基于图像修复的遮挡目标视觉定位技术研究

胡新宇 李云翎 严 爽 叶旭辉* 容清源 宋 腾
湖北工业大学机械工程学院，武汉，430068

摘要：为解决工业场景中目标遮挡导致的拾取失败和定位精度下降问题，提出一种基于图像修复的遮挡目标视觉定位方法。以YOLOv8s-Seg为基础检测模型，在Neck部分引入增强型多尺度注意力（EMA）机制以提高对局部细节的感知能力，实现遮挡场景下多目标检测，并提取可优先拾取目标的感兴趣区域（ROI）图像与基准点，完成粗定位；针对遮挡区域，采用改进的EdgeConnect网络进行图像修复并引入边缘形状先验约束，增强对目标几何轮廓的重建能力；采用基于Tukey函数重加权的最小二乘法拟合目标轮廓，精确计算中心位置与偏转角度，实现精定位。实验结果表明：所提方法识别准确率达到97%；当遮挡面积小于50%时，中心坐标误差小于1 pixel，角度误差小于0.98°；定位时间小于1000 ms，较传统方法缩短42.12%。该方法可应用于复杂背景下遮挡目标定位。

关键词：图像修复；目标定位；遮挡目标；最小二乘法
中图分类号：TP273；TP391.4
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.11.022 **开放科学（资源服务）标识码（OSID）**：

Research on Occluded Target Visual Localization Technology Based on Image Inpainting

HU Xinyu LI Yunling YAN Shuang YE Xuhui* RONG Qingyuan SONG Teng
School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan, 430068

Abstract: To address the problems of picking failure and decreased positioning accuracy caused by occluded targets in industrial scenarios, a visual positioning method for occluded targets was proposed based on image inpainting. Firstly, taking YOLOv8s-Seg as the basic detection model, an enhanced multi-scale attention (EMA) mechanism was introduced in the Neck part to improve the perception of local details, achieving multi-target detection under occluded scenes and extracting the region of interest (ROI) images and reference points of the targets that might be picked up first to complete the coarse positioning. Secondly, for the occluded areas, an improved EdgeConnect network was used for image restoration, and edge shape prior constraints were introduced to enhance the reconstruction ability of the target's geometric contours. Finally, a least squares method was used to fit the target contours based on Tukey function reweighting, accurately calculating the center positions and deflection angles to achieve fine positioning. Experimental results show that the recognition accuracy of proposed method reaches 97%. When the occlusion area is less than 50%, the center coordinate error is less than 1 pixel, and the angle error is less than 0.98°. The positioning time is less than 1000 ms, which is 42.12% shorter than that of the traditional method. This method may be applied to the positioning of occluded targets undel complex backgrounds.

Key words: image inpainting; target localization; occluded target; least squares method

0 引言

表面贴装技术（surface mount technology，SMT）是一种将电子元件直接贴装于印刷电路板（printed circuit board，PCB）表面的组装工艺，区别于传统将元件插入预钻孔的插装工艺[1]。作为电子产品制造的核心环节，表面贴装系统承担着将电子元件高精度贴装到PCB的关键任务[2-3]。表面贴装系统普遍集成了机械结构、运动控制、电源、视觉系统及人机交互界面等多个子系统[4]，其中，视觉系统作为贴装精度控制的重要保障，需要对电子元件的位置与姿态实现高精度识别与定位[5-6]。

然而，在实际贴装过程中，由于SMT元件较小、图像环境复杂且可能存在遮挡，严重影响了传统算法的鲁棒性，使得贴装芯片的高精度定位任务面临巨大挑战[7]。常用的贴装芯片定位方法主要包括模板匹配、Hough变换、最小二乘拟合等。解杨敏等[8]提出了一种基于先验信息的模板匹配

收稿日期：2025-06-09
基金项目：湖北省自然科学基金（2023AFB381）；湖北省教育厅科学技术研究计划青年人才项目（Q20231412）

算法，通过迭代匹配的方式获取芯片精确位姿。模板匹配法原理简单，但对不同型号的芯片需要建立不同的标准元件模板，而贴装芯片型号繁多，创建模板需要花费大量的时间和储存空间，算法的通用性和灵活性较差。由于贴装芯片通常呈矩形或类矩形，因此通过检测贴装芯片的直线特征来完成定位也是一种常见的方法。李强兵等[9]通过Hough变换检测芯片边缘直线，识别角度与长度满足约束的矩形目标，但在矩形尺寸较小时难以保证准确率。罗振威等[10]采用基于边缘线性拟合的芯片定位方法，通过对芯片边缘线进行最小二乘拟合以估算芯片位姿，但该方法对噪声较为敏感，易受离群点干扰。为增强鲁棒性，曾友等[11]提出了加权最小二乘拟合法，引入权重函数以抑制异常值干扰，显著提高了定位精度，但权重函数需要根据噪声分布预先设定，难以动态调整。当前大多数方法在应对遮挡、堆叠及背景干扰等复杂工业环境时仍存在适应性不足的问题，且普遍依赖手动设计规则，缺乏适应能力。

近年来，图像修复技术在工业视觉场景中展现出较好的应用潜力。SONG等[12]通过微调扩散式图像修复模型，生成高质量缺陷图像以提高检测模型对复杂缺陷的适应能力。HE等[13]采用基于语义信息的图像修复方法对缺陷区域进行结构重建，有效提高了异常检测准确率。尽管相关研究表明图像修复技术在缺陷检测任务中具有良好成效，但目前尚缺乏将该技术应用于遮挡目标视觉定位任务的相关研究。因此，本文提出了一种基于图像修复的遮挡目标视觉定位方法，通过粗定位与精定位两个阶段来实现贴装元件的识别与定位。

1 粗精结合的定位方法研究

1.1 贴装元件拾取原理分析

在SMT贴装过程中，通常先由物料区的识别相机对物料区的贴装元件进行拍照采样以获取图像信息，然后通过识别定位算法对贴装元件进行位姿与中心点计算，最后控制系统根据计算得到的位置信息控制吸嘴对贴装元件进行拾取[14-15]。SMT拾取原理示意图见图1。

在视觉定位过程中，若贴装元件之间存在堆叠和遮挡，则会产生如下问题：①由于堆叠时上层元件出现倾斜，导致拾取吸嘴与贴装元件之间无法形成完整贴合面，负压环境无法形成导致拾取失败；②拾取吸嘴拾取下层元件时错误地拾取到上层倾斜元件的高出部分；③由于堆叠导致下层元件拾取中心点不可见，使吸嘴错误地拾取到上层堆叠元件。

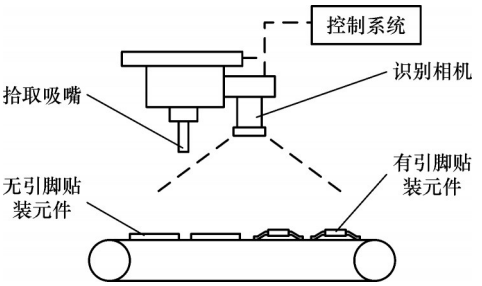
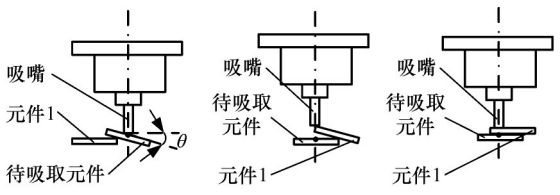


图1 SMT拾取原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of SMT picking principle

如图2所示，贴装元件之间的相互堆叠会导致控制系统无法顺利执行拾取操作。对于存在遮挡的元件，传统视觉定位方法难以保证定位精度，易产生较大定位误差，进而降低贴装效率。



(a)吸嘴无法完整贴合 (b)上层干扰拾取 (c)拾取中心被遮挡

图2 堆叠导致的拾取失败情形

Fig.2 Picking failure caused by stacking

为避免拾取时出现上述问题，可以在识别阶段对待拾取元件进行分类，使视觉系统根据实际堆叠情况优先定位可安全拾取的元件；同时，利用图像修复技术对存在遮挡的元件进行补全，以提高遮挡情况下的定位精度。

