

文章编号 1004-924X(2023)19-2857-10

面向精密微装配的视觉复合定位

王晓东, 崔世鹏, 徐 征*, 卢世勤
(大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116023)

摘要: 基于机器视觉的微小特征定位是精密自动化装配的关键环节, 外界干扰和零件本身差异等容易引起视觉引导错误, 影响装配成功率, 因此提出一种由粗定位与精定位两步组成的复合定位方法。首先通过基于卷积神经网络的目标框检测算法提取感兴趣区域实现粗定位, 在此基础上通过轮廓几何特征配准的方式实现零件精定位, 算法中还采用自动标注辅助的动态学习机制解决不同批次零件间差异导致定位失败率较高的问题。在自研的装配设备上对该方法进行测试, 分析了亮度、离焦和位姿变化对视觉定位算法鲁棒性的影响, 并进行了定位精度及小批量装配实验测试。结果表明: 本文方法在多种干扰下的装配成功率达到 97%, 视觉定位的绝对精度与重复精度均优于 $2\text{ }\mu\text{m}$, 装配精度优于 $10\text{ }\mu\text{m}$, 能够满足精密微装配对定位算法精度与稳定性的要求。

关键词: 精密微装配; 机器视觉; 特征定位; 目标检测

中图分类号: TH161.7; TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20233119.2857

Visual composite positioning for precision microassembly

WANG Xiaodong, CUI Shipeng, XU Zheng*, LU Shiqin

(School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

* Corresponding author, E-mail: xuzheng@dlut.edu.cn

Abstract: Microfeature positioning based on machine vision is a crucial aspect of precision automated assembly. External interference and differences in the parts themselves can easily cause visual guidance errors and the success rate of assembly. Therefore, a composite positioning method consisting of rough positioning and fine positioning was proposed. First, the region of interest was extracted through a target-frame-detection algorithm based on a convolutional neural network to achieve rough positioning. Based on this, precise positioning of parts was achieved through contour geometric feature registration. A dynamic learning mechanism assisted by automatic labeling was also adopted in the algorithm to solve the problem of the high positioning failure rate resulting from the difference between the different batches of parts. The method was tested on assembly equipment developed by the research group. The effects of brightness, defocusing, and posture changes on the robustness of visual positioning algorithms were analyzed. Furthermore, positioning accuracy and small-batch assembly experiments were conducted. The results show that the proposed method has good robustness and repeatability with various forms of interference, with an assembly success rate of 97%. Both the absolute accuracy and repetitive accuracy of visual positioning are $<2\text{ }\mu\text{m}$, and assembly accuracy is $<10\text{ }\mu\text{m}$. Therefore, the research results effectively meet the dual re-

收稿日期: 2023-03-23; 修订日期: 2023-05-16.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (No. 51975102); 辽宁省兴辽英才计划资助项目 (No. XLYC2002020); 国防基础科研计划资助项目 (No. JCKY2022203B006)

quirements of both accuracy and robustness of the positioning algorithm in precision microassembly.

Key words: precision microassembly; machine vision; feature positioning; target detection

1 引言

高性能微系统是航空航天器等重大装备中不可或缺的关键单元,其装配精度和一致性对产品性能作用显著^[1]。在精密微装配中,通过机器视觉精确获取像素级微小特征的位置,引导机械手进行微小零件的拾取、搬运、对准等^[2-3]是常用的模式。随着对微系统性能和集成度要求的不断提高,系统逐渐呈现多品种、小批量、异形异构等特点。在视觉引导的精密微装配中,零件特征的提取普遍采用固定的、人工设计的算子在预设的兴趣区域(Region of Interest, ROI)内进行,该方法能够在较为理想的实验环境中得到满意的精度。但是,在实际批量装配生产中,照明波动、零件表面差异、轻度离焦会导致此类算子无法提取到真实的有效特征,导致视觉引导任务失败,严重影响装配效率和仪表成活率。这就需要在兼顾精度的同时,提高视觉定位的稳定性。

目前,在工业现场应用的视觉算法多是通过几何形状特征配准^[4-6]或基于尺度不变特征转换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)^[7-9]、方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)特征^[10-11]等模板匹配的方式来实现,这类基于固定算子或模板的“硬核”方法均存在泛化性弱的问题,难以适应复杂装配作业需求。近年来,人工智能的发展为提高定位算法的稳定性带来新契机,YOLO(You Only Look Once)^[12-13]、SSD(Single Shot multibox Detector)^[14]、R-CNN(Region CNN)^[15]等目标框检测算法在保持智能算法强稳定性的前提下,具有速度快、精度高,便于部署的优点。Shinde等^[16]利用YOLO算法分类并定位晶圆缺陷。Li等^[17]结合YOLO算法和双目视觉定位球体、圆柱体等工件的空间关键点。Suzuki等^[18]结合孪生网络与SSD定位最佳抓取位置。这类算法尽管具有强稳定性,但总体上精度多局限在10像素以上,这是样本统计类算法本质决定的,虽然采用像素级分割可以进一步提高定位准确性,但标注繁琐,对硬件要求也较高。

