)-H(x,y-1) \\ G(x,y)=\sqrt{G_x(x,y)^2+G_y(x,y)^2} \\ \alpha(x,y)=\tan^{-1}\left(\dfrac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right) \end{cases} \tag{1}$$

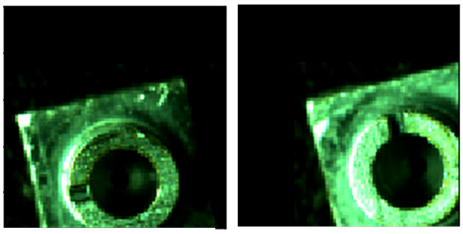
式中，$G(x,y)$，$\alpha(x,y)$分别表示像素点在(x,y)处的梯度幅值和梯度方向。然后将梯度特征图分成多个细胞单元，统计每个细胞单元的梯度直方图分布，并对直方图做归一化处理。最后将所有细胞的单元梯度直方图组合成一维向量，即构成 HOG 描述子。由于特征向量在图像局部进行操作，每个细胞单元单独进行归一化操作，所以对图像几何和光照变化都能保持良好不变性。但是直接利用拍摄图像训练 SVM 分类器来完成原子钟器件的识别定位仍有一定困难。由于器件位置摆放的随机性，微器件位于视场边缘时会出现遮挡情况，导致 HOG 特征提取不完整，影响目标识别的准确率。另外，在微装配系统中可获取的原子钟器件样本数目很少，为了提高 SVM 检测器对目标的泛化能力，本文采用以下方法对原子钟样本进行扩充。

1)对图像正样本进行随机翻转和旋转变换，解决 HOG 特征不具有旋转不变性问题；

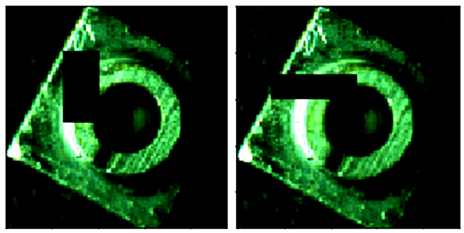
2)将清晰图像样本与不同尺寸高斯核做卷积，得到不同程度模糊图像，提高检测器在离焦模糊情况下的检测能力；

3)为解决显微视场边缘 HOG 体征提取不完整的问题，在样本的采集制作过程中，增加图片在边缘区域的采集比例，如图 2(a)。另外对正样本进行比例不大于主体区域 30%的随机覆盖，以提高检测器在遮挡情况下的检测能力，如图 2(b)。

经过上述样本处理，对于仍然无法检测的正样本，定义其为困难样本，有关文献表明，困难样本在模型训练过程中会产生较大梯度值，能够有效指导模型优化方向[11]。在 SVM 检测器一次训练之后，



(a) 采集边缘部分图像



(b) 采集有遮挡图像

图 2 增加困难训练样本实例

针对漏检样本，再次进行实验训练，提升 SVM 检测器针对困难样本的识别能力。实验结果显示，经过上述处理后，SVM 检测器针对遮挡图像的检测能力有较大提升，对芯片级原子钟核心器件的识别准确度大幅提升。

2 基于 LSD 的微器件精定位方法

考虑到微器件结构特点多为规则几何图形，本文利用原子钟微器件的先验几何信息进行微器件精定位。微小噪声经过显微成像系统放大后，会产生很强的噪声斑点，实验所采用的单侧面阵光源会导致微器件光源直射面与背光面亮度不同，影响成像质量，所以计算特征点之前需要完成图像的降噪与增强。

借鉴 U-Net 神经网络对医学图像进行的分割方法[12]，本文在多尺度空间对输入图像进行降噪处理与图像增强。首先对图像进行最大值池化操作，在不同尺度空间进行形态学操作，抑制噪声外点。然后将上采样图像与输入原图像高斯平滑处理后的结果进行加权叠加，以弥补目标区域的像素缺失，削弱局部斑点对成像质量的影响，进而提高光源不稳定情况下的检测精度。

针对增强后图像，本文采用 LSD 直线检测方法来获取微器件的轮廓信息[13]。LSD 是一种线段检测算法，相比 Hough 变换，它能在较短的时间内获得直线段检测结果[14]。同时，考虑到原 LSD 直线检测算法中每个像素点只能属于一条直线，在直线交点或者局部模糊的区域，LSD 检测结果会产生直线断裂现象，本文提出使用直线生长法对断裂直线进行修复，其检测流程分为以下几个步骤：