1.2 基于YOLOv8s-Seg的粗定位方法研究

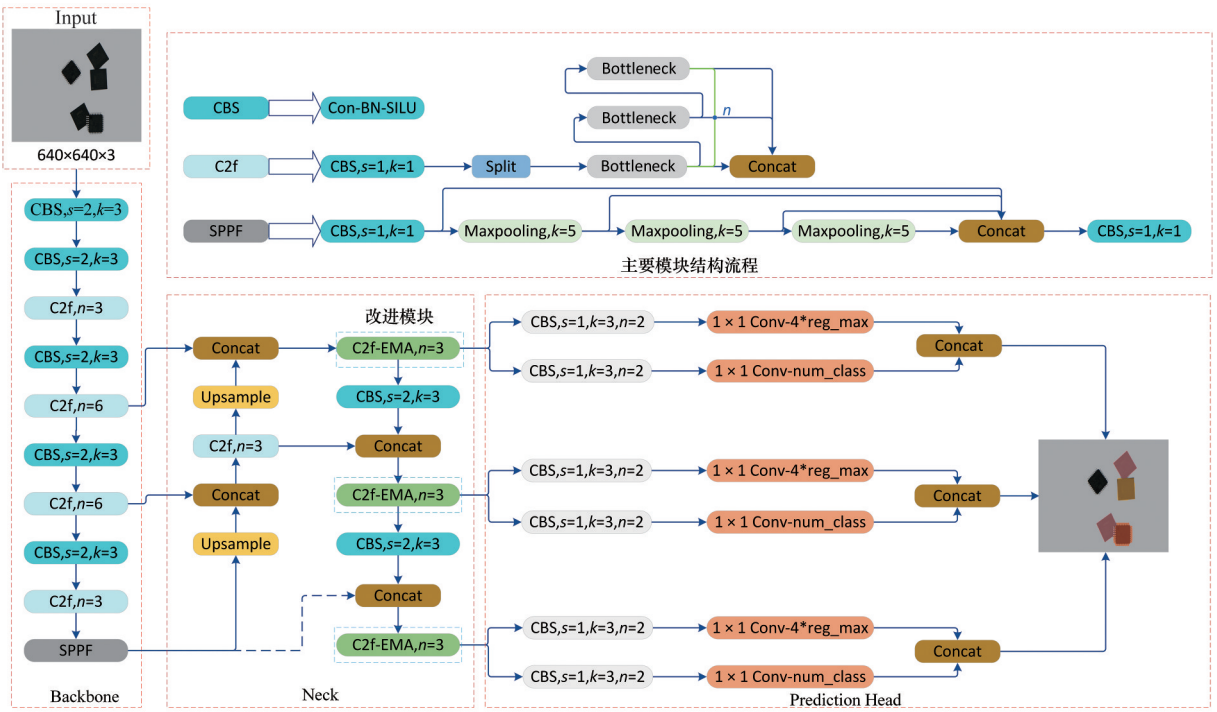
在物料区图像采集过程中，所获取的图像中包含了待贴装元件的堆叠层级信息，可作为优先定位策略的决策依据，用于区分可优先拾取与不可拾取的芯片。深度学习模型无需手动设计判别规则或处理流程，能够通过大规模数据自动学习复杂非线性特征，从而实现端到端的映射与推断[16-17]，因此，本文引入深度学习方法来完成可优先拾取元件的识别与粗定位任务。

1.2.1 YOLOv8s-Seg网络结构分析

YOLOv8[16-17]作为一种兼顾速度和精度的一阶段检测算法，更符合本文定位算法的处理速度要求，因此本文选用YOLOv8s-Seg作为基础检测模型。YOLOv8s-Seg模型由骨干网络(Backbone)、特征融合颈部网络(Neck)和预测头(Prediction Header)三部分组成。

由于本文分割的对象存在堆叠遮挡，传统C2f模块中的跨层特征融合结构缺乏空间感知能

力，难以有效地提取边界与层级特征[18-19]，因此，本文对YOLOV8-Seg模型的Neck部分进行改进，在每个预测头前的C2f模块中引入了注意力机制。改进后的结构如图3所示。



注：s为卷积模块的步长；k为卷积核尺寸；n为模块内部Bottleneck结构的堆叠次数。

图3　改进YOLOv8s-Seg网络结构图

Fig.3　Network structure diagram of improved YOLOv8s-Seg

1.2.2　C2f引入EMA机制

为提高YOLOv8-Seg模型在复杂背景下对目标的检测与分割性能，本文引入了增强型多尺寸注意力(enhanced multi-scale attention，EMA)机制[20-21]，并将其嵌入至C2f模块内部的Bottleneck结构之前，以引导不同尺度检测头在特征提取过程中能够更加聚焦关键目标区域，从而提高模型对目标细节的感知能力。

EMA机制采用并行子网结构设计，引入了1×1和3×3分支的输出张量，通过构建双分支特征交互网络来实现注意力权重的动态生成。其中，1×1卷积分支利用二维全局平均池化压缩空间信息，经过Softmax归一化处理后，与转换矩阵进行点积运算，生成第一张跨通道空间注意力图，用于建模全局语义信息并增强通道层级的特征表达，以增强模型对目标整体结构特征的感知能力；同时3×3卷积分支采用深度可分离卷积对局部区域的多尺度特征进行编码，并将来自1×1分支的通道注意力图进行维度重塑以对齐空间维度，在激活后生成第二张空间注意力图，从而增强模型对局部细节的响应能力。

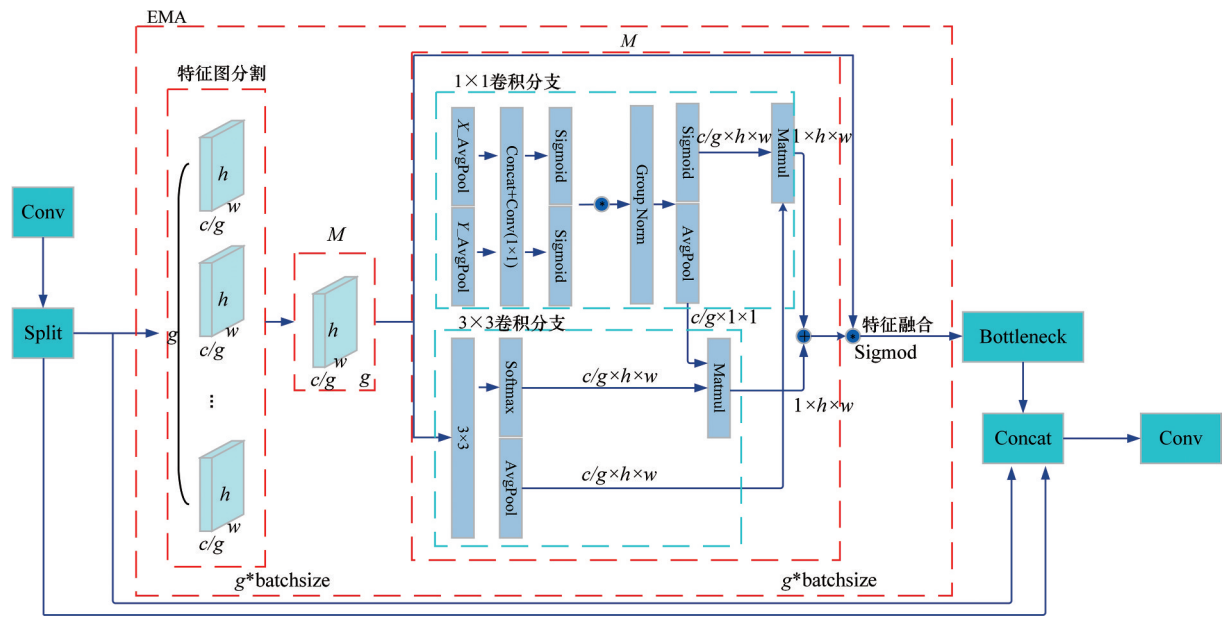
两类注意力图分别从通道与空间维度对特征图进行强化，最终通过加权融合策略进行信息整合，在保持特征图空间分辨率不变的前提下实现对多尺度上下文信息的高效聚合。该机制能够有效增强模型在不同尺度下对目标元件所在区域的感知能力，从而提高检测与分割的准确性。