本文提出一种微小特征复合定位方法,该方法结合深度学习鲁棒性强与几何特征提取精度高的特点,先利用深度学习算法锁定目标区域(粗定位),然后利用几何轮廓精确定位特征(精定位)。建立面向实际装配过程的自适应动态学习机制,根据精定位和粗定位结果差异,通过图像自动标注与样本增强进行再训练,提高定位算法对零件差异的自适应能力。

2 原理与方法

2.1 基本过程

微小零件复合定位法包含目标框检测算法(粗定位)与轮廓几何特征配准算法(精定位)。如图1所示,目标框检测算法用于初步定位零件特征区域,其流程包含原始图像数据集建立、算法训练及自动标注机制。凭借粗定位获取的特征位置、类别等信息,精定位通过轮廓几何特征配准法获取零件特征准确位置,粗-精定位相互结合,引导精密装配作业。

原始数据集建立及粗定位算法训练步骤如下:

(1)采集多种光照亮度、位姿、离焦等状态的零件特征图片共1 000张,特征轮廓包含圆形、矩形以及不规则轮廓,手工标注形成原始图像数据集;

(2)按照9:1的比例将数据集划分为训练集与验证集并训练目标框检测算法;

(3)对原始图像数据集中的零件图片进行亮度调整、旋转,并添加椒盐噪声、高斯噪声等操作,实现样本增强,将原始图像数据集增至4 000张;

(4)利用原始图像数据集训练粗定位目标框检测算法。若零件因变动批次导致表面状态改变,粗定位目标框检测算法定位成功率也随之下降,则通过粗定位算法预测新批次零件,将预测所得零件的特征类别、位置等信息制作成标签文件,通过Labelimg软件对其检查并微调,完成原始图像数据集的补充更新,利用更新的数据集重新训练目标框检测算法。

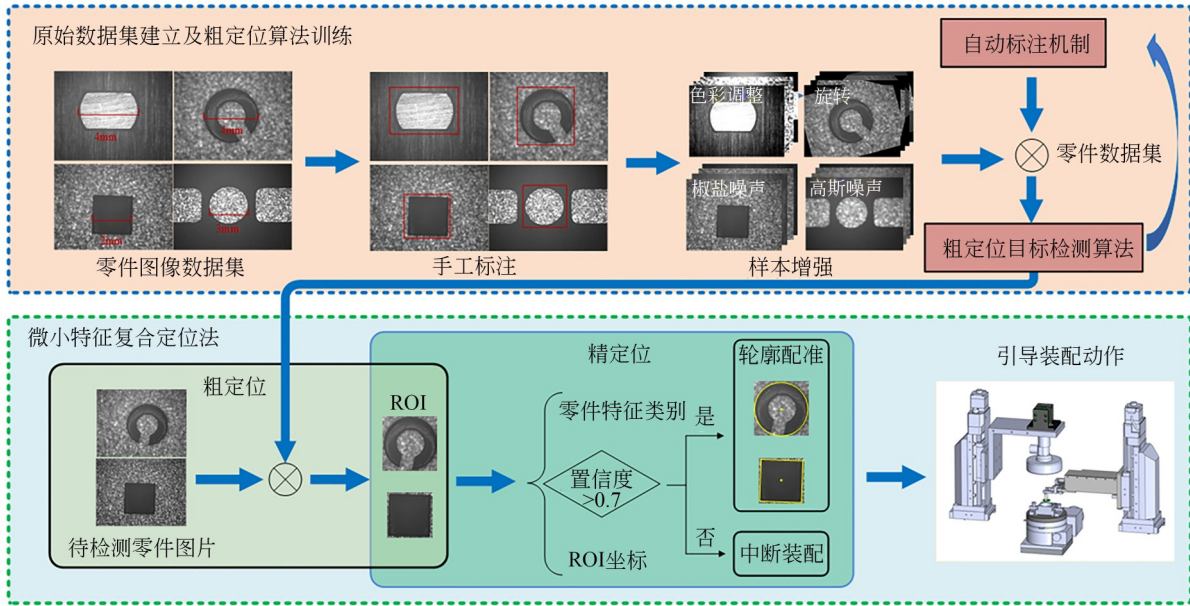


图 1 复合定位法的训练及应用

Fig. 1 Training and application of composite positioning method

微小特征复合定位步骤如下:

(1) 利用粗定位目标框检测算法预测零件图片,以目标框位置为基准提取 ROI;

(2) 根据预测信息中的特征类别是否符合装配流程、目标置信度是否超过预定阈值、目标位置偏离量是否超差等情况判断流程的可靠性;

(3) 以预测的特征类别及位置为依据,对不同零件使用相应的轮廓配准算法,提取特征点并通过坐标转换引导精密装配动作。

2.2 复合定位方法的实现

粗定位旨在从图像中快速提取 ROI,为精定位提供有先验约束的计算状态。本文选用 YOLOv5 作为特征粗定位算法。YOLOv5 由输入端、主干网络、颈部网络和检测头组成,输入端采用 4 幅图像随机缩放、裁剪、排列的马赛克拼接进行数据增强,主干网络通过 Darknet53 卷积网络结构提取深度特征,颈部网络采用特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) 与像素聚合网络 (Pixel Aggregation Network, PAN) 结构提取强语义特征与强定位特征,检测头用 CIOU Loss 作为边界框的损失函数^[19],零件图像经过该算法处理后获得所需零件包围框的位置与类别。