(1)对 HOG 特征提取后的梯度图像做阈值处理；

(2)保留边缘像素点存入边缘优先队列；

(3)队列首像素点作为“种子”，“种子”的梯度方

向作为区域的主方向 k，该像素弹出队列；

(4)遍历边缘队列中的像素点，像素点梯度方向和区域主方向小于设计阈值的像素点，弹出队列，区域主方向更新为

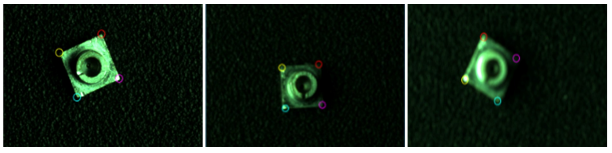
$$k=\arctan\left(\frac{\sum\sin(\text{angle}_j)}{\sum\cos(\text{angle}_j)}\right) \tag{2}$$

式中，j 表示候选直线区域内的像素点；

(5)计算所有弹出队列像素点构成的最小外接矩形，统计矩形外部像素点与所有弹出像素点数量比例，比例若大于 20%，返回上一次最小外接矩形，否则以新加入像素为“种子”，进行像素级直线增长。

获得检测线段后，根据线段端点间距离与梯度方向进行直线合并，如果第一条线段的终点与第二条线段的起点在一定范围内，且梯度方向偏差小于阈值，则认为两条直线是同一直线，如果存在多条直线满足条件，则选择梯度方向偏差最小的进行连接，将其他直线剔除；之后使用最小二乘拟合直线方程，对边缘线段进行整体调整，计算出最优的直线方程。

由增长直线法可以求出围绕微器件边缘的 4 条直线方程，计算 4 条直线方程的交点，即为图像特征点位置。图 3 为不同场景下微器件特征点提取结果，可以看出，在曝光不足或图像模糊的情况下均能定位图像特征点。



(a)　正常情况　　(b)　曝光不足　　(c)　图像模糊

图 3　不同场景下特征点定位结果

3　微器件姿态测量方法设计

为获得更大景深，并保证在清晰成像范围内不会因为物距的改变而影响成像质量，本实验选择远心镜头来获取原子钟核心器件图像。由远心镜头成像模型可知，无法通过位姿解算直接获得器件的 6D 姿态[15]，所以实验选择在显微测量平面内预先设定初始参考特征点集合，根据微器件的摆放位置与参考位置的偏差，通过 ICP 算法能够得到微器件相对参考位置的旋转平移矩阵。

假设匹配好的 2D 点对分别为 $P=\{p_1,\cdots,p_n\}$，$P'=\{p'_1,\cdots,p'_n\}$。两者之间存在欧式变换 R,t，使得：

$$\forall_i p_i=Rp'_i+t \tag{3}$$

定义误差项为

$$e_i=p_i-(Rp'_i+t) \tag{4}$$

构建最小二乘问题，求解误差平方和最小时的 R 和 t：

$$\min_{R,t} err=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\|(p_i-(Rp'_i+t))\|_2^2 \tag{5}$$

设 p,p' 分别为两组点集的质心，对误差项展开可得：

$$\begin{aligned}&\min_{R,t} err=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\|(p_i-(Rp'_i+t))\|_2^2=\\&\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\|p_i-Rp'_i-t-p+p-Rp'+Rp'\|_2^2=\\&\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\|p_i-p-R(p'_i-p')+(p-Rp'-t)\|_2^2=\\&\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\|p_i-p-R(p'_i-p')\|_2^2+\|(p-Rp'-t)\|_2^2\end{aligned} \tag{6}$$