将EMA机制集成至C2f模块后，模型在特征提取阶段具有更强的表达能力，能够依据不同检测头的尺度需求动态调整模型对通道与空间信息的关注程度。该机制实现了图像中不同空间位置语义信息的有效整合，提高了模型对目标芯片的结构识别与细节提取能力，从而增强了YOLOv8-Seg模型在目标分割任务中的整体性能。C2f-EMA结构如图4所示。

1.2.3　损失函数选择

在工业场景下的贴装元件识别任务中，由于堆叠遮挡条件下的贴装元件样本显著少于完整元件样本，易导致“困难样本”与“简单样本”比例失衡，从而在训练过程中出现“简单样本”主导模型学习的现象，导致影响模型对遮挡目标的识别能力，进而制约模型的泛化性能。

损失函数作为识别任务中的关键因素之一，将直接影响模型的训练效果与最终检测性能。相比于模型默认的CIoU损失函数，SlideLoss[21]函数引入了动态权重机制，能够根据预测框与真实框的交并比(IoU)值将样本划分为易、中、难三类，并结合可调参数Auto_iou与指数型权重调节



注：c为特征图的通道数；h为特征图的高；w为特征图的宽；g为划分后的组数；M为分组后的特征图；X_AvgPool表示一维水平（X方向）全局平均池化；Y_AvgPool表示一维垂直（Y方向）全局平均池化；batchsize表示批大小。

图4 C2f-EMA结构

Fig.4 C2f-EMA structure

函数来实现差异化加权。该方法在确保收敛稳定性的同时显著提高了模型对“困难样本”的敏感性与整体检测性能，因此，本文选用SlideLoss作为损失函数，以优化模型训练效果与泛化能力。SlideLoss函数的定义如下：

$$SlideLoss(x)=f(x)\times Lbase(x) \tag{1}$$

$$f(x)=\begin{cases}1 & x\leqslant\mu-0.1\\ \exp(1-\mu) & \mu-\varepsilon<x<\mu\\ \exp(1-x) & x\geqslant\mu\end{cases}$$

式中：$Lbase(x)$表示常见IoU回归损失函数，本文选为CIoU损失函数；x为预测框与真实框的IoU值；μ为所有样本IoU值的平均阈值，用于区分难易样本；ε为平滑区间参数，常取$\varepsilon=0.1$。

1.3 基于图像修复的精定位方法研究

将可优先拾取的贴装元件作为目标类别，借助深度学习实现识别与粗定位，虽然模型能够输出目标区域的边界框，从而确定目标的大致位置，但难以精确获取其中心坐标与偏转角度。这一局限性使得后续的精定位步骤成为必要环节。由于目标元件存在遮挡时，其轮廓信息会部分缺失，从而影响定位精度，故需先对缺失的结构信息进行补全，再结合拟合算法求解元件的中心点与偏转角度，因此，本文提出了基于图像修复的定位方法。

1.3.1 EdgeConnect网络结构分析

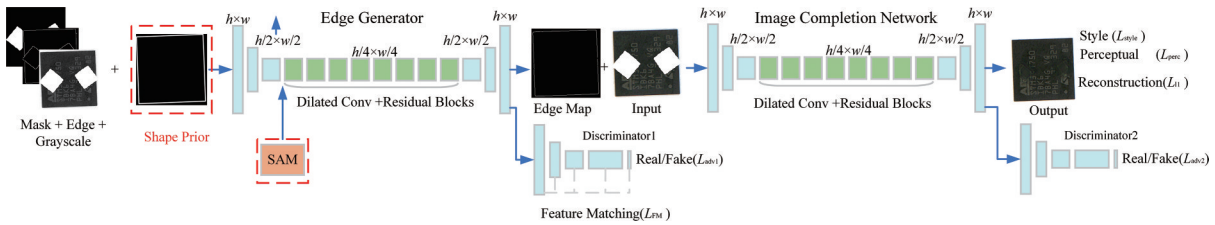
EdgeConnect（EC）网络[22]采用先边缘后纹理的两阶段修复策略，通过边缘结构信息引导图像纹理生成，适用于结构规则目标的修复，因此本文选用EC网络作为基础修复模型。EC网络可划分为输入（Input）、边缘生成器（Edge Generator）、图像补全网络（Image Completion Network）以及判别器（Discriminator）四个主要模块。

由于EC网络的边缘生成器依赖全局语义信息推理，故对YOLOv8-Seg网络分割后的元件图像进行边缘补全时，若元件主体存在较大缺失，则网络难以仅依赖局部特征还原出完整的矩形轮廓。针对该问题，本文在边缘生成器的输入中引入了形状先验通道（Shape Prior），并在边缘生成器中添加了空间注意力机制（spatial attention mechanism，SAM）[23]，使边缘生成器能够更好地学习输入的先验图像特征，并保留图像中与先验特征相关的边缘信息。改进后的EC网络结构如图5所示。

1.3.2 边缘生成阶段引入形状先验约束

SAM在特征编码阶段通过动态生成空间维度上的注意力权重，引导网络聚焦关键区域、抑制无关信息来提高模型对图像语义的理解能力。首先，通过全局平均池化和最大池化提取全局背景与边缘信息，将两者在通道维度拼接后经7×7卷积融合生成空间注意力图；然后，该图经Sigmoid归一化后对输入特征进行加权，以实现对关键区域的精确聚焦和上下文信息增强，从而提高网络对图像中矩形轮廓的感知能力。

本文在EC模型边缘生成阶段进行改进，扩展原有的三通道输入（Mask、Edge、Grayscale），新增形状先验通道，并在Dilated Conv模块之后嵌

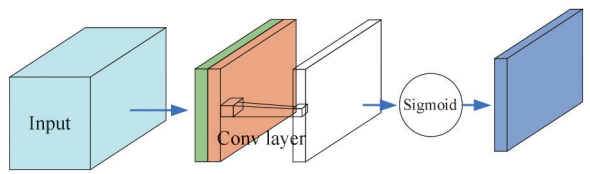


注：Mask 表示掩模图像；Edge 表示边缘图像；Grayscale 表示灰度图像；Edge Map 表示预测边缘图；h 为特征图的高；w 为特征图的宽；Input 表示待修复 RGB 图像；Output 表示修复后的 RGB 图像；L_{adv1}、L_{adv2} 分别为两个阶段的对抗损失；L_{FM} 为特征损失；L_{style} 为风格损失；L_{perc} 为感知损失；L_{l1} 为绝对值范数损失；Discriminator1 表示边缘生成判别器；Discriminator2 表示图像补全判别器；Residual Blocks 表示残差块结构；Dilated Conv 表示空洞卷积。

图 5　改进 EdgeConnect 网络结构图

Fig.5　Improved EdgeConnect network structure diagram

入 SAM。模型在对残缺元件进行修复前，首先通过最小外接矩形算法提取残缺元件的角度信息，并结合元件尺寸生成规则形状的边缘图像，以此作为形状先验输入。该通道引导 SAM 在注意力图生成过程中对关键边界区域赋予更高响应，以增强对目标几何结构的建模能力，从而实现边缘预测的结构一致性与缺失区域的细节恢复。该改进保持了原模型两阶段流程的架构，同时提高了边缘生成的准确性与图像修复的连贯性。SAM 的结构图见图 6。



注：F'为输入的特征图；M_s为空间注意力权重矩阵。

图 6　SAM 结构图

Fig.6　SAM structure diagram

1.3.3　基于权重函数的矩形拟合方法研究

由于贴装元件在相机投影下呈矩形或类矩形结构，其边缘可近似为相互正交和平行的四条直线，因此，可通过直线拟合提取边缘轮廓，进而建立方程组求解交点以确定目标矩形，从而计算目标元件中心位置和偏转角度。

