

基于机器视觉的智能定位与识别系统及其在激光焊接中的应用研究

文正彪, 侯士旺, 刘 鹏, 王益鑫, 陈相柏*

武汉工程大学光电信息与能源工程学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年1月19日; 录用日期: 2026年2月20日; 发布日期: 2026年2月28日

摘 要

在传统生产方式中, 机箱混料及螺柱缺失主要依赖人工目检, 存在准确性低、生产成本高的问题, 会导致错误产品流入焊接工序引发批量报废; 同时, 机器人焊接依赖预设轨迹, 但机箱来料位姿偏差普遍存在, 远超激光焊接的精度容限, 造成焊偏等工艺缺陷。本文设计了一套基于机器视觉的智能定位与识别系统, 并将其应用在机箱的激光焊接领域。工位一通过字符识别、卡尺工具和灰度值标准差算法, 实现了对产品线上的机箱混料识别以及目标螺柱有无识别。工位二通过形状模板匹配算法, 实现了视觉引导激光焊接。经过大量的实验测试, 混料识别和螺柱有无识别的准确性均达到99.5%以上, 视觉引导激光焊接的定位误差在 ± 0.1 mm左右, 满足现场实际的生产需求。该系统操作简单、准确性高、稳定性强, 极大地提高了现场的生产效率, 为激光焊接领域的高质量发展提供了强大的技术支撑。

关键词

机器视觉, 视觉定位, 激光焊接, 字符识别, 模板匹配

Research on Intelligent Positioning and Recognition System Based on Machine Vision and Its Application in Laser Welding

Zhengbiao Wen, Shiwang Hou, Peng Liu, Yixin Wang, Xiangbai Chen*

School of Optical Information and Energy Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan Hubei

Received: January 19, 2026; accepted: February 20, 2026; published: February 28, 2026

Abstract

In traditional production methods, the mixing of chassis materials and the absence of studs mainly
*通讯作者。

文章引用: 文正彪, 侯士旺, 刘鹏, 王益鑫, 陈相柏. 基于机器视觉的智能定位与识别系统及其在激光焊接中的应用研究[J]. 传感器技术与应用, 2026, 14(2): 278-292. DOI: 10.12677/jsta.2026.142028

rely on manual visual inspection, which has problems of low accuracy and high production costs. This can lead to incorrect products flowing into the welding process and causing batch scrapping. Meanwhile, robot welding relies on preset trajectories, but the orientation deviation of incoming materials from the chassis is widespread, far exceeding the precision tolerance of laser welding, resulting in process defects such as welding deviation. This paper designs a set of intelligent positioning and recognition systems based on machine vision and applies it to the field of laser welding of chassis. At Workstation One, through character recognition, caliper tools and the standard deviation algorithm of gray values, the identification of mixed materials in the chassis of the product line and the identification of whether there are target studs or not have been achieved. Station Two has achieved vision-guided laser welding through a shape template matching algorithm. After extensive experimental tests, the accuracy of both mixed material identification and stud presence identification has reached over 99.5%, and the positioning error of vision-guided laser welding is approximately ± 0.1 mm, meeting the actual production requirements on site. This system is easy to operate and highly accurate. It has strong stability, which greatly improves the on-site production efficiency and provides strong technical support for the high-quality development of the laser welding field.

Keywords

Machine Vision, Visual Positioning, Laser Welding, Character Recognition, Template Matching

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着工业 4.0 时代精密制造技术的快速发展, 激光焊接在电脑机箱等精密部件加工中面临两大核心挑战: 质量预控与定位精度问题。在传统生产方式中, 机箱混料及螺柱缺失主要依赖人工目检, 存在准确性低、生产成本高的问题, 会导致错误产品流入焊接工序引发批量报废; 同时, 机器人焊接依赖预设轨迹, 但机箱来料位姿偏差普遍存在, 远超激光焊接的精度容限, 造成焊偏等工艺缺陷。

天津大学的李君兰开展了面向芯片封装的机器视觉精密定位系统的研究, 根据芯片封装设备对视觉系统的要求搭建视觉系统架构, 对系统标定方法、视觉定位算法以及视觉系统与控制系统的集成等进行了全面的研究[1]。华南理工大学的廖万辉等人设计了基于机器视觉的工业机器人定位系统, 采用基于区域的匹配和形状特征识别相结合的图像处理方法, 识别出物体特征, 能够快速准确地得到物体的边界和质心[2]。大连理工大学的曾鹏开展了基于单目视觉的工件定位与机器人抓取技术研究, 通过模板匹配估计工件的位置和姿态参数, 之后将得到的位置姿态参数作为迭代的初始参数进行多次实时迭代以获得工件真实的位置姿态参数[3]。哈尔滨工程大学的项学智等人提出一种形状匹配的铁路油罐车罐口视觉定位方法, 经过实验能够满足误差要求, 可以应用于工业现场[4]。苏州大学的张家宁等人设计一种基于机器视觉的工件识别和定位系统, 实现机器能够自主应对环境变化, 提高机器工作的智能化和自动化[5]。合肥工业大学的陈甦欣等人提出一种基于机器视觉的电芯绝缘介质定位算法, 能有效保证绝缘介质的定位精度且具有一定的时效性[6]。深圳大学的陈恳开展基于机器视觉的物料分拣工业机器人关键技术研究, 能够完成对目标工件的视觉分拣, 提高了分拣机器人的自适应性[7]。