令 $\|(p-Rp-t)\|_2^2=0$，此时式(6)仅包含 R 一项，可以先求得最优 R 矩阵，进一步求取最优 t；

微器件的姿态求解可以分为以下三步：

(1)计算两组特征点的质心位置 p,p'，并求解每一个点的去心坐标：

$$p_i=p_i-p,p'_i=p'_i-p' \tag{7}$$

(2)通过 SVD 求解最优旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^*$：

$$\boldsymbol{R}^*=\min_R\frac{1}{2}\sum_{i=0}^{n}\|p_i-p'_i\|^2 \tag{8}$$

(3)根据旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^*$ 计算平移矩阵 $\boldsymbol{t}^*$：

$$\boldsymbol{t}^*=p-\boldsymbol{R}^*p' \tag{9}$$

如图 4 所示，根据原子钟器件的几何特征，精定位过程可以得到微器件的 4 个顶点坐标。在进行 2D 点匹配的过程中，将计算特征点放入循环队列，依此移动队列元素，根据式(7)～(9)可以在常数时间内计算相应旋转平移矩阵，计算结果在视场范围内，且距离相对参考点最近的结果，即芯片级原子钟器件所在位置。

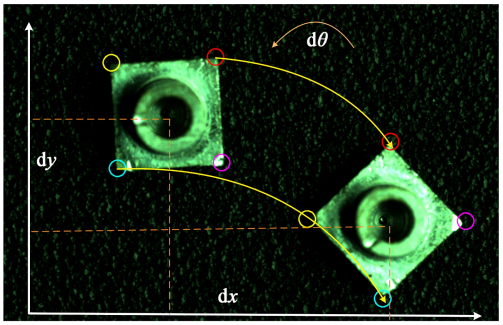


图 4　微器件位姿测量原理示意图

4 实验

实验平台如图 5 所示，包括 CCD 相机、远心镜头、自由度调整平台、光源系统以及中央控制系统，待装配微器件放置在调整平台上。其中 6 自由度调整平台在 X，Y 方向的可移动范围是±3 mm，Z 方向的移动范围为±2 mm，位移分辨率为 0.001 mm。沿 Z 方向可旋转角度范围为±21°，角度分辨率为 0.01°。根据实验平台，建立本实验的系统坐标系，如图6所示。世界坐标系(O_w，X_w，Y_w，Z_w)建立在调整平台中心，其 X_w，Y_w，Z_w 与调整平台 X_p，Y_p，Z_p 方向一致。平台可以沿 X_p，Y_p，Z_p 做平移运动并且可围绕 Z_p 做旋转运动。以相机成像中心为相机坐标系原点，建立相机坐标系(O_c，X_c，Y_c，Z_c)。

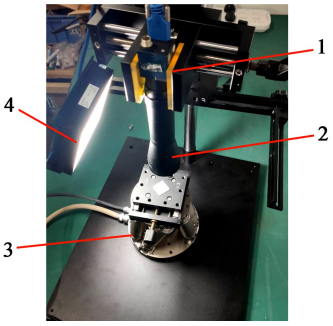


图 5 实验平台。1. CCD 相机；2. 远心镜头；3. 6 自由度调整平台；4. 光源系统及中央控制系统

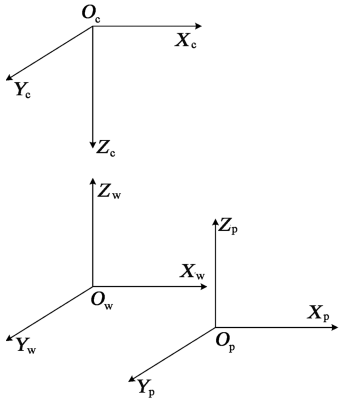


图 6 实验系统坐标系

系统实验之前需要完成远心镜头的标定，远心镜头的成像模型为

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & \gamma & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{2\times2} & T_{2\times1} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{pmatrix} \tag{10}$$

其中，α，β 分别为相机 X，Y 轴的放大因子，γ 与 CCD 像素阵列的倾斜角度有关，本实验设置为 0。

实验通过位移机构驱动已知尺寸的显微标定板运动，得到不同角度显微标定板的图像，利用 Halcon 远心镜头标定工具，完成对远心镜头的标定。本文选择多次标定结果中重投影误差最小的相机参数，作为远心镜头的最终标定结果，其相机 X，Y 轴放大因子分别为 $\alpha=7.41$，$\beta=8.00$，标定误差为 0.036 像素。

4.1 微器件粗定位

设置 HOG 检测窗口大小为 128×128 像素，选取 16×16 像素大小的细胞单元，每个细胞单元内设置 9 个梯度方向，统计单个细胞单元内的梯度分布，获得 HOG 特征向量总长度为 1 764。