精定位旨在从粗定位获得的 ROI 中获取微小零件特征的准确位置,在排除干扰的条件下,采用几何算子就可以精确定位特征。精定位算

法采用最大类间方差法 (OTSU)^[20] 对零件与背景进行分割。OTSU 将零件与图像背景分为两类,使两类方差最大的阈值即为最佳分割阈值。假设 ROI 中像素数为 N ,灰度值为 i 的像素个数为 n_i ,则该灰度值像素的概率为:

$$p_i = \frac{n_i}{N}. \quad (1)$$

若二值化阈值为 T ,ROI 中最大像素值为 L ,则前景与背景两类出现的概率分别为:

$$W_0 = \sum_{i=0}^{T-1} p_i, W_1 = \sum_{i=T}^L p_i = 1 - W_0. \quad (2)$$

那么两类的灰度均值分别为:

$$u_0 = \sum_{i=0}^{T-1} i p_i, u_1 = \sum_{i=T}^L i p_i. \quad (3)$$

整个 ROI 区域的灰度均值为:

$$u = W_0 u_0 + W_1 u_1. \quad (4)$$

类间方差定义为:

$$\sigma^2 = W_0 (u_0 - u)^2 + W_1 (u_1 - u)^2. \quad (5)$$

式(5)中, σ^2 取最大值的阈值 T 即为最佳分割阈值。

二值化分割完成后进一步通过 Canny 算子^[21]提取零件轮廓几何特征。图 2 所示为通过 OTSU 法进行阈值分割以及通过 Canny 算子提取图像轮廓几何特征的操作流程。

为了进一步获取像素级精度的轮廓位置信

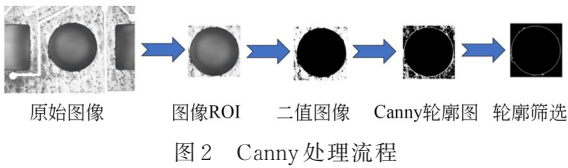


Fig. 2 Flowchart of Canny processing

息,这里利用最小二乘算法拟合边缘信息,即使拟合后的轮廓与数据点之间的误差平方和最小。为了排除边缘信息中离群点的干扰,设计多次迭代拟合方法。以圆形轮廓为例,在拟合过程中,本文选择 30 个像素作为初始阈值,即拟合出圆心坐标及半径后,分别计算原始集合中各点与拟合出的圆之间的距离,如果距离超过阈值,则将该点从原始集合中剔除,随后将阈值减小,重新拟合,如此迭代直至误差小于要求的范围。

3 实验设备

实验在课题组研制的精密胶连装配设备上开展,该设备可通过视觉测量模块定位微小零件,通过机械手完成上料、拾取、装配等动作。其主要组成部分如图 3 所示:

(1)视觉测量模块负责图像采集工作,由工业相机、光学远心镜头、光源以及精密位移滑台组成,其中光源由八位数字输出卡控制,可实现 256 级光照强度变化,其余器件性能参数见表 1;

(2)工作台模块负责夹具的定位、锁紧以及零件的位姿调整(重复精度 0.3 μm);

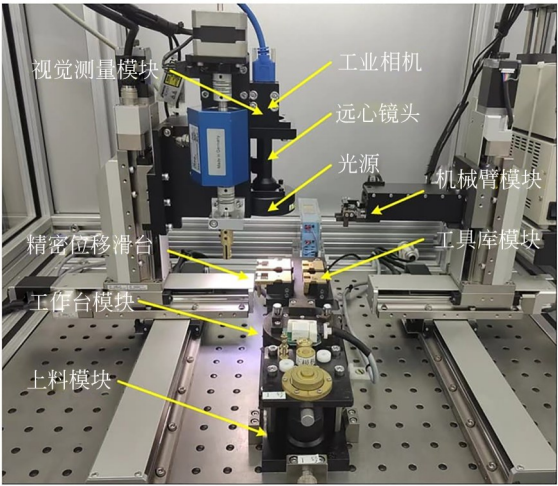


图 3 精密装配系统实物

Fig. 3 Photo of precision assembly system

表 1 视觉测量模块的技术参数

Tab. 1 Technical parameters of visual measurement module

器件	指 标	参 数
工业相机	分辨率	3 088(H)×2 064(V)
相机	像素尺寸	2.4 μm×2.4 μm
远心镜头	工作距离	65 mm
镜头	分辨率	7.5 μm
精密位移滑台	绝对定位精度	5.0 μm
	重复定位精度	0.5 μm
	运动分辨率	0.2 μm

(3)上料模块负责待装配零件的上料;

(4)机械臂模块是精密自动化装配系统中的执行模块,完成零件的拾取、搬运、装配等工作;

(5)工具库模块是装配系统中不同零件吸附机构的存放模块,配合作业机械臂模块完成装配工作。

4 实验结果与分析

本文以查准率(Precision, P)、查全率(Recall, R)、平均精确度(Average Precision, AP)以及模型参数数量评价粗定位目标框检测算法,以复合定位算法提取的特征位置波动情况评价整体算法。查准率为正确预测目标所占百分比,高查准率代表低误检概率,其计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (6)$$