本文设计了一套基于机器视觉的智能定位与识别系统, 并将其应用在机箱的激光焊接领域[8]。工位一通过字符识别、卡尺工具和灰度值标准差算法, 实现了对产品线上的机箱混料识别以及目标螺柱有无识别。工位二通过形状模板匹配算法, 实现了视觉引导激光焊接。经过大量的实验测试, 混料识别和螺

柱有无识别的准确性均达到 99.5%以上,视觉引导激光焊接的定位误差在 ± 0.1 mm 左右,满足现场实际的生产需求。该系统操作简单、准确性高、稳定性强,极大地提高了现场的生产效率,为激光焊接领域的高质量发展提供了强大的技术支撑。

2. 系统组成及工作流程

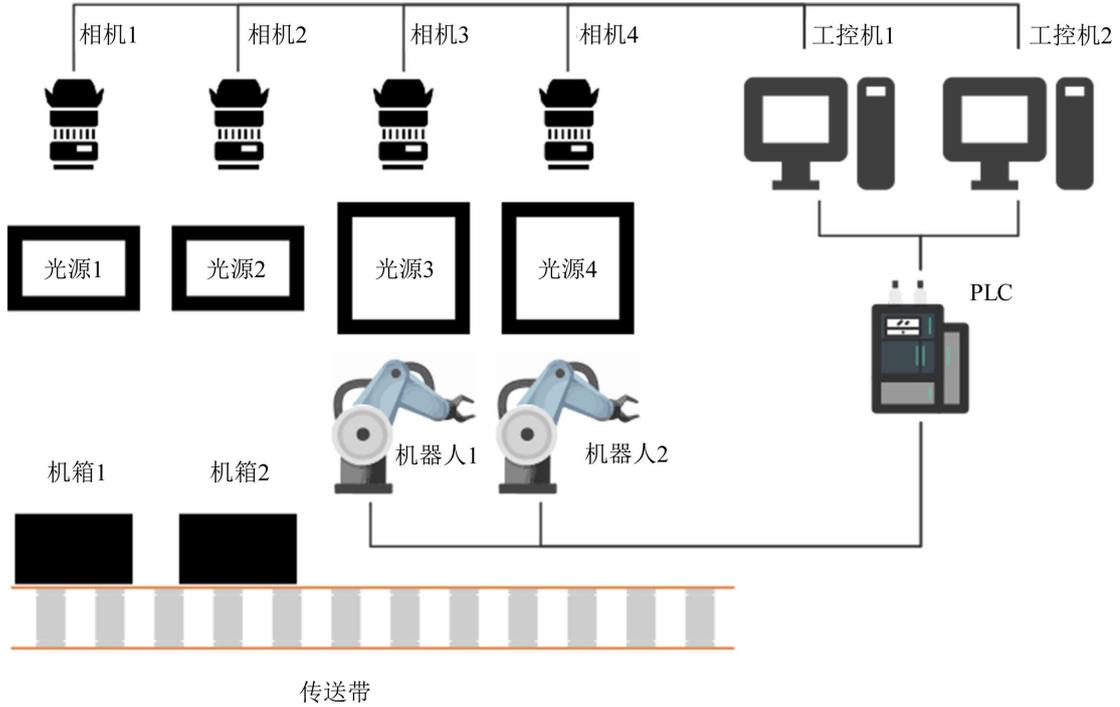


Figure 1. Structure diagram of the positioning and identification system
图 1. 定位与识别系统结构图