传统最小二乘法因其简洁性与计算稳定性常用于直线拟合，但在工业视觉场景中，元件边缘易受遮挡、背景干扰等因素影响，导致存在较多离群点，从而降低了拟合精度。为此，本文引入基于权重函数的最小二乘拟合算法，通过对边缘点赋予不同权重来抑制离群值对结果的干扰。权重函数的设计依据每个点到直线的距离进行动态调整，由于初始阶段无法直接获取该距离，故采用迭代优化策略：首先设定统一初始权重，执行标准最小二乘拟合以获得初始直线参数；随后根据点到直线的距离更新权重，重复迭代直至满足收敛条件。由此，对于一组样本点(x_i, y_i)，$i=1,2,\cdots,m$（m为样本数量），在每轮迭代中最小二乘法拟合直线的求解过程将转化为

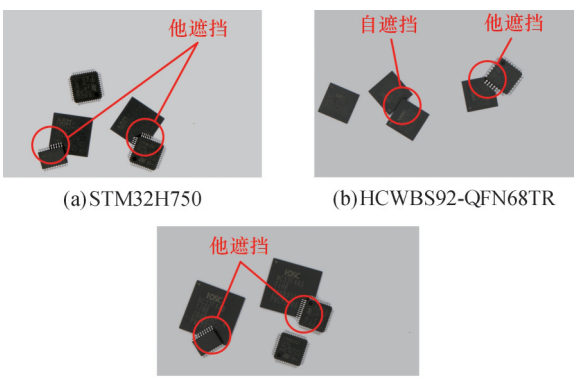
$$F(a,b,d,\lambda)=\sum_{i=1}^{m} w_i(ax_i+by_i+d)^2-\lambda(a^2+b^2-1) \tag{2}$$

式中：a、b为直线的方向参数；d为直线的位置参数；w_i为第i个样本对应的权重；λ为拉格朗日乘子，用于引入约束条件。

2　基于 YOLOv8-Seg 的粗定位算法实现

2.1　粗定位网络模型训练

本文设计的定位算法以 SMT 生产线上的贴装芯片为研究对象。选取三种不同封装类型的无外伸引脚类芯片作为目标芯片，将外伸引脚类芯片作为干扰项构建芯片检测数据集，图 7 为 STM32H750、HC32F4A0TIHB、HCWBS92-QFN68TR 三种芯片在物料区的图像，可以看出，芯片之间会存在因同类芯片堆叠而导致的“自遮挡”与因异类芯片堆叠而导致的“他遮挡”。由此可知，对目标芯片进行精定位前，需要识别出图像中的目标芯片，并根据堆叠情况判断芯片定位拾取优先级。



(a)STM32H750　(b)HCWBS92-QFN68TR

(c)HC32F4A0TIHB

图 7　各类芯片遮挡示意图

Fig.7　Schematic diagram of various types of chip occlusion

在实际制作数据集的过程中，将三种不同的芯片分别进行随机堆叠摆放，并加入干扰芯片以模拟真实生产环境。采集到三种不同芯片的堆叠遮挡图像各500张，共计1500张。然后，以芯片中心拾取点是否可见、遮挡与倾斜程度为分类依据，将图像中的芯片分为五类，如表1所示。芯片分类示例如图8所示。

表1 拾取目标分类标准

Tab.1 Pick target classification criteria

类别	标签	分类标准	优先级
可优先拾取的完整芯片	0	完整无堆叠	高
可优先拾取的残缺芯片	1	堆叠且位于底层	中
次优先拾取的芯片	2	堆叠且位于上层	低
不可拾取芯片	3	中心点不可见	不拾取
遮挡物	4	其他类别遮挡物	不拾取

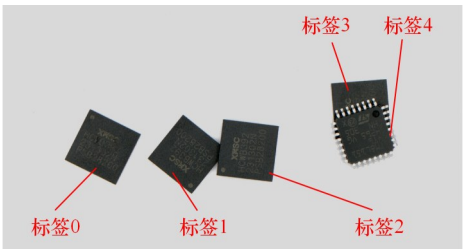


图8 芯片标注示意图

Fig.8 Schematic diagram of chip annotation

随后，将构建完成的数据集按照8∶1∶1的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。模型训练的硬件环境为CPU Intel(R) Core(TM) i9-10920X和GPU RTX2080Ti，软件环境为Python3.8、CUDA11.3、Pytorch2.0.0。相关参数如表2所示。

2.2 评价指标

为衡量改进后的模型性能，采用不同的评价指标来评价模型性能。

表2 实验参数表(粗定位)

Tab.2 Experimental parameter table

(coarse positioning)

学习率	0.001
优化器类型	Adam
动量	0.937
交并比阈值	0.6
权重衰减	0.0005
批大小	32

1)分类任务评价指标。分类任务评价指标包括分类精度P(Precision)、召回率R(Recall)。

2)检测任务评价指标。该指标为均值平均精度P_{mA}(mean average precision，mAP)，其计算表达式如下：

$$P_{mA}=\frac{\sum_{i=1}^{C}P_A(i)}{C} \tag{3}$$

式中：C为类别数；$P_A(i)$表示第i类目标的平均精度。

3)分割任务评价指标。分割任务评价指标包括掩模分割精度P_M(mask precision，MP)以及掩模分割均值平均精度P_{MmA}。

4)速度和效率指标。速度和效率指标包括每秒处理的帧数即帧率(frame per second，FPS)及推理时间t_I(inference time，IT)，可用于评估模型性能。

2.3 模型性能对比试验

本文将改进的模型YOLOv8-chip与当前主流实例分割模型Mask-RCNN、YOLOv5n-Seg、YOLOv5s-Seg、YOLOv8n-Seg、YOLOv8s-Seg、SOLOv2、YOLACT在自制数据集上进行了对比试验，对比了不同模型的性能、精度和处理速度，最终结果分别如表3～表4所示，其中“-”表示该指标不适用于该模型。

表3 不同算法性能对比

Tab.3 Performance comparision of different algorithms %

算法	STM32H750			HCWBS92-QFN68TR			HC32F4A0TIHB		
	P	R	P_{mA}	P	R	P_{mA}	P	R	P_{mA}
Mask-RCNN	92.2	91.4	91.5	91.9	91.2	90.5	92.1	91.3	91.4
YOLOv5n-Seg	87.3	86.6	86.1	87.5	87.1	86.6	87.1	85.9	86.4
YOLOv5s-Seg	88.7	86.9	87.3	88.4	86.5	87.0	88.2	86.7	87.1
YOLOv8n-Seg	89.0	87.9	87.8	88.9	87.6	88.0	89.1	87.8	88.1
YOLOv8s-Seg	89.7	88.8	88.3	89.5	88.4	88.6	89.6	88.7	88.1
SOLOv2	-	-	-	-	-	-	-	-	-
YOLACT	85.2	84.1	84.0	85.4	84.2	84.1	84.9	84.4	83.9
YOLOv8-chip (本文算法)	**93.7**	**91.8**	**92.9**	**93.5**	**92.0**	**92.8**	**93.4**	**91.5**	**92.6**

表3记录了不同实例分割模型在3种芯片上进行目标检测与分类任务时的P、R、P_{mA}值，YOLOv8-chip模型针对这3种芯片的P_{mA}值分别达到了92.9%、92.8%、92.6%，优于其他检测算法。这表明，YOLOv8-Seg相比于其他算法能够更加准确地检测出图像中的遮挡物与目标芯片。

表4　不同算法分割精度及效率对比

Tab.4　Comparison of segmentation accuracy and efficiency of different algorithms

算法	STM32H750		HCWBS92-QFN68TR		HC32F4A0TIHB			
	P_M/%	P_{MmA}/%	P_M/%	P_{MmA}/%	P_M/%	P_{MmA}/%	FPS	t_I/ms
Mask-RCNN	92.4	91.6	92.2	91.5	92.5	91.3	134	7.46
YOLOv5n-Seg	87.3	86.1	87.5	86.2	87.2	86.4	262	3.82
YOLOv5s-Seg	88.7	87.3	88.6	87.5	88.3	86.9	245	4.08
YOLOv8n-Seg	89.0	87.8	88.9	87.6	88.8	87.4	294	3.40
YOLOv8s-Seg	89.7	88.6	89.5	88.3	89.4	89.2	272	3.67
SOLOv2	-	83.6	-	83.8	-	83.5	71	14.07
YOLACT	85.2	84.0	85.0	83.9	85.5	84.2	121	8.25
YOLOv8-chip(本文算法)	**93.6**	**92.9**	**93.8**	**93.0**	**93.2**	**92.5**	**295**	**3.38**