式中:TP代表正确预测的正向目标,FP代表错误预测的正向目标,FN为错误预测的负向目标。

查全率代表正确预测的目标在所有目标中所占的百分比,其计算公式如下:

$$R = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (7)$$

AP为查准率与查全率曲线下的面积值,其计算公式为:

$$AP = \sum_n \{(r_{n+1} - r_n) p(r_{n+1})\}, \quad (8)$$

式中: $p(r_{n+1})$ 为与查全率对应的查准率,mAP为各类别AP的平均值。其中,mAP_0.5为当IOU阈值为0.5时AP的平均值,mAP_0.5:0.95为将IOU阈值从0.5到0.95间隔0.05计算mAP值并最后求得平均值,此指标更加关注目标的位置精度。

4.1 复合定位方法对比

选择近年来有代表性的 3 种目标框检测算法 YOLO, Faster R-CNN 和 SSD, 与精定位轮廓配准算法组合成为复合定位方法后, 进行对比实验, 对比指标包含平均精确度、平均消耗时间和参数数量。

实验样本采集自某导航传感器的实际装配流程, 包含 6 种零件共 1 000 张图像, 将该图像集进行样本增强后获得 4 000 张零件图像, 并按照 9:1 的比例划分为训练集与测试集。实验测试环境为 corei7-12700h CPU 和 RTX3060 显卡, 结果见表 2。

表 2 复合定位算法对比			
Tab. 2 Comparison of composite positioning algorithms			
算 法	mAP/ %	平均消耗时间/ (ms•frame ⁻¹)	粗定位模型 参数数量(M)
Faster R-CNN	99.47	260.52	136.812
SSD	99.37	152.84	24.414
YOLOv5	98.71	93.00	7.065
轮廓配准算法	—	86.00	—

在对比实验中, 各算法的 mAP 值均高于 98%。其中, YOLOv5 的 mAP 值与 Faster R-CNN 和 SSD 相比分别降低 0.76% 和 0.66%。基于 YOLOv5 算法构建的复合定位方法的耗时间最短。在模型参数数量方面, YOLOv5 算法最少, 为 7.065M, 约为 Faster R-CNN 算法的 1/19 和 SSD 算法的 1/3。由此可见, 由 YOLOv5 组成的复合定位方法在一定程度上能兼顾效率和精度, 与其他算法相比, 更适合应用在精密微装配作业中。

4.2 稳定性测试

4.2.1 亮度变化对复合定位算法稳定性的影响

本文引入图像对比度对所采集图像进行定量评价, 其计算公式为:

$$f_c = \sum_{\delta} \delta(I, K)^2 P_{\delta}(I, K), \tag{9}$$

式中: $\delta(I, K) = |I - K|$, 为相邻像素间的灰度差; $P_{\delta}(I, K)$ 为相邻像素间灰度差为 δ 的像素分布概率。

在 0~200 光强等级内等间隔采集零件图像, 每个光强等级下采集 2 种零件各 10 张图像。计

算粗定位目标框检测算法对应的 P, R, mAP 等指标。为验证复合定位法对图像对比度波动的稳定性, 在相机与零件相对位置不变的条件下, 采集不同等级光强的图像, 通过本文方法定位特征质心。

图 4 为 2 种零件特征在不同光强等级时使用复合定位法的定位效果, 图 5 为亮度变化对粗定位目标框检测算法各项指标的影响, 图 6 为通过复合定位法获取的特征质心坐标。

当图像对比度高于 2.37 (光强等级 > 60) 时, 粗定位各指标均在 90% 以上。当图像对比度降低至 2.37 (光强等级为 60) 时, $P, R, mAP_{0.5}, mAP_{0.5:0.95}$ 分别下降至 83%, 76%, 81%, 54%, 此时复合定位方法的重复定位精度优于 2