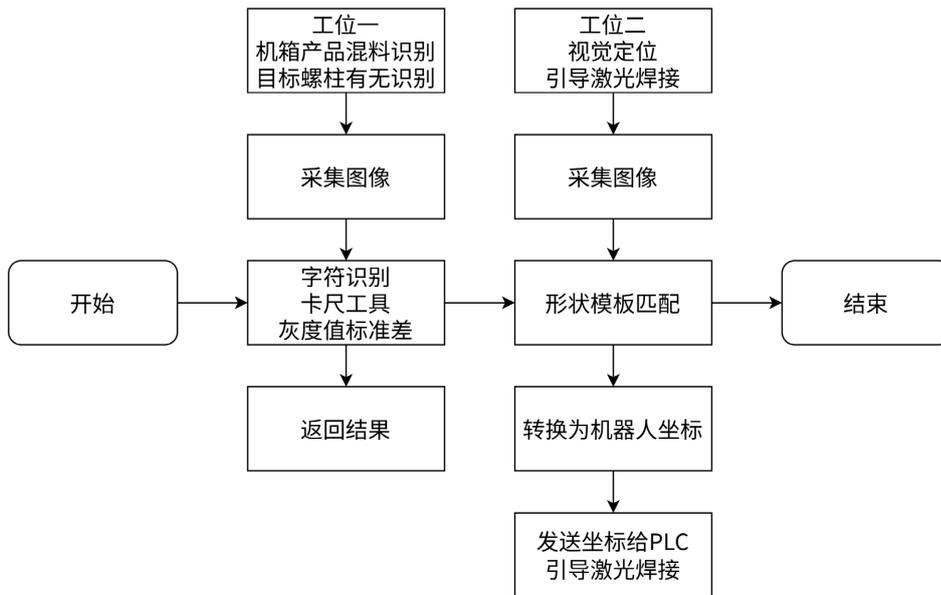


Figure 2. Workflow diagram of the positioning and identification system
图 2. 定位与识别系统工作流程图

该智能定位与识别系统采用库卡 KR-20-R1820-2-E 型工业机器人, 三菱 FX5U-80MT 型 PLC, 海康威视 MV-CU120-10GM 型 1200 万像素的网口面阵相机, 海康威视 MVL-KF1628M-12MP 型 16 mm 和 MVL-KF2528M-12MP 型 25 mm 的镜头, 采用研华工控机对图像进行定位与识别, 并且完成与 PLC 之间的通信, 其定位与识别系统的结构如图 1 所示。

该系统主要针对电脑机箱激光焊接环节, 首先在流水线上放置机箱, PLC 给出拍照信号, 第一个工位负责进行机箱混料识别以及目标螺柱有无识别, 防止混料以及目标螺柱缺失; 当工位一识别无误后, 机箱流向第二个工位, PLC 给出拍照信号, 通过模板匹配算法, 将目标特征的坐标经过坐标转换后发送给 PLC, 以引导激光对目标点位进行激光焊接[9]。定位与识别系统工作流程如图 2 所示。

3. 视觉定位与识别技术

基于机器视觉的智能定位与识别系统及其在激光焊接中的应用中, 首先通过相机多角度采集标定板图像后, 对相机进行标定, 以实现图像畸变的校正; 采用九点标定算法, 将像素坐标转换为机器人坐标。利用形状模板匹配完成视觉定位引导机器人进行激光焊接操作; 利用字符识别、卡尺工具、灰度值标准差, 实现机箱产品的混料识别、目标螺柱有无识别的任务。

3.1. 相机标定

成像过程涉及四个坐标系的链式变换。世界坐标系: 描述物体在场景中的绝对位置; 相机坐标系: 原点位于镜头光心, Z 轴沿光轴方向; 图像坐标系: 原点为光轴与像平面交点, 单位为毫米; 像素坐标系: 坐标位于图像左上角, 单位为像素。根据小孔成像模型可以推导出世界坐标系到像素坐标系的转换公式[10]。如公式(1)所示。

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

在相机成像过程中, 透镜的物理缺陷会导致实际成像点偏离理想投影位置, 这种现象称为畸变。畸变本质上是光学系统对理想小孔模型的非线性偏离, 其校正精度直接影响机器视觉系统的测量准确性。根据畸变的分布特性, 主要分为径向畸变与切向畸变两类。通过叠加的方法可以得到复合畸变模型, 其公式如(2)所示。

$$\begin{cases} x_d = x(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) + 2p_1xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ y_d = y(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2xy \end{cases} \quad (2)$$

基于 OpenCV 的张正友标定是将张正友标定法的理论框架工程化、流程化的标准实践。它为机器视觉系统提供了一套经过充分验证的、可靠的参数获取途径, 其流程图如图 3 所示。

其标定流程遵循一套严谨的标准化步骤。流程起始于标定板的制备, 通常采用黑白方格交替的棋盘格图案, 其角点在世界坐标系中的三维坐标可以被精确已知, 这构成了整个标定过程的绝对参考系。随后, 操作者需操控相机从多个不同的方位对标定板进行图像采集, 要求拍摄的图像能够充分地覆盖标定板的各个区域, 并且相邻图像间标定板的姿态应有较大差异, 这是为了保证后续求解方程组的数值稳定性与解的唯一性。

本系统采用黑白方形棋盘格作为标定板, 方格尺寸为 $20 \times 20 \text{ mm}^2$, 角点数量为 11×8 。共拍摄 40 张标定板图像[11]。拍摄的标定板图像如图 4 所示。