表4中数据表明，虽然Mask-RCNN模型的分割精度较高，对3种芯片的分割精度P_{MmA}值分别达到了91.6%、91.5%、91.3%，但对单幅图像的推理时间需7.46 ms，检测效率较低。YOLOv5n-Seg与YOLOv5s-Seg模型在分割精度与推理时间上均有较好的表现，但与新版本的YOLOv8系列模型相比仍存在一定差距。YOLOv8n-Seg模型由于参数量较少，推理时间仅需3.40 ms，但在分割精度上与YOLOv8s-Seg模型相比差距达到1.8%。由于分割精度将直接影响后续图像的修复，因此分割精度应达到较高的值。SOLOv2模型与YOLACT模型在推理速度与分割精度上均与YOLO系列有较大差距，难以满足分割精度与效率的要求。相比于YOLOv8s-Seg模型，YOLOv8-chip模型在分割精度上提高了3.3%，帧率增加了23FPS。综上所述，YOLOv8-chip在这些分割实例模型中有更好的表现，能够满足分割精度与效率要求。

3　基于图像修复的精定位方法实现

3.1　EdgeConnct图像修复网络训练

图像修复网络的主要任务是对因遮挡而导致残缺的芯片图像进行补全与重建。为模拟实际生产环境中芯片遮挡和轮廓缺失的情况，本文基于芯片检测数据集，采用图像融合的方式合成具有遮挡特征的训练样本。首先，利用训练完成的YOLOv8-chip网络提取完整芯片图像及遮挡物二值掩模图像；然后，采用双线性插值法将图像及掩模分辨率统一调整为256 pixel×256 pixel，以保证后续处理过程中图像尺寸的一致性；最后，将遮挡掩模按照不同的空间位置与缩放比例叠加至完整芯片图像上，从而构建包含多样化遮挡情况的残缺样本。残缺图像合成示例如图9所示。

通过上述图像融合算法共获得残缺图像与对应遮挡物掩模图像各2000张。然后，分别将残缺图像和遮挡物掩模图像按照8∶1∶1的比例划分为训练集、验证集和测试集。训练环境与2.1节YOLO网络一致，相关训练参数如表5所示。



(a)完整芯片图像　(b)二值掩膜　(c)合成图像

图9　残缺图像合成示例

Fig.9　Example of mutilated image compositing

表5　实验参数表(精定位)

Tab.5　Experimental parameter table(fine positioning)

学习率	0.0001
优化器类型	Adam
边缘检测算法	Canny
最大迭代次数	56 000
标准差	2

3.2　图像修复评价指标

为衡量图像修复算法的性能和效果，通常采用不同评判指标对图像修复效果进行量化评价。

1)平均绝对误差(mean absolute error，MAE)。该指标用来衡量一组数据中预测值与真实值之间误差的平均程度。MAE值V_{MAE}的计算结果越小，表明修复效果越好，其计算表达式如下：

$$V_{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|V_{pi}-V_{ti}\right| \tag{4}$$

式中：V_{pi}为预测值；V_{ti}为真实值；N为像素点数量。

2)峰值信噪比(peak signal to noise ratio，PSNR)。该指标用来衡量噪声对修复结果的影响程度。PSNR值V_{PSNR}越大，表明图像质量差异越小，即生成图像与原始图像之间的失真程度越小，质量越好，其计算表达式如下：

$$V_{PSNR}=20\lg\frac{V_{MAX}}{\sqrt{V_{MSE}}} \tag{5}$$

式中：V_{MAX}为图像像素值的最大值；V_{MSE}为均方误差(mean square error，MSE)。

3.3 修复模型性能对比试验

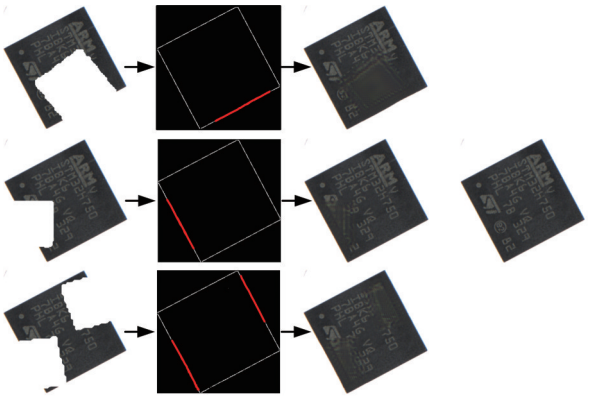
本文将改进后的图像修复模型EC-Chip与当前具有代表性图像修复算法CE、Shift-Net、GC、ZITS在自制数据集上开展了对比试验，最终结果如表6所示，其中，“↑”表示数值越大修复效果越好，“↓”则表示数值越小修复效果越好。

表6 修复算法性能对比

Tab.6 Performance comparison of repair algorithms

算法	PSNR ↑	MAE ↓
CE	22.24	2.230
Shift-Net	26.51	0.987
GC	27.92	0.746
ZITS	28.31	0.548
EC	28.88	0.448
EC-Chip(本文算法)	**30.12**	**0.196**

由表6可以看出，经改进后EC-Chip模型的PSNR和MAE值分别达到30.12、0.196，在本数据集上的表现优于其他方法，表明EC-Chip算法能够较好地完成芯片补全修复任务。图10展示了改进后的EC-Chip模型在不同残缺情况下的芯片图像修复结果，研究表明该模型具备良好的结构重建能力。



(a)待修复图像 (b)预测边缘图像 (c)填充后的完整图像 (d)原始无遮挡图像

图10 EC-Chip模型修复效果示例

Fig.10 Example of EC-Chip model repair effect

3.4 加权函数性能分析

在精定位过程中，权重函数的选择直接决定了矩形拟合算法对噪声点的鲁棒性。本文选取了目前常用的Tukey、Huber、Gauss三种权重函数在迭代重加权框架下对同一组数据点进行直线拟合，从而评价它们对离群异常值的抑制能力。所用数据点由真实线性方程$y=2x+10$生成，随后在该理想直线值的基础上叠加高斯噪声以模拟轻微抖动，并添加若干离群点以模拟实际直线拟合过程中的干扰情况。不同权重函数的拟合结果如图11所示。

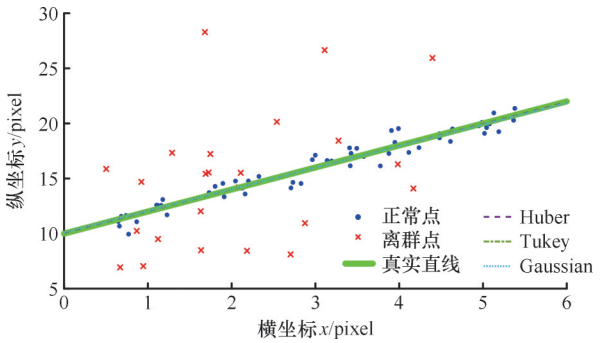


图11 不同权重函数拟合结果

Fig.11 Fitting results of different weight functions

由图11可以看出，采用三种权重函数重加权的最小二乘法均能较好地抑制不同程度的离群点，从而满足拟合算法的鲁棒性要求。鉴于Tukey函数在处理大幅度离群值时较Huber和Gaussian函数具有更优越的鲁棒性，且更能抑制实际工业图像中可能存在的干扰项，本文最终选取Tukey函数作为矩形拟合算法的加权策略。Tukey函数的定义为

$$\omega(\delta)=\begin{cases}1-\left(\dfrac{\delta}{\tau}\right)^2 & |\delta|\leqslant\tau\\ 0 & |\delta|>\tau\end{cases} \tag{6}$$