实验采集原子钟核心器件样本数 100 张，负样本为不包含微器件的图像共 200 张。通过随机旋转、翻转、图像亮度变换对正样本进行扩充。针对图像遮挡问题，对上述图像进行 20% 的随机遮挡，总计 300 张正样本，其中部分正样本图像如图 7 所示。

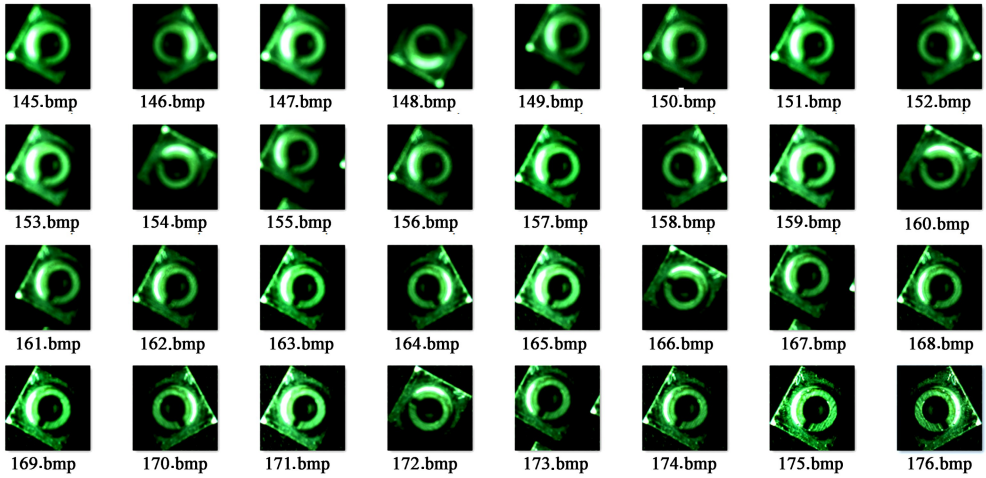


图 7 部分正样本训练集

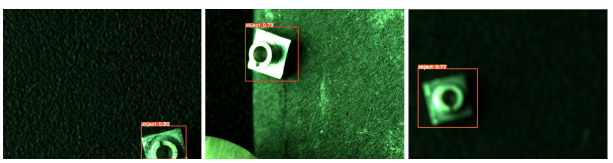
为了测试本文所使用算法的有效性，实验分别利用基于集成学习的 Adaboost 目标检测方法和基于深度学习的 YOLOv5 目标检测方法针对相同的原子钟微器件数据集进行训练，计算模型预测中心点与真实微器件中心点之间的像素距离差值 ΔL，将其作为准确度评价指标，并统计单张图像处理的平均速度，作为实时性评价指标。

$$\Delta L=\sum\sqrt{\Delta X^2+\Delta Y^2}=\sqrt{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2} \tag{11}$$

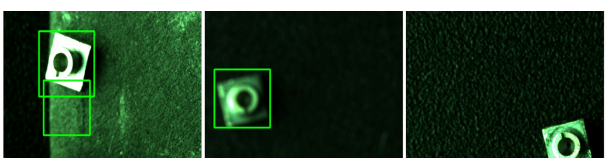
实验结果如表 1 所示，Adaboost 集成学习方法联合多个弱分类器的结果，在弱分类器基础上对困难样本做新的预测分类，对正负样本的数量和质量都有很高要求，由于微器件的特征信息相对单一，新集成弱分类器很难在前面基础上找到新的分类特征，所以集成学习方法检测结果并不高，芯片级原子钟器件的识别准确率不到 40%，本文并未做结果展示。YOLOv5 的检测结果如图 8(a)所示，其识别准确率达到 97%，但 YOLOv5 处理一张图像的时间长达 1.4 s，处理速度难以满足测量实时性的要求。本文提出方法的识别定位结果如图 8(b)和 8(c)所示，在未增加困难样本的情况下，训练模型识别准确率为 88.1%，对于微器件处于边界的情况，存在漏检和误检。增加遮挡样本和困难样本之后，SVM 检测器对于边界物体的检测准确度有很大提升，在微器件遮挡不超过 30%前提下，可以检测出微器件所在位置。检测准确率均达到 95%以上。对于光源强度不稳定导致图像模糊情况，实验所训练模型都有良好的表现。