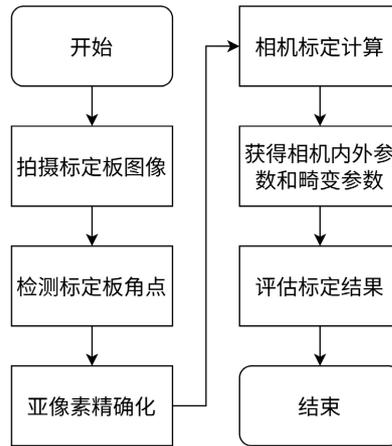


Figure 3. Zhang Zhengyou's calibration process diagram based on OpenCV
图3. 基于 OpenCV 的张正友标定流程图

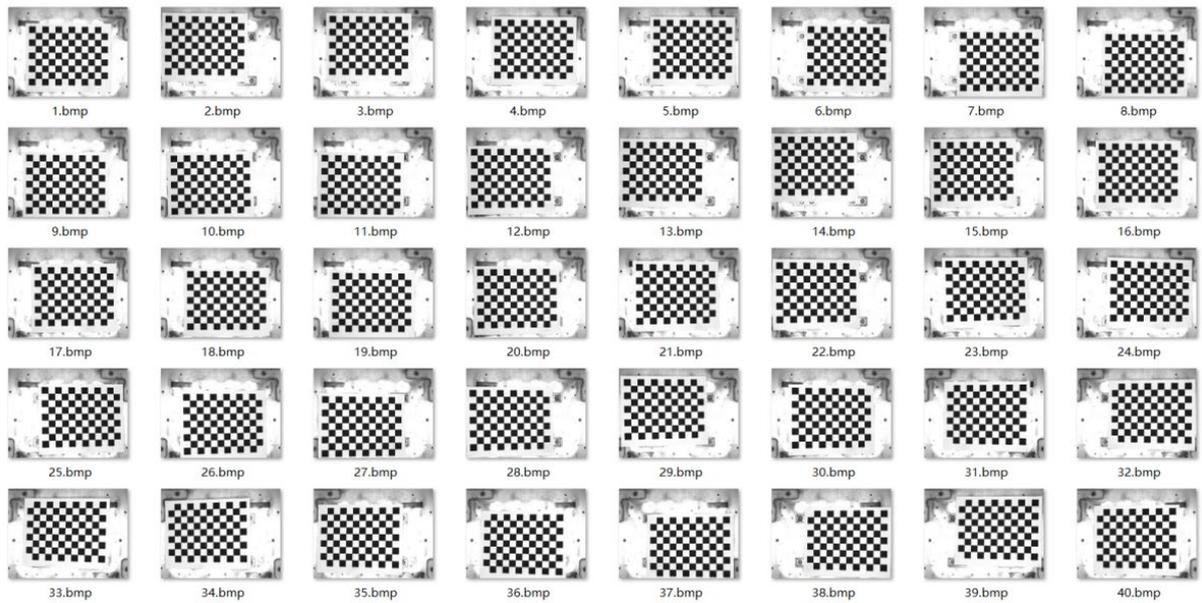


Figure 4. Calibration plate image
图4. 标定板图像

3.2. 九点标定

在本激光焊接系统中，采用了一种优化的九点标定方法。该方法的核心原理是利用一个特征鲜明的螺柱形物体作为标定参照物，通过改变该参照物在工作空间中的位置来建立像素坐标系与机器人世界坐标系之间的映射关系。具体实施流程如下：首先，将面阵相机固定安装于机器人工作空间的上方位置，使其始终保持静态观测状态。在这种配置下，系统需要通过九点标定来确定相机坐标系与机器人工具坐标系之间的空间变换关系。考虑到现场安装条件的限制，无法使用标准的棋盘格标定板，因此采用了这种基于移动参照物的实用标定方案。

在执行标定时，系统首先控制机器人移动至预设的固定拍照位置，由静态相机采集包含该参照物的图像，通过高精度图像匹配算法提取其像素坐标。随后，操控机器人运动至该实体螺柱所处的实际空间位置，并从机器人控制器中读取此时工具中心点的世界坐标。完成一次数据采集后，手动调整螺柱形参

照物在工作台上的位置，机器人再次返回初始固定位置，重复执行上述操作共计九次[12]。最终获得九组一一对应的像素坐标与机器人坐标数据集合如表 1 所示。

Table 1. Nine-point calibration data

表 1. 九点标定数据

序号	像素坐标 u	像素坐标 v	机器人坐标 x	机器人坐标 y
1	2392.81	727.84	1222.16	143.09
2	2391.30	1801.91	1268.45	143.09
3	2388.83	2462.99	1296.96	143.09
4	2022.41	2089.95	1280.74	127.27
5	2025.96	1415.65	1251.74	127.27
6	2028.83	865.88	1227.91	127.27
7	1282.39	868.79	1227.91	94.82
8	1279.02	1644.01	1261.26	94.82
9	1270.79	2472.77	1296.96	94.82