其中，τ为削峰因子，δ为点到对应直线的距离。这些点的权重在0～1之间滑动变化，越接近理想拟合直线的点所获得的权重越大，否则权重越小。对于阈值τ的选择，通常根据距离的标准差σ进行近似估计获得。标准差的计算表达式如下：

$$\sigma=\frac{median(\delta_i)}{0.6745} \tag{7}$$

式中：$median(\delta_i)$为点集到对应直线距离的中值。

3.5 矩形拟合定位算法流程设计

选取合适的加权函数后，需将提取的轮廓点分配至矩形的四条边。为此，本文提出最小距离分配原则：对于每个轮廓点，计算它到矩形四条边的距离，并将其分配给距离最小的边。完成所有点的分配后，即可分别对矩形四条边进行拟合求解。算法流程如图12所示，其具体步骤如下：①基于总轮廓点集K计算其最小外接矩形R_{ect}，并作为点集划分的参考基准；②对于每个点K_i，计算它到R_{ect}四条边的距离δ_i，根据最小距离δ_i将K_i分配至对应边，最终将点集K划分为K_1、K_2、K_3、K_4四个子集；③对各子集分别进行直线拟合，求解四条边所在的直线方程并计算其交点，得到拟合矩形R_{ect_1}的四个顶点；④根据顶点坐标求得R_{ect_1}的中心点与偏转角度。

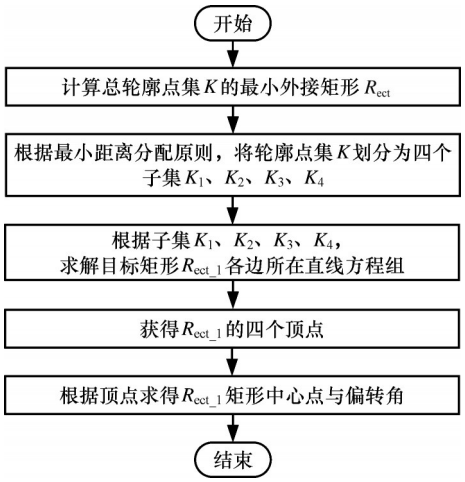


图 12　矩形拟合定位算法流程

Fig.12　Rectangle fitting localization algorithm process

4　系统设计及实验结果

4.1　系统设计

本文搭建的视觉识别定位实验平台如图 13 所示，整体由机械执行系统、视觉采集系统、控制系统和上位机控制系统四部分构成。其中，机械执行系统主要负责运动与执行功能，包括电机、光栅尺、传感器及相关机械传动部件。X、Y 轴采用直线电机驱动，行程约为 300 mm，重复定位精度不超过 2 μm；Z 轴采用直线电机驱动，行程约为 50 mm，重复定位精度不超过 0.01 mm。视觉采集系统负责目标图像获取，是实现识别与定位的关键感知单元，该系统由海康机器人 MV-CS200-10GC 面阵相机、MVL-KF1628M-12MPE 镜头以及无影环形 LED 光源组成，其中工业相机具体参数见表 7。控制系统以西门子 S7-1200 PLC 为控制核心，外围包括启停电路、传感线路、驱动线路及控制线路等部分，内部采用 LAD 与 STL 混合逻辑编程方式实现设备运行控制及通信功能。上位机控制系统以 PC 为硬件载体，CPU 为 Intel Core i7-13620H，GPU RTX4060，采用 Visual Studio 2017 和 Qt 5.12.12 开发人机交互界面，主要用于图像处理、结果显示以及系统交互控制。

视觉定位算法的总流程如图 14 所示。首先，

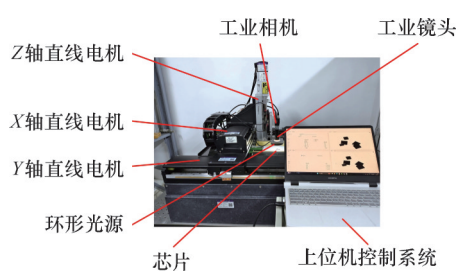


图 13　实验平台实物图

Fig.13　Physical diagram of the experimental platform

表 7　工业相机参数

Tab.7　Industrial camera parameters

型号	MV-CS200-10GC
分辨率/(pixel×pixel)	5472×3648
传感器型号	CMOS
颜色类型	BGR
像元尺寸/(μm×μm)	2.4×2.4
实际感光区域尺寸/(mm×mm)	13.13×8.76

相机在物料区对待测芯片进行图像采集，并将图像输入至检测网络以获得检测框、类别标签以及掩模信息。若检测结果中存在可拾取目标芯片，则根据其类别分别进入完整芯片与残缺芯片两类定位流程。对于完整芯片，系统先记录检测框基准点坐标及其 ROI 图像，完成粗定位；随后，以 ROI 图像为输入执行矩形拟合操作，获取芯片在 ROI 坐标系中的中心坐标与旋转角度，并结合基准点坐标进行坐标换算，从而获得芯片在全局图像中的中心位置与角度信息，实现精定位。对于残缺芯片，同样先记录检测框基准点坐标及 ROI 图像，完成粗定位；然后，将 ROI 图像与对应的遮挡物掩模进行预处理，并输入至图像修复网络以重建完整芯片结构；最后，对修复后的图像进行矩形拟合，计算中心坐标与旋转角度，并通过基准点

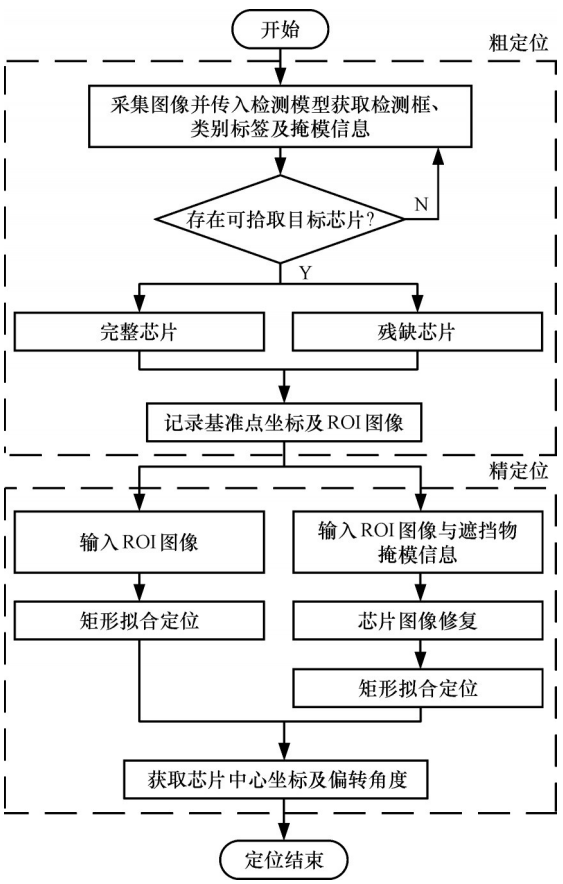


图 14　定位算法总流程图

Fig.14　General flow chart of positioning algorithm

坐标换算至全局坐标系，完成精定位。

4.2 实验结果与分析

4.2.1 矩形拟合精定位算法误差分析

为验证本文所提基于Tukey函数重加权的最小二乘矩形拟合算法的准确性与有效性，利用计算机生成了10组标准矩形图像，各组图像分别对应不同角度及中心坐标，并对图像使用中值滤波，使其模拟实际采集情况。为模拟真实芯片图像中可能存在的边缘不平整情况，对标准矩形进行了不同程度的损污处理。将本文算法与最小外接矩形（minmum enclosing rectangle，MER）算法进行了对比实验，实验结果如表8所示。