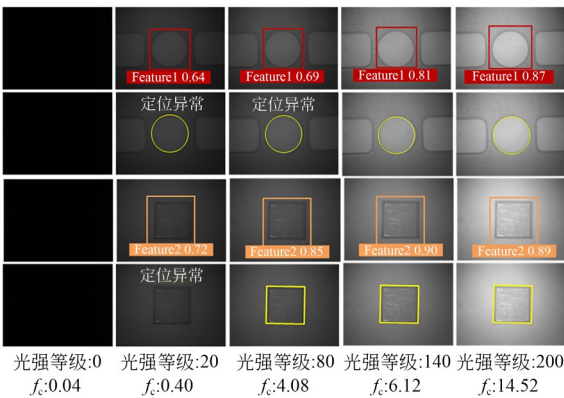


图 4 不同光强等级下定位效果

Fig. 4 Positioning results with different light intensities

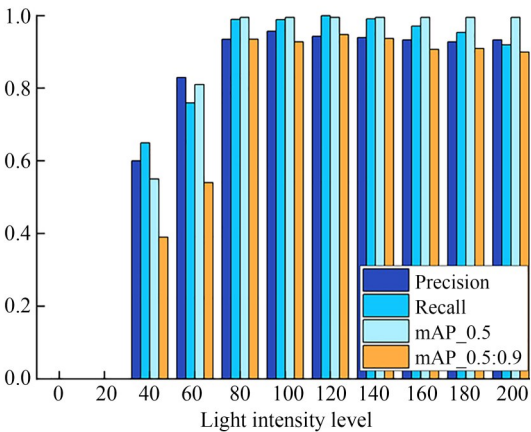


图 5 亮度变化对粗定位的影响

Fig. 5 Influence of brightness on rough positioning

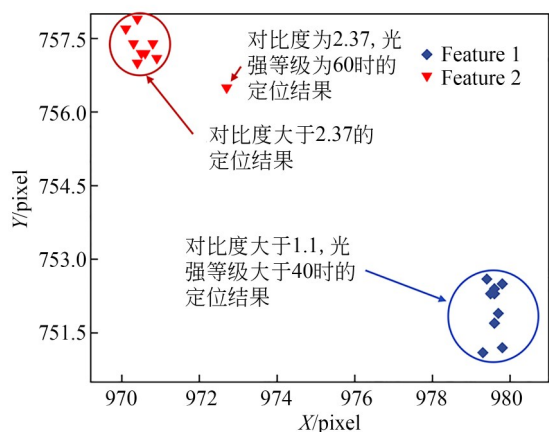


图6 定位算法提取的特征坐标

Fig. 6 Extracted feature coordinates by positioning algorithm

$$f_{\text{SMD}} = \sum_i \sum_j (|I(i, j) - I(i, j-1)| + |I(i, j) - I(i+1, j)|),$$

$$f_{\text{Brenner}} = \sum_i \sum_j |I(i+2, j) - I(i, j)|^2, \quad (10)$$

式中 $I(i, j)$ 为图像像素值。将两个函数结果归一化后的均值作为离焦程度评价指标, 记为 F 。

为验证复合定位法对图像离焦的稳定性, 保持零件固定并在不同离焦距离下采集图像, 通过复合定位算法定位零件特征质心坐标。图7为不同离焦距离下使用复合定位算法的定位效果。图8为离焦距离对粗定位检测算法各项指标的影响, 图9为复合定位算法在不同离焦距离下提取的特征质心坐标。

当离焦距离 $\leq 800 \mu\text{m}$ (聚焦度 ≥ 0.56) 时, 粗定位目标框检测算法的 $P, R, \text{mAP}_{0.5}$ 和 $\text{mAP}_{0.5:0.95}$ 分别在 88.2%, 99.5%, 99.5% 和

个像素; 当图像对比度继续降低至 1.1 (光强等级为 40) 时, $P, R, \text{mAP}_{0.5}, \text{mAP}_{0.5:0.95}$ 降低至 60%, 65%, 55% 和 39%, 特征 2 定位出现异常, 复合定位方法的重复定位精度超出 2 个像素; 当图像对比度低于 1.1 (光强等级 < 40) 时, 零件特征难以辨别, 无法成功定位。因此, 在图像对比度高于 2.37 (光强等级 > 60) 时, 本文所述方法有较高的定位稳定性。

4.2.2 离焦度对复合定位算法稳定性的影响

以镜头工作距离为基准, 在远离相机的方向间隔 $200 \mu\text{m}$ 采集零件图像, 每次拍摄 2 种零件各 10 张图像, 共拍摄 11 组图像并制成测试集。本文引入灰度差分法和 Brenner 梯度算子实现离焦程度的定量评价^[22-23], 计算公式如下:

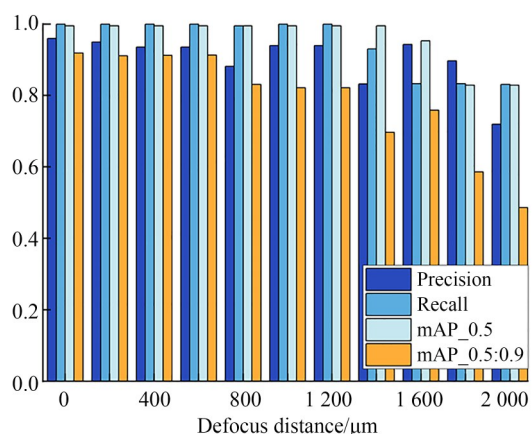


图8 离焦距离对粗定位的影响

Fig. 8 Influence of defocus distances on rough positioning

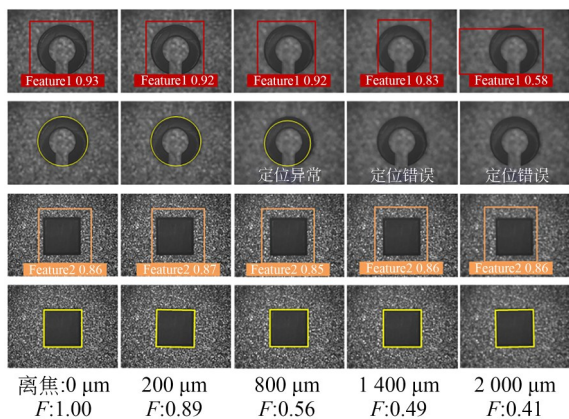


图7 不同离焦距离下的复合定位效果

Fig. 7 Positioning results with various defocus distances

83.1% 以上, 而复合定位方法的重复定位精度优于 2 个像素; 当离焦距离增至 $1000 \mu\text{m}$ (聚焦度 $= 0.54$) 时, 粗定位目标框检测算法依然有较高的鲁棒性, $P, R, \text{mAP}_{0.5}$ 和 $\text{mAP}_{0.5:0.95}$ 分别为 94.0%, 100.0%, 99.5%, 82.2%, 但复合定位方法的重复定位精度降低至 5 个像素 (对应微装配场景精度约为 $12 \mu\text{m}$); 当离焦距离大于 $1000 \mu\text{m}$ (聚焦度 < 0.54) 时, $P, R, \text{mAP}_{0.5}$ 和 $\text{mAP}_{0.5:0.95}$ 分别降至 94.3%, 93.0%, 99.5%, 82.2% 以下, 复合定位方法中精定位过程因聚焦度过低而失败。