表 1　芯片级原子钟识别定位结果对比

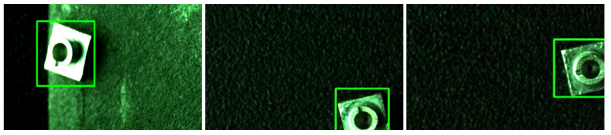
检测模型	识别准确率/%	误差/pixel	速度/(ms/张)
Adaboost	39.0	\	\
YOLOv5	97.2	11.50	1 405
HOG+SVM	88.1	10.06	123
HOG+SVM+Datasets	95.3	9.43	128



(a)　YOLOv5



(b)　HOG+SVM



(c)　HOG+SVM+Datasets

图 8　不同定位算法处理结果对比

4.2　微器件精定位与姿态测量

根据 SVM 分类结果，可以快速判断当前图像有无待检测照片。检测出目标区域后，根据第 2 节的方法步骤继续处理，确定出原子钟核心器件的亚像素坐标。

在位姿测量实验中，微器件放置在 6 自由度调整平台之上，实验通过控制调整平台的旋转平移，记录微器件移动过程中的实时位置与姿态。通过与本文位姿解算结果相比较，评估原子钟核心器件位姿测量的准确性。

实验分别在图像离焦模糊与光照不足的情况下对微器件位姿进行测量，以验证本文算法在模糊图像与曝光不足图像上的鲁棒性。微位移平台沿 X 轴运动，测量结果如表 2。

由表 2 可以看出，在图像离焦模糊的情况下，本文算法仍可以准确定位微器件位置，平均误差约为 10 μm。当光照不足时，微器件特征点分辨率降低，4 个特征点定位误差略有增加，平均误差约为 20 μm，可以满足芯片级原子钟定位要求。

表 2　原子钟核心器件不同场景下定位误差

	$Y=0$ mm，$Z=0$ mm，光源＝正常		$Y=0$ mm，$Z=-0.3$ mm，光源＝正常		$Y=0$ mm，$Z=0$ mm，光源＝暗	
实际位置/mm	测量位置/mm	误差/mm	测量位置/mm	误差/mm	测量位置/mm	误差/mm
2.400	2.382	0.018	2.381	0.019	2.375	0.025
1.800	1.788	0.012	1.789	0.011	1.778	0.022
1.200	1.211	−0.011	1.217	−0.017	1.215	−0.015
0.600	0.596	0.004	0.595	0.005	0.582	0.018
0	0	0	0	0	0	0
−0.600	−0.598	−0.002	−0.604	0.004	−0.613	0.013
−1.200	−1.211	0.011	−1.207	0.007	−1.190	−0.010
−1.800	−1.791	−0.009	−1.788	−0.012	−1.779	−0.021
−2.400	−2.421	0.021	−2.419	0.019	−2.438	0.038

但是，随着微器件移动到远离参考点的位置，微器件面向光源与背向光源一侧的光照比例不均衡加剧，导致微器件特征点定位出现偏差。如图 9 所示，在器件运动到视场边沿时，测量误差达到 40 μm。可以通过调整光源分布，采用同轴光源代替面阵光源，或者设置多组参考点来计算微器件相对多组参考点的平均值，进一步减小测量误差。

Y 方向微器件的运动范围为－2.2～2.2 mm，与 X 轴运动测量结果相同，如图 10 所示，其测量平均误差小于 20 μm，但是在远离中心参考点的区域误差接近 40 μm。所以，在微器件的抓取过程中，应尽量保证微器件处于参考点附近。

不同场景下微器件旋转角度的测量结果如表 3 所示。实验分别从光源过度曝光、曝光不足、图像模糊等角度测试本文算法的性能。在光照正常情况下，微器件成像清晰，特征点可准确识别，角度测量误差小于 0.3°。当曝光不足时，角度测量误差增加，达到 0.4°。