表8 矩形拟合算法误差分析

Tab.8 Error analysis of rectangular fitting algorithm

参数		元件1	元件2	元件3	元件4	元件5
标准坐标/pixel		(30,50)	(50,45)	(48,32)	(65,50)	(70,40)
标准转角/(°)		15	−4	12	8	−6
本文算法	中心坐标/pixel	(30.55,50.42)	(50.14,44.72)	(48.23,32.14)	(64.75,50.32)	(70.42,40.18)
	坐标误差/pixel	**0.69**	**0.31**	**0.27**	**0.47**	**0.53**
	拟合角度/(°)	14.72	−4.17°	12.57	8.15	−6.36
	角度误差/(°)	**0.28**	**0.17**	**0.57**	**0.15**	**0.36**
MER算法	中心坐标/pixel	(30.94,50.68)	(50.88,44.05)	(49.05,32.83)	(65.31,49.40)	(71.44,40.52)
	坐标误差/pixel	1.16	1.29	1.33	0.67	1.23
	拟合角度/(°)	14.00	−4.86	11.34	8.62	−5.72
	角度误差/(°)	1.00	0.86	0.66	0.62	−0.28
参数		元件6	元件7	元件8	元件9	元件10
标准坐标/pixel		(30,30)	(48,58)	(28,30)	(75,10)	(82,35)
标准转角/(°)		20	25	−18	28	−30
本文算法	中心坐标/pixel	(29.85,30.52)	(48.48,58.21)	(28.41,29.77)	(75.33,10.12)	(82.35,35.06)
	坐标误差/pixel	**0.54**	**0.52**	**0.47**	**0.48**	**0.36**
	拟合角度/(°)	19.54	24.89	−18.73	27.73	−30.12
	角度误差/(°)	**0.46**	**0.11**	**0.73**	**0.27**	**0.12**
MER算法	中心坐标/pixel	(28.68,31.02)	(48.55,59.43)	(27.41,30.43)	(75.56,9.00)	(82.73,33.95)
	坐标误差/pixel	1.67	1.53	0.73	1.14	1.28
	拟合角度/(°)	20.38	23.92	−19.01	28.88	−31.14
	角度误差/(°)	0.38	1.08	1.01	0.88	1.14

表8数据表明，本文算法计算出的中心坐标与标准坐标的位置误差保持在0.7 pixel以内，拟合角度与标准转角之间的角度误差在0.8°以内，与MER算法相比，本文算法的检测精度更高。重复实验20次，计算得到本文算法的平均检测时间为82 ms，优于MER算法的115 ms。由此可知，本文提出的矩形拟合精定位算法能够满足定位精度与时间要求。

4.2.2 基于图像修复的精定位算法误差分析

对于因遮挡而导致主体图像残缺的芯片，其定位精度还受到图像残缺比例及图像修复质量的影响，因此，本文对修复后芯片图像的定位误差进行了分析。首先，在3种芯片中随机选取了8张无遮挡的完整芯片图像，然后采用本文提出的矩形拟合定位算法对其进行定位，并记录每个芯片的中心坐标与偏转角度，以此作为基准参考值。随后，分别对这些芯片图像施加不同比例的掩模覆盖，以模拟实际应用中出现的遮挡情况，并生成对应的残缺图像。将残缺图像输入图像修复网络进行补全处理，获取修复后的芯片图像；再对修复结果执行矩形拟合，提取其中心坐标与偏转角度。通过比较修复后芯片的中心坐标和偏转角度分别与参考基准之间的差异，以评估图像修复对定位精度的影响。实验结果如表9所示。

由表9数据可见，当芯片的遮挡比例处于0～20%区间时，与芯片的基准值相比，其中心坐标在X、Y方向的偏差均不超过0.4 pixel，角度偏差控制在0.3°以内；当遮挡比例提高至20%～40%区间时，中心坐标在X、Y方向的偏差仍控制在0.6 pixel以内，角度偏差不超过0.5°；当遮挡比例进一步提高至40%～50%区间时，中心坐标的最大偏差不超过1 pixel，角度偏差不超过0.98°。

综上所述，芯片图像的残缺比例将直接影响图像修复网络的重建效果，间接影响后续算法定位精度，其主要原因在于过大的结构缺失易使网络产生与真实芯片结构不一致或边缘信息缺失的修复结果，进而影响矩形拟合算法的准确性。

表 9　修复后残缺芯片定位误差分析

Tab.9　Analysis of the positioning error of the defective chip after image restoration

元件	基准参考值		0～20%(轻度遮挡)		20%～40%(中度遮挡)		40%～50%(重度遮挡)	
	基准坐标/pixel	基准角度/(°)	中心坐标/pixel	角度/(°)	中心坐标/pixel	角度/(°)	中心坐标/pixel	角度/(°)
1	(50.20,30.15)	4.10	(50.25,30.22)	4.16	(50.70,30.63)	4.52	(51.18,30.92)	5.03
2	(64.90,45.06)	7.21	(65.12,45.30)	7.01	(65.44,45.51)	6.77	(65.74,45.71)	8.15
3	(75.12,20.18)	3.18	(75.32,20.31)	3.30	(75.61,20.68)	3.64	(75.87,20.96)	4.04
4	(88.42,35.12)	15.23	(88.73,35.34)	15.44	(88.93,35.55)	15.58	(89.22,36.02)	16.13
5	(45.25,50.21)	20.09	(44.95,50.01)	20.30	(45.63,50.62)	20.53	(46.05,51.09)	21.01
6	(92.20,70.15)	25.11	(92.60,70.45)	25.31	(92.80,70.75)	25.51	(93.10,71.03)	25.99
7	(95.17,50.29)	30.21	(95.47,50.52)	29.98	(95.77,50.89)	30.53	(96.17,51.19)	31.12
8	(80.10,60.20)	45.25	(79.70,59.89)	44.95	(80.60,60.80)	45.75	(79.14,59.35)	46.23

4.2.3　效率对比实验

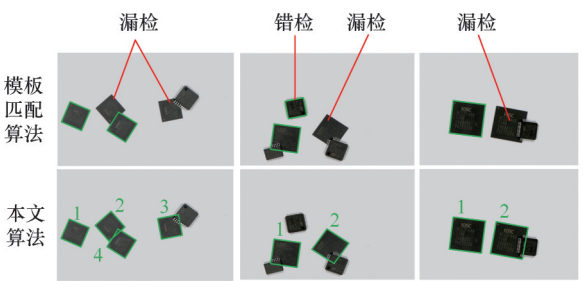
为测定本文提出的基于图像修复的遮挡目标识别定位算法的定位效率，选用模板匹配算法与本文算法进行对比实验。将 3 种芯片随机放置并合理进行堆叠后各拍摄 50 张，共计 150 张图像作为测试图像。检测效率的对比结果如表 10 所示。

表 10　算法检测效率对比

Tab.10　Comparison of algorithm detection efficiency

方法	待检数/个	实检数/个	准确率/%	平均耗时/ms
模板匹配	651	467	61.7	1682
本文算法	651	632	97.0	973

由表 10 数据可知，相比于模板匹配算法，采用本文所提定位算法时平均每张图像的定位时间缩短了 42.12%，检测准确率提高了 35.3%，在检测效率和准确性方面均具有显著优势。此外，模板匹配算法无法根据实际芯片堆叠情况动态调整定位优先级，易导致拾取失败。而本文算法能够依据芯片堆叠情况自适应地优化定位与拾取顺序，显著提高了定位的鲁棒性与拾取的成功率。同时，结合图像修复技术，本文算法有效解决了因堆叠遮挡而导致的定位失败问题。两种算法的检测结果如图 15 所示(图中序号表示算法推测出的最优拾取顺序)。由此可知，相较于传统方法，本文算法在复杂环境下可表现出更强的适应性和更高的整体效率，为解决遮挡目标的定位问题提供了一种新的研究思路与可行方案。



(a) HCWBS92-QFN68TR　(b) STM32H750　(c) HC32F4A0TIHB

图 15　不同算法检测结果

Fig.15　Detection results of different algorithm

5　结语

视觉定位技术是保证目标拾取成功的关键技术之一，本文提出了一种基于图像修复的遮挡目标定位算法。首先介绍了贴装元件定位拾取原理及粗精定位方法，制作了堆叠元件图像数据集，利用改进后的 YOLOv8-chip 模型检测目标芯片所在区域，进行粗定位。然后，对比不同的图像修复算法，选用改进后的 EC-Chip 模型对存在遮挡和残缺的芯片图像进行修复，还原其原始结构特征。最后，在粗定位基础上选取 Tukey 加权函数，并结合迭代重加权的最小二乘矩形拟合算法实现对目标区域内贴装元件的精定位，从而获得元件中心坐标与偏转角度。使用 3 种不同封装类型的无外伸引脚类芯片验证了本文方法的精度与效率，实验结果表明：本文提出的遮挡目标定位算法能够在 1000 ms 内完成定位，对于遮挡比例不超过 50% 的贴装元件，其中心坐标定位误差小于 1 pixel，角度误差小于 0.98°，检测准确率不低于 97%，能够满足视觉定位系统的速度与精度要求。

与现有研究多侧重于对传统算法进行优化不同，本文创新地将图像修复技术引入目标定位任务。针对遮挡场景下目标结构信息缺失的问题，本文提出了新的定位策略，并在芯片贴装场景中进行了实验验证，验证了本文方法具备较强的鲁棒性与较高的定位精度，具有良好的实际工程应用前景。后续将继续探索以提高算法检测效率及其在边缘设备上的可部署性。

参考文献：

[1] WANG Y, YU X. Industrial Chip Positioning Method in Surface Mount Technology[C]//49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Singapore: IEEE, 2023: 1-4.