获得这组对应点后，标定的核心任务便是求解一个最优的坐标变换模型，图像坐标为 (u, v) ，机器人坐标为 (x, y) ，该变换模型的通用数学公式可以表示为：

$$\begin{cases} x = a_1u + b_1v + c_1 \\ y = a_2u + b_2v + c_2 \end{cases} \quad (3)$$

通过采集的数据可以求解上述公式，转换为矩阵形式为：

$$\begin{bmatrix} u_0 & v_0 & 1 \\ u_1 & v_1 & 1 \\ u_2 & v_2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ b_1 \\ c_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} u_0 & v_0 & 1 \\ u_1 & v_1 & 1 \\ u_2 & v_2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_2 \\ b_2 \\ c_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

公式和数据，可以计算出转换矩阵为：

$$H = \begin{bmatrix} 0.000336421 & 0.0430992 & 1189.99 \\ 0.0433562 & 0.000196519 & 39.1217 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

在系统标定完成并投入正式运行后，其执行流程遵循一套严谨的序列以确保定位精度。首先，机器人依据预设程序自主移动至一个经过精确校准的固定拍照位姿，该位姿下相机视野与机器人工具坐标系的空间关系保持严格确定。为从根本上保证标定平面与焊接平面的一致性，系统通过高精度夹具对机箱进行定位与夹紧，强制约束待焊面板的平面度及其与机器人工作台平面的平行度，并使机箱的安装高度与标定阶段使用的参考平面高度保持一致，从而在物理层面最大程度复现标定的二维映射关系。当机箱稳定就位后，相机触发采集图像，视觉系统通过高精度模板匹配算法实时提取待焊特征点的亚像素级图像坐标。系统随即调用已标定的仿射变换模型，将像素坐标转换为当前机器人世界坐标系下的目标物理坐标。该变换过程由标定阶段确定的转换矩阵实现，建立了从图像二维空间到机器人二维操作平面的线

性映射。最后，系统将实时计算得到的目标坐标与预先存储在系统中的、在同一固定拍照位姿下对应的理论基准坐标进行差分运算，生成精确的位移补偿指令。机器人控制系统接收该指令后，通过闭环运动控制精确执行相应位移，从而动态补偿物料的位置与姿态偏差，确保机器人工具中心点与工件待焊特征点之间达成预期的相对静止关系。这一闭环视觉引导流程为后续实现高精度、高一一致性的激光焊接作业奠定了坚实的技术基础。

3.3. 视觉定位和识别算法设计

在电脑机箱加工的磁悬浮线上，机箱产品有无混料、以及目标螺柱有无缺失是一个关键的环节。通过字符识别算法来识别机箱地板与侧板上的字符以来区分产品型号，并通过卡尺工具和灰度值标准差算法识别目标螺柱有无缺失。针对机箱面板上的目标特征，采用基于形状的模板匹配算法实现视觉定位，完成引导激光焊接的任务。

3.3.1. 基于字符识别的机箱混料识别

在激光焊接产线中，准确区分不同型号的机箱产品是确保后续加工工序正确的首要环节。针对机箱面板上具有明确型号标识的印刷字符，本研究采用了一种基于传统图像处理与机器学习分类器相结合的字符识别方案，以实现快速、准确的混料识别。该方法的核心在于，首先通过图像预处理与分割技术将字符区域从背景中可靠地提取出来，然后利用训练好的多层感知机分类器对分割后的单个字符图像进行分类识别[13]。整个识别系统包含两个核心阶段：训练阶段与识别阶段。在训练阶段，旨在构建一个针对特定字符集的分类模型。其流程始于收集包含目标字符的样本图像，并进行统一的预处理，包括灰度化、二值化、去噪及尺寸归一化。随后，从每个归一化的字符图像中提取特征向量。常用的特征包括字符图像的像素强度直方图、方向梯度直方图或经过降维处理后的原始像素矩阵。字符识别流程图如图 5 所示。

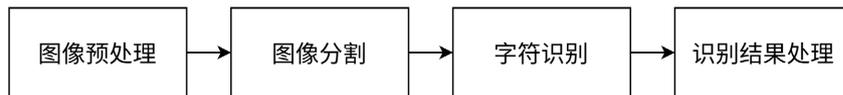


Figure 5. Character recognition flowchart

图 5. 字符识别流程图

在识别阶段，当机箱到达工位一并触发拍照后，系统执行以下流程：首先，在图像中预定义的检测区域内，利用自适应阈值分割、连通域分析等算法，定位并分割出每一个独立的字符区域。每个分割出的字符子图像经过与训练阶段一致的预处理和特征提取步骤，生成其特征向量。然后将此特征向量输入到已训练好的 MLP 模型中[14]。模型执行前向传播计算，输出层将产生一个概率向量，其中最大概率值对应的字符类别即为该图像的识别结果。通过依次识别出型号字符串中的所有字符，并与预设的型号清单进行比对，即可完成机箱产品的混料判别。其结果图如图 6 所示。