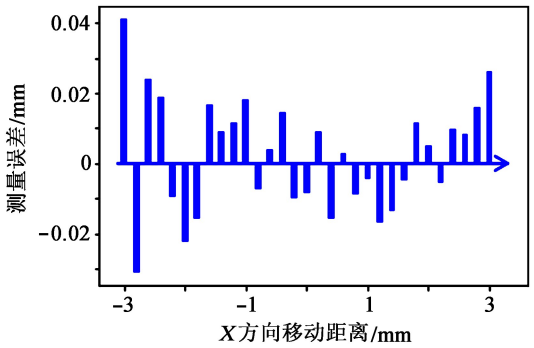


图 9 微器件沿 X 轴运动测量误差结果

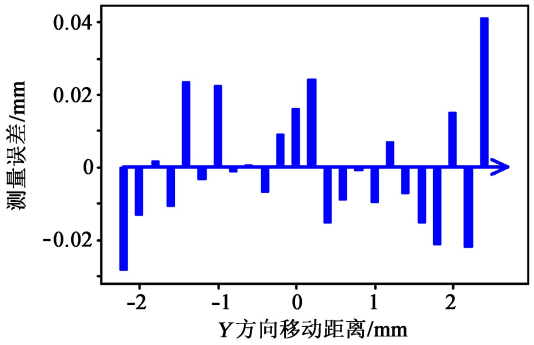


图 10 微器件沿 Y 轴运动测量结果

表 3 不同场景下角度测量误差

场景	角度误差/(°)
Z＝0 mm，光源＝亮	0.303
Z＝0 mm，光源＝正常	0.277
Z＝0 mm，光源＝暗	0.415
Z＝－0.3 mm，光源＝正常	0.331
Z＝－0.3 mm，光源＝暗	0.381

在图像模糊情况下，由于本文预先对图像进行增强，模糊情况下微器件的角度定位误差保持在 0.3°，可以满足芯片级原子钟核心器件的抓取需求。

5 结论

本文从提高芯片级原子钟自动化装配效率和装配质量的角度出发，利用图像方向梯度直方图与 SVM 分类器快速定位并提取微器件的显微视场区域，该方法对于模糊图像微器件的识别有一定鲁棒性。提出了利用 LSD 算法与增长直线方法获取目标的特征点信息，克服了光源变化对特征点定位的影响。通过求解 ICP 问题计算目标在显微视觉系统下的相对参考点位姿。实验结果表明，本文提出的方法可以处理光源强度不稳、图像离焦模糊的情况，微器件放置在视场中央可以获得更高的目标定位精度与姿态测量精度，位置测量平均误差小于 20 μm，角度平均误差小于 0.5°，且能实现不低于 7 f/s 的检测速度。该方法能够提供原子钟装配过程中微夹持器抓取微器件所需的精确位置和角度信息，为实现芯片级原子钟自动化批量装配提供技术保障。

参考文献：

[1] Serena Ruggeri, Gianmauro Fontana, Irene Fassi, et al. Micro-Manufacturing Technologies and Their Applications [M]. Switzerland: Springer, 2017: 223-259.

[2] 樊彦国，柴江龙，许明明，等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. 光学精密工程，2019，27(3)：702-717.
Fan Yanguo, Chai Jianglong, Xu Mingming, et al. Improved fast image registration algorithm based on ORB and RANSAC fusion[J]. Opt. Precision Eng., 2019, 27(3): 702-717.

[3] 邢加伟，田海峰，王 芳. 单目相机物体位姿估计方法研究[J]. 导航定位与授时，2019，6(4)：71-77.
Xing Jiawei, Tian Haifeng, Wang Fang. Study on object position and pose estimation method of monocular camera[J]. Navigation Positioning and Timing, 2019, 6(4): 71-77.

[4] Interstoisser S, Lepetit V, Llic S, et al. Model based training, detection and pose estimation of texture-less 3D objects in heavily cluttered scenes[C]//Proc. of Asian Conf. on Computer Vision, 2012: 548-562.

[5] 李 迎，张大朋，刘希龙，等. 基于单目显微视觉的微球姿态测量方法[J]. 自动化学报，2019，45(7)：1281-1290.
Li Ying, Zhang Dapeng, Liu Xilong, et al. A pose measurement method for micro sphere based on monocular microscopic vision[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(7): 1281-1290.

[6] 黄心汉，苏 豪，彭 刚，等. 基于卷积神经网络的目标识别及姿态检测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版)，2017，45(10)：7-11.
Huang Xinhan, Su Hao, Peng Gang, et al. Object identification and pose detection based on convolutional neural network [J]. J. of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edi.), 2017, 45(10): 7-11.

[7] Tekin B, Sinha S N, Fua P. Real-time seamless single shot

6D object pose prediction[C]// Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 292-301.