[2] 钱维凤. 基于多阈值分割的高精度贴片元件定位方法研究[D]. 大庆：东北石油大学，2024.
QIAN Weifeng. Research on High Precision Chip Element Positioning Method Based on Multi-threshold Segmentation

[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2024.
[3] 寸毛毛. 典型封装芯片表面贴装在线视觉识别与定位的研究[D]. 西安: 陕西科技大学, 2018.
CUN Maomao. Research on On-line Visual Identification and Location of Typical Package Chip Surface Mount[D]. Xi'an: Shaanxi University of Science & Technology, 2018.
[4] 岑誉. 多吸嘴贴片机的飞行视觉检测算法研究与系统开发[D]. 广州: 广东工业大学, 2015.
CEN Yu. On-the-fly Vision Based Detection Algorithm and System Development for Multi-nozzle Chip Mounter[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2015.
[5] 杨敏通. 基于机器视觉的贴片元件亚像素精度测量与定位算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2023.
YANG Mintong. Research on Sub-pixel Accuracy Measurement and Localization Algorithm of Patch Components Based on Machine Vision[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2023.
[6] 刘茂霖. 面向多功能贴片机的机器视觉定位关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2023.
LIU Maolin. Research on Key Technologies of Machine Vision Positioning for Multi-functional Placement Machine [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2023.
[7] 熊德基. 高精度贴片机系统的视觉检测关键技术研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.
XIONG Deji. Research on the Key Technology of Vision Detection of High Precision SMT System [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2020.
[8] 解杨敏, 刘强. 高精度自动贴片机视觉系统定位算法研究[J]. 光学技术, 2008, 34(3): 449-451.
XIE Yangmin, LIU Qiang. Research on Locating Algorithm of Vision Alignment System in Automatic High Precision Chip Mounter[J]. Optical Technique, 2008, 34(3): 449-451.
[9] 李强兵, 刘文予. 基于Hough变换的快速矩形检测算法[J]. 微计算机信息, 2007, 23(31): 248-250.
LI Qiangbing, LIU Wenyu. Fast Rectangle Detect Base on Hough Transform[J]. Control & Automation, 2007, 23(31): 248-250.
[10] 罗振威, 丁跃浇, 甘玉坤, 等. 基于边缘线性拟合的芯片亚像素定位算法[J]. 软件, 2020, 41(6): 204-207.
LUO Zhenwei, DING Yuejiao, GAN Yukun, et al. Chip Sub-pixel Localization Algorithm Based on Edge Linear Fitting[J]. Software, 2020, 41(6): 204-207.
[11] 曾友, 高健, 岑誉. 贴片元件的海森范式加权最小二乘矩形拟合算法[J]. 机械设计与制造, 2016(4): 28-31.
ZENG You, GAO Jian, CEN Yu. The Weighted Least Squares Fitting Algorithm with Hessian Normal for Rectangular of Patch Element[J]. Machinery Design & Manufacture, 2016(4): 28-31.
[12] SONG J, PARK D, BAEK K, et al. DefectFill: Realistic Defect Generation with Inpainting Diffusion Model for Visual Inspection[C]//2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville: IEEE, 2025: 18718-18727.
[13] HE W, HU G, TANG H, et al. A Reliable Surface Defect Detection Method Based on Semantic Image Inpainting [C]//6th International Technical Conference on Advances in Computing, Control and Industrial Engineering (CCIE 2021). Singapore: Springer, 2022: 724-733.
[14] 胡跃明, 杜娟, 吴忻生, 等. 基于视觉的高速高精度贴片机系统的程序实现[J]. 计算机集成制造系统, 2003, 9(9): 760-764.
HU Yueming, DU Juan, WU Xinsheng, et al. Program Realization of High-speed and High-precision Surface Mounting System Based on Vision[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2003, 9(9): 760-764.
[15] AYOB M, KENDALL G. A New Dynamic Point Specification Approach to Optimise Surface Mount Placement Machine in Printed Circuit Board Assembly[C]//2002 IEEE International Conference on Industrial Technology. Bankok, 2003: 486-491.
[16] 胡新宇, 刘锡阳, 张骏巍, 等. 基于YOLOv5s的精密视觉检测系统快速调焦方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(4): 864-872.
HU Xinyu, LIU Xiyang, ZHANG Junwei, et al. Fast Focusing Method for Precision Vision Detection System Based on YOLOv5s[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(4): 864-872.
[17] 胡新宇, 张骏巍, 艾佳, 等. 一种自适应目标区域提取的小样本丝印字符缺陷检测方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(12): 2968-2977.
HU Xinyu, ZHANG Junwei, AI Jia, et al. A Small-sample Defect Detection Method for Screen-printed Characters with Adaptive Target Region Extraction[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(12): 2968-2977.
[18] 王众玄, 邹光明, 顾浩文, 等. 基于改进YOLOv8的堆叠零件实例分割研究[J]. 机床与液压, 2024, 52(19): 9-16.
WANG Zhongxuan, ZOU Guangming, GU Haowen, et al. Research on Stacked Part Instance Segmentation Based on Improved YOLOv8[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2024, 52(19): 9-16.
[19] 张玉玉, 邴树营, 纪元浩, 等. 基于改进YOLOv8s的玫瑰鲜切花分级方法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(2): 118-127.
ZHANG Yuyu, BING Shuying, JI Yuanhao, et al. Grading Method of Fresh Cut Rose Flowers Based on Improved YOLOv8s[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(2): 118-127.
[20] 司永胜, 孔德浩, 王克俭, 等. 基于改进YOLOv8-Seg的苹果单枝条花序疏除方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(14): 100-108.
SI Yongsheng, KONG Dehao, WANG Kejian, et al. Thinning Apple Inflorescence at Single Branch Level Using Improved YOLOv8-Seg[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(14): 100-108.
[21] YU Ziping, HUANG Hongbo, CHEN Weijun, et al. YOLO-FaceV2: a Scale and Occlusion Aware Face Detector[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110714.
[22] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. EdgeConnect: Generative Image Inpainting with Adversarial Edge Learning[EB/OL]. ArXiv, 2019: 1901.00212. https://arxiv.org/abs/1901.00212.
[23] JADERBERG M, SIMONYAN K, ZISSERMAN A, et al. Spatial Transformer Networks[EB/OL]. ArXiv, 2015: 1506.02025. https://arxiv.org/abs/1506.02025.

（编辑 胡佳慧）

作者简介：胡新宇，男，1975年生，教授、博士研究生导师。研究方向为机器视觉检测与智能控制。E-mail：19991012@hbut.edu.cn。叶旭辉*（通信作者），男，1989年生，讲师。研究方向为机器视觉检测与智能控制。E-mail：yxh89@hbut.edu.cn。

本文引用格式：

胡新宇，李云翎，严爽，等. 基于图像修复的遮挡目标视觉定位技术研究[J]. 中国机械工程，2026，37(11)：2897-2908.

HU Xinyu，LI Yunling，YAN Shuang，et al. Research on Occluded Target Visual Localization Technology Based on Image Inpainting [J]. China Mechanical Engineering，2026，37(11)：2897-2908.