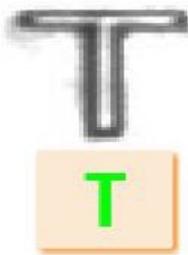


Figure 6. Character recognition result image

图 6. 字符识别结果图

3.3.2. 基于卡尺工具与灰度值标准差的螺柱有无识别

目标螺柱的有无识别采用卡尺工具和灰度值标准差去识别。有螺柱的产品通过基于卡尺工具的圆查找进行识别[15]，无螺柱的产品通过计算 ROI 区域的灰度值标准差进行识别[16]。

有螺柱识别，通过查找图像中的指定区域内符合特定要求的圆，实现有螺柱产品的识别。圆拟合的步骤如图 7 所示。

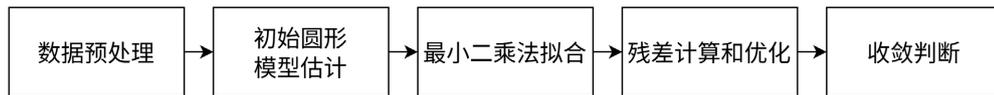


Figure 7. Step diagram of circle fitting

图 7. 圆拟合步骤图

设置卡尺工具的相关参数后，当机箱正确放置于工位一，PLC 发出拍照信号，系统可以准确识别出有螺柱的情况，其结果图如图 8 所示。

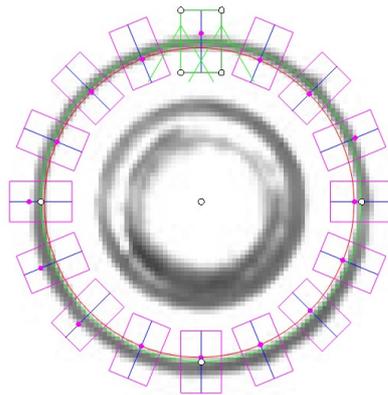


Figure 8. Lag bolt identification result diagram

图 8. 有螺柱识别结果图

(2) 无螺柱识别，计算 ROI 区域灰度值标准差。依据公式(7)，选择有螺柱和无螺柱的灰度值标准差阈值，当 ROI 区域灰度值标准差小于设定阈值则为无螺柱。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_i - \mu)^2} \quad (7)$$

其中， σ 为灰度值标准差， μ 为区域灰度值均值， N 为区域像素总数。设置灰度值标准差阈值后，当机箱正确放置于工位一，PLC 发出拍照信号，系统可以准确识别出无螺柱的情况。

3.3.3. 基于形状模板匹配的视觉定位

在机器视觉的定位应用中，模板匹配是实现目标识别与位置获取的核心技术[17]。针对机箱面板上的目标特征，采用基于形状的模板匹配算法实现视觉定位，其不依赖于目标的绝对亮度，而是关注其几何轮廓[18]。它首先从模板图像中提取一组具有代表性的边缘点集，在进行匹配时，算法会在目标图像中寻找一个变换，使得经过该变换后的模板边缘点与图像中的边缘点在位置和方向上最大限度地重合。其相似度函数定义为在给定的平移、旋转和缩放参数下，模板边缘点能够在目标图像中找到足够多对应边缘点的比例[19]。这种方法的核心优势在于其对光照变化的鲁棒性。因为无论光照强弱，只要目标物体的物理结构和视角没有根本性变化，其边缘轮廓是相对稳定不变的[20]。因此，基于边缘的匹配对整体的、均

匀的光照变化完全不敏感，其稳定性主要取决于目标物体的几何形状是否保持稳定[21]。在本项目的机箱面板焊接场景中，尽管环境光线可能存在波动，但待焊工件的轮廓和特征是固定不变的。因此，即使整体图像变亮或变暗，只要边缘能被清晰地提取出来，匹配就能成功。即便目标表面出现局部反光，只要不严重到湮没整段边缘，其影响也是局部的，而其余正确的匹配点足以保证定位的成功。综上所述，正是基于形状匹配方法在光照鲁棒性和几何稳定性方面的卓越表现，使其成为本系统实现可靠视觉定位的最佳选择。

基于形状的模板匹配算法通常包含以下数据处理步骤。首先从输入图像中提取目标的边缘特征，然后基于提取到的边缘轮廓创建特征模板，最后基于目标特征模板在图像中搜索与模板匹配的目标。其流程图如图 9 所示。