[8] 刘梦佳，赵建国. 基于 SVM 的疲劳驾驶人脸图像特征检测算法[J]. 半导体光电，2020，41(2)：278-282.
Liu Mengjia, Zhao Jianguo. Research on feature detection algorithm of fatigue driving face image based on SVM[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(2): 278-282.

[9] Deng Z, Zhou L. Detection and recognition of traffic planar objects using colorized laser scan and perspective distortion rectification[J]. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(5): 1485-1495.

[10] Dadi H S, Pillutla G K M. Improved face recognition rate using HOG features and SVM classifier[J]. IOSR J. of Electronics and Communication Engineering, 2016, 11(4): 34-44.

[11] 王　博，董登峰，周维虎，等. 面向激光跟踪仪跟踪恢复的合作目标视觉检测[J]. 光学精密工程，2020，28(2)：271-282.
Wang Bo, Dong Dengfeng, Zhou Weihu, et al. Visual detection of target ball for laser tracker target tracking recovery[J]. Opt. Precision Eng., 2020, 28(2): 271-282.

[12] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Proc. of Inter. Conf. on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention, Springer, Cham, 2015: 234-241.

[13] Von Gioi R G, Jakubowicz J, Norel J M, et al. LSD: a line segment detector[J]. Image Processing On Line, 2012, 2: 35-55.

[14] 范　松，陈　坤，马文庆，等. 基于多层图像分割 Hough 变换的零件定位模型[J]. 中国设备工程，2019，28(7)：119-121.
Fan Song, Chen Kun, Ma Wenqing, et al. Location model based on Hough transform of multi-layer image segmentation [J]. China Plant Engineering, 2019, 28(7): 119-121.

[15] Chen Z, Liao H, Zhang X. Telecentric stereo micro-vision system: Calibration method and experiments[J]. Optics & Lasers in Engin., 2014, 57: 82-92.

作者简介：

高兴华(1995—)，男，河北秦皇岛人，硕士研究生，主要从事计算机视觉及自动控制方面的研究；

董登峰(1981—)，男，河南商丘人，博士，副研究员，硕士生导师，2004 年于郑州大学获得学士学位，2012 年于北京航空航天获得博士学位，主要从事光电精密测量、微纳操控、嵌入式系统设计等方面的研究。

(上接第 135 页)

[7] Zhang X M, Bai P F, Hayes R, et al. Novel driving methods for manipulating oil motion in electrofluidic display pixels[J]. J. of Display Technol., 2016, 12(2): 200-205.

[8] Zhang H, Liang X L. Bistable electrowetting device with non-planar designed controlling electrodes for display applications [J]. Frontiers of Information Technology and Electronic Engin., 2019, 20(9): 1289-1295.

[9] Xing J W, Yang P, Qingge L. Automatic thresholding using a modified valley emphasis[J]. IET Image Processing, 2020, 14 (3): 536-544.

[10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics, 1979(1): 62-66.

[11] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. J. of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-165.

[12] Yuan X C, Wu L S, Peng Q J. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Appl. Surface Science, 2015, 349: 472-484.

[13] Ng H F. Automatic thresholding for defect detection[J]. Pattern Recognition Lett., 2006, 27(14): 1644-1649.

[14] Fan J L, Lei B. A modified valley-emphasis method for automatic thresholding[J]. Pattern Recognition Lett., 2012, 33(6): 703-708.

[15] Truong M T N, Kim S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection[J]. Soft Computing, 2018, 22(13): 4197-4203.

[16] Zhang W, Li W, Yan J, et al. Adaptive threshold selection for background removal in fringe projection profilometry[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2017, 90: 209-216.

[17] Liao P, Chen T, Chung P. A fast algorithm for multilevel thresholding[J]. J. of Information Science and Engineering, 2001, 17(5): 713-727.

[18] Magnier B, Moradi B. Shape similarity measurement for known-object localization: A new normalized assessment[J]. J. of Imaging, 2019, 5(10): 23.

作者简介：

郭冠峥(1994—)，男，福建人，硕士研究生，研究方向为显示驱动系统和光电显示技术；

林志贤(1975—)，男，福建人，博士，教授，从事新型显示技术、印刷电子显示、平板显示器驱动系统、三维立体显示技术、图像处理技术等方面的研究。