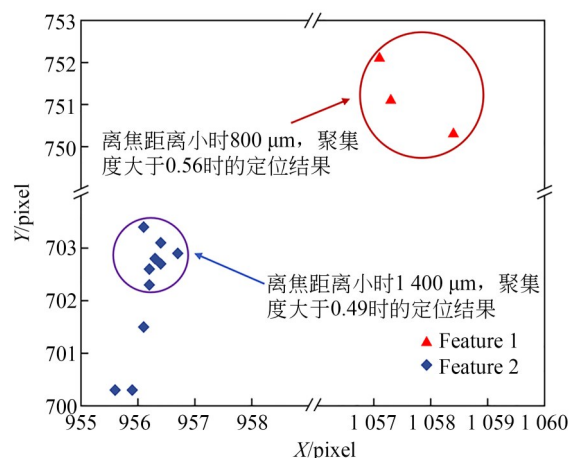


图 9 定位算法提取的特征坐标

Fig. 9 Feature coordinates extracted by positioning algorithm

4.2.3 位姿变化对复合定位算法稳定性的影响

装配设备中零件夹具有足够的制造精度与安装精度,零件不会有大角度偏差,在上百件小批量装配实验中,零件的实际旋转角度为 $-3.4^{\circ} \sim 3.7^{\circ}$,因此,实验样本采集了2种零件旋转 10° 内的图像,并以此来验证复合定位法在目标零件位姿变化时的抗干扰能力。

图 10 为 2 种零件在不同旋转角度下使用复合定位算法的定位效果,图 11 为随着零件转动粗定位目标框检测算法各项指标的变化情况。结果表明:随着零件旋转角度的变化,粗定位算法各项评价指标并无明显变化, P , R , $mAP_{0.5}$ 和 $mAP_{0.5:0.9}$ 分别在 92.3%, 100%, 99.5%, 87.7% 以上,同时精定位过程也未受到干扰,定位成功率达到 100%,即针对

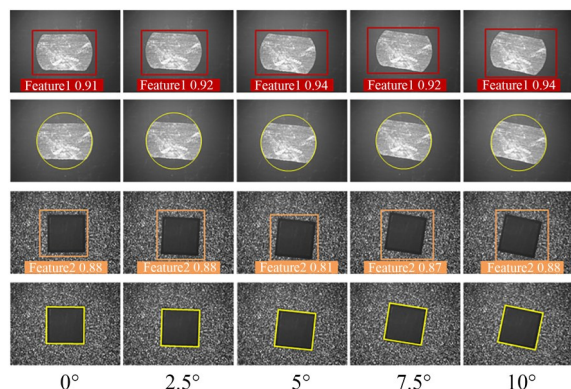


图 10 不同旋转角度的定位效果

Fig. 10 Positioning results at various rotation angles

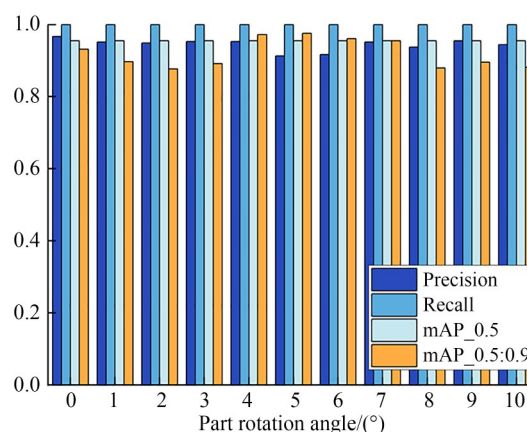


图 11 位姿对粗定位的影响

Fig. 11 Influence of posture on rough positioning

零件位姿变化本文所述复合定位法具有足够的稳定性。

4.3 准确性测试

以精密位移滑台为参考展开复合定位算法准确性实验。保持零件固定,精密位移滑台带动相机每移动 $100 \mu\text{m}$ 后拍摄图片,重复 5 次,分别使用 YOLOv5 粗定位目标框检测算法与本文方法定位零件在图像中的坐标,计算相邻两次特征位置的欧氏距离并与滑台移动距离进行比较。

图 12 为测试所用 4 种微小零件特征,表 3 与表 4 分别为使用目标框检测算法与本文所述方法定位上述 4 种特征的测试数据。每种特征分别统计了 5 次特征坐标移动距离与滑台移动距离之差,其中目标框检测算法定位特征的最大定位误差为 $20.8 \mu\text{m}$,重复定位精度为 $39.2 \mu\text{m}$;复合定位法定位特征的最大定位误差为 $1.0 \mu\text{m}$,重复定位精度为 $1.3 \mu\text{m}$ 。由测试数据可知,本文所述零件定位方法的定位精度显著优于直接使用目标框检测算法,且定位精度与重复精度均优于 $2 \mu\text{m}$ 。