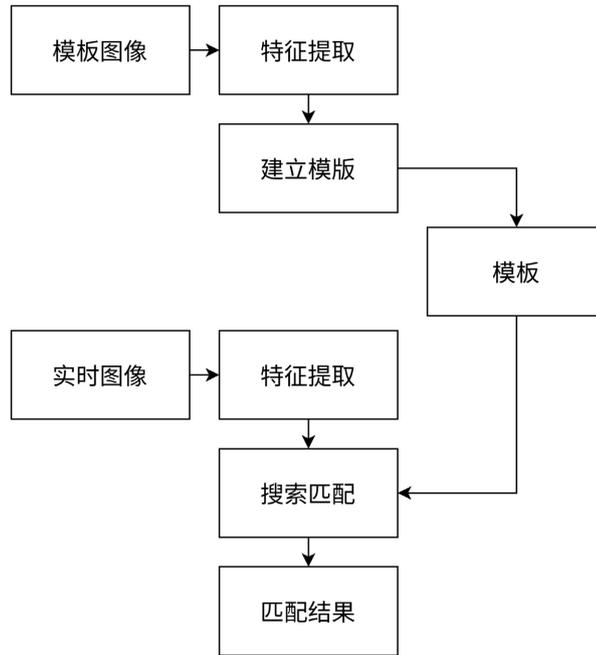


Figure 9. Flowchart of template matching algorithm
图 9. 模板匹配算法流程图

为了提升算法的光照适应能力，基于形状模板匹配算法的数学实现如公式(8)所示。

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|p_{r_i, c_i} u_{r+r_i, c+c_i} + q_{r_i, c_i} v_{r+r_i, c+c_i}|}{\sqrt{p_{r_i, c_i}^2 + q_{r_i, c_i}^2} * \sqrt{u_{r+r_i, c+c_i}^2 + v_{r+r_i, c+c_i}^2}} \quad (8)$$

其中， S 为形状相似性度量函数，形状模板包含 N 个边缘点，第 i 个点的模板坐标为 $(r_i, c_i)^T$ ，梯度为 $(p, q)^T$ ，待查找图像边缘的梯度为 $(u, v)^T$ ，图像中的特定点的坐标为 $(r, c)^T$ 。

转化为关于角度函数式为：

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \cos \theta \quad (9)$$

其中， θ 为模板图像与目标图像对应两点的梯度方向之间的夹角。

当设置好目标特征的模板图像后，当机箱抵达工位二，PLC 发出拍照信号，相机拍照并执行定位算法。如图 10 所示，能够在 ROI 区域内识别到目标特征并完成定位。

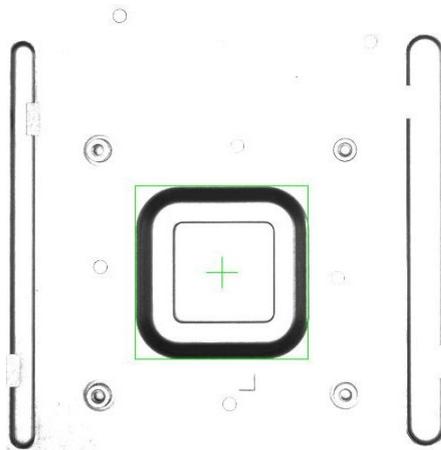


Figure 10. Target feature positioning result diagram
图 10. 目标特征定位结果图

3.3.4. 定位速度提高策略

(1) 基于感兴趣区域的搜索空间缩减

最直接的加速方法是限定算法的搜索范围。在已知目标大致出现区域的先验知识下，可以在采集到的整幅图像中预先定义一个感兴趣区域。该区域是一个包围目标预期位置、尺寸远小于原图的矩形子图像。将匹配搜索过程严格限制在该 ROI 内，可以显著减少需要评估的候选位置数量。此方法实现简单且效果显著，其有效性高度依赖于生产流程的稳定性和定位的一致性。

(2) 基于图像金字塔的由粗到精搜索策略

为了解决在较大旋转和缩放参数空间内进行精细搜索的计算瓶颈，广泛采用图像金字塔技术[22]。该策略首先为模板图像和待搜索图像分别建立高斯金字塔。金字塔的底层是原始图像，通过逐层进行高斯模糊和下采样，生成一系列分辨率递减的图像层，构成一个自底向上、分辨率逐层降低的图像集合。匹配搜索过程从金字塔的顶层开始。在该层，由于图像尺寸小，算法可以快速地在较大的旋转和缩放步长下进行粗搜索，以较低的计算成本找到目标的大致位置和姿态参数。然后将该粗略估计传递到下一层更高分辨率的图像中，作为初始值，在一个更小的参数邻域内进行精细搜索。此过程逐层迭代，直至金字塔底层。该策略将全局搜索问题转化为一系列局部优化问题，极大地减少了在高层不必要的精细计算，其计算复杂度显著降低，同时增强了算法对大范围姿态变化的捕获能力。图像金字塔搜索流程图如图 11 所示。