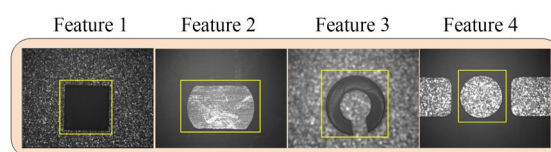


图 12 零件特征

Fig. 12 Images of part features

表 3 目标框检测算法定位误差

Tab. 3 Error of target detection algorithm (μm)

零件特征	极大值	极小值	均方差
No. 1	3.2	-1.6	2.0
No. 2	11.2	-8.8	10.4
No. 3	3.3	-20.8	9.2
No. 4	20.4	-18.8	14.6

表 4 复合定位法定位误差

Tab. 4 Error of composite positioning algorithm(μm)

零件特征	极大值	极小值	均方差
No. 1	0.20	-0.7	0.4
No. 2	0.30	-1.0	0.5
No. 3	0.40	-0.9	0.5
No. 4	0.75	-0.4	0.5

4.4 自动标注及动态学习机制测试

为验证动态学习机制的有效性,选择某型号传感器的引线基板作为测试对象,通过改变制造参数使该零件具有两种不同表面状态,如图 13 所示。采集零件图像并分别建立测试图像数据集,每个数据集包含 40 张不同状态的零件图像。

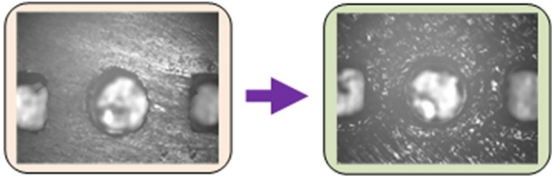


图 13 不同表面状态的零件

Fig. 13 Parts with different surface conditions

选择两个测试数据集之一训练原始粗定位目标框检测算法,分别测试该粗定位算法在两个测试数据集上的 P, R 指标,计算过程中置信度阈值与交并比阈值分别为 0.25 和 0.45。

测试结果表明:零件表面状态改变后,原始粗定位目标框检测算法定位与分类零件出现异常或失败, P 和 R 分别下降至 68.1% 与 72.7%,而通过自动标注流程并再次训练, P 和 R 提高至 96.0% 和 99.2%,粗定位成功率达到改变前的水平。

4.5 装配实验

通过课题组研制的装配设备进行实验,待装配组件由图 14 所示的两个零件组成,零件以中心孔为基准,上下叠放完成装配。装配实验使用几

何特征配准定位算法和复合定位法分别引导实验设备装配 100 套不同批次的组件。装配流程如图 15 所示,具体步骤如下:

- (1)将零件 2 放置于装配工作台上,视觉测量模块调用定位算法定位零件;
- (2)通过上料夹具对零件 1 初步定位,视觉测量模块调用定位算法精确定位;
- (3)作业机械臂模块通过真空吸附方式将零件 1 搬运至装配位置;
- (4)对准上下两个零件后执行装配,直至完成;
- (5)装配完成后通过最小二乘算法拟合零件中心孔边缘,以两个零件圆心在 X, Y 方向上的偏差表示装配误差。

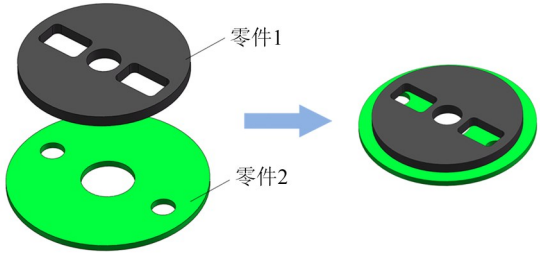


图 14 待装配零件

Fig. 14 Assembly parts

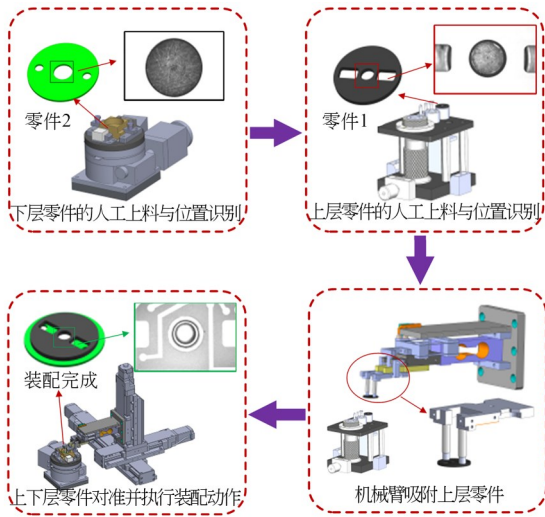


图 15 基于特征定位方法的装配流程

Fig. 15 Assembly process based on feature positioning

使用特征定位方法引导实验设备进行装配工作,组件 X 方向的最大偏差为 $7.4 \mu\text{m}$,均值为

3.1 μm , Y方向的最大偏差为9.7 μm ,均值为4.6 μm ,圆心最大偏差为9.7 μm ,满足装配精度要求。以单纯使用几何特征配准的定位算法引导完成的装配任务中,装配误差与本文所述方法相当,但装配成功率仅为69%,而应用本文定位方法后装配成功率为97%。

5 结 论

本文提出了一种面向精密装配的微小零件

特征复合定位方法,通过粗定位与精定位两步实现零件的准确定位。相比于传统零件定位算法,该方法对光照变化、离焦和位姿变化等干扰因素有较高的稳定性,同时该方法保留了传统定位算法精度高的优点。引入自动标注以及动态学习机制,解决了零件因批次变动而导致定位算法适应能力下降的问题。将该方法部署于精密装配设备上,进行装配实验,装配精度小于2 μm ,装配成功率为97%,能够满足精密微装配对精度与稳定性的要求。

参考文献:

- [1] ZHAO X G, HAN L, ZHI J Z, *et al.* Design a robot system for tomato picking based on YOLO v5 [J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2022, 55(3): 166-171.
- [2] MORU D K, BORRO D. A machine vision algorithm for quality control inspection of gears[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 106(1/2): 105-123.
- [3] STURSA D, DOLEZEL P, HONC D. Multiple objects localization using image segmentation with U-net[C]. *2021 23rd International Conference on Process Control (PC)*. June 1-4, 2021, *Strbske Pleso, Slovakia*. IEEE, 2021: 180-185.
- [4] LIU Y W, QU D S, WU X. Positioning for array micro-holes punching[C]. *Proceedings of 2011 6th International Forum on Strategic Technology*. August 22-24, 2011, *Harbin, Heilongjiang*. IEEE, 2011: 394-398.
- [5] WANG Q, ZHOU Q, JING G, *et al.* Circular saw core localization in the quenching process using machine vision[J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 161: 109111.
- [6] SUN W F, YI J Y, MA G, *et al.* A vision-based method for dimensional *in situ* measurement of cooling holes in aero-engines during laser beam drilling process[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 119(5/6): 3265-3277.
- [7] CHEN F J, YE X Q, YIN S H, *et al.* Automated vision positioning system for dicing semiconductor chips using improved template matching method[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 100(9/10/11/12): 2669-2678.
- [8] ZHUANG Z M, GUO Z J, YE Y A. Research on video target tracking technology based on improved SIFT algorithm[C]. *Proc SPIE 10322, Seventh International Conference on Electronics and Information Engineering*, 2017, 10322: 225-229.
- [9] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] 王晓东,于忠洋,徐征,等. 面向批量精密装配的显微特征定位[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(11):1353-1361.
WANG X D, YU ZH Y, XU ZH, *et al.* Microscopic feature localization for mass precision assembly tasks [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(11):1353-1361. (in Chinese)
- [11] PANEV S, VICENTE F, DE LA TORRE F, *et al.* Road curb detection and localization with monocular forward-view vehicle camera [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(9): 3568-3584.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection[C]. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 27-30, 2016, *Las Vegas, NV, USA*. IEEE, 2016: 779-788.
- [13] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an Incremental Improvement [EB/OL]. 2018: *arXiv*: 1804.02767. <https://arxiv.org/abs/1804.02767.pdf>.
- [14] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, *et al.* SSD: Single Shot MultiBox Detector[M]. *Computer Vision - ECCV 2016*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.

- [15] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, *et al.* Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. IEEE, 2014: 580-587.
- [16] SHINDE P P, PAI P P, ADIGA S P. Wafer defect localization and classification using deep learning techniques [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 39969-39974.
- [17] LI Y Z, YAN M D, LIU X. Workpiece intelligent identification and positioning system based on binocular machine vision[C]. 2021 *IEEE 9th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT)*. October 22-24, 2021, Dalian, China. IEEE, 2021: 55-58.
- [18] SUZUKI K, YOKOTA Y, KANAZAWA Y, *et al.* Online self-supervised learning for object picking: detecting optimum grasping position using a metric learning approach [C]. 2020 *IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*. January 12-15, 2020, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2020: 205-212.
- [19] LUO W B. Research on gesture recognition based on YOLOv5[C]. 2022 *3rd International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering (ICBAIE)*. July 15-17, 2022, Xi'an, China. IEEE, 2022: 447-450.
- [20] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [21] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [22] 李郁峰, 陈念年, 张佳成. 一种快速高灵敏度聚焦评价函数[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(4): 1534-1536.
- LI Y F, CHEN N N, ZHANG J CH. Fast and high sensitivity focusing evaluation function [J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(4): 1534-1536. (in Chinese)
- [23] YAN Z D, CHEN G, XU W Y, *et al.* Study of an image autofocus method based on power threshold function wavelet reconstruction and a quality evaluation algorithm[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(33): 9714-9721.

作者简介:



王晓东(1967—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1989年于南京航空学院获得学士学位,1992年于哈尔滨船舶工程学院获得硕士学位,1995年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现任精密与特种加工教育部重点实验室(B类)副主任,主要从事微装配技术与系统、精密仪器设计与制造等方面的研究。E-mail: xdwang@dlut.edu.cn

通讯作者:



徐征(1973—),男,河南郑州人,博士,副研究员,1997年、2000年于吉林工业大学分别获得学士和硕士学位,2004年于大连理工大学获得博士学位,主要从事微纳集成制造的研究。E-mail: xuzheng@dlut.edu.cn