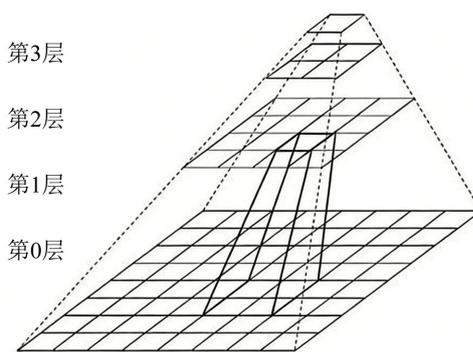


Figure 11. Image pyramid search flowchart
图 11. 图像金字塔搜索流程图

(3) 基于提前终止的相似度计算优化

在匹配过程中,对每一个候选姿态的最终相似度得分是通过累加所有模板特征点的贡献计算得出的。然而,许多候选姿态的匹配质量很差,其部分累积得分在计算中途就已表明不可能达到预设的接受阈值 S_{\min} 。基于此观察,提前终止准则被引入以剪枝无效计算。具体而言,在累加模板点贡献的过程中,实时监测当前部分得分 S_j 。由于归一化后的完全匹配得分上限为 1,剩余未计算的点所能贡献的最大可能得分增量存在一个理论上界。因此,可以在每个累加步骤后判断:即使剩余点全部完美匹配,当前候选姿态的最终得分是否仍可能达到 S_{\min} 。判别条件为下面公式(10)所示,若在计算第 j 个点后满足

$$S_j < S_{\min} - 1 + \frac{j}{N} \quad (10)$$

则表明该候选姿态绝无可能成为有效匹配,应立即终止其后续计算,转而评估下一个候选姿态。这一策略避免了大量对明显无效候选姿态的完整计算,是一种高效的剪枝优化手段。

3.4. 数据传输

对于传送带视觉引导激光焊接工位,在对机箱上的目标特征进行形状模板匹配获得对应的像素坐标,通过标定矩阵将其转换为机器人坐标。本系统需要完成与机器人的通信,准确传输机器人坐标。本文采用了一种基于 MODBUS TCP 协议的通信系统,视觉软件作为客户端[23]。当视觉软件对待测图像进行处理获得目标特征的像素坐标后,接着将像素坐标转化为机器人坐标发送给作为服务端的 PLC。PLC 再将数据传输给机器人。机器人接收到坐标数据后,会移动至目标位置进行激光焊接[24]。至此,一套完整的工作流程执行完成。直到下一个机箱到位,再次按照上述流程进行操作,如此循环操作,直至所有的任务全部完成为止。

4. 实验

智能定位与识别系统搭建完成后,工位一如图 12 所示,工位二如图 13 所示,为验证系统的稳定性与准确性,在某工厂产业线上进行实地测试。



Figure 12. Workstation 1 floor plan

图 12. 工位一实景图

对于工位一的产品混料识别,防止错误机箱流入生产线。对六款不同的产品型号分别进行了 1000 次实验测试,如表 2 所示。从结果可以看出,识别机箱的准确性为 99.9%。

对于工位一的产品目标螺柱有无识别,防止错误机箱流入生产线。对两款有无目标螺柱的产品型号进行 1000 次实验测试,如表 3 所示。从结果可以看出,识别有目标螺柱机箱和无目标螺柱机箱的准确性为 99.8%。



Figure 13. Workstation 2 floor plan
图 13. 工位二实地图

Table 2. Product mixture identification at workstation one
表 2. 工位一产品混料识别

产品型号	测试次数	测试成功数	检出率
A + U	1000	1000	100%
A + V	1000	1000	100%
C + T	1000	998	99.8%
C + W	1000	999	99.9%
D + T	1000	1000	100%
D + W	1000	1000	100%

Table 3. Identification results of the target stud at workstation one
表 3. 工位一目标螺柱识别结果

产品型号	测试次数	测试成功数	检出率
有目标螺柱产品	1000	996	99.6%
无目标螺柱产品	1000	1000	100%

对于工位二的视觉引导激光焊接,为验证视觉定位系统的实际精度,进行了 1000 次视觉引导激光焊接实验。系统通过模板匹配获取目标特征的像素坐标,并经标定转换后得到机器人坐标系下的定位坐标。表 4 展示了其中具有代表性的 10 组测试结果,包括系统定位坐标、实际测量坐标以及在 X 和 Y 方向上的误差值。从统计结果发现,误差在 ± 0.1 mm 左右,符合现场实际激光焊接的位置精确度要求。表 5 展示了具有代表性 10 组测试的定位误差统计结果。图 14 展示了定位误差的柱状图。

Table 4. Positioning coordinate results of visual guidance laser welding at workstation two
表 4. 工位二视觉引导激光焊接定位坐标结果

序号	实际坐标(X, Y) (mm)	定位坐标(X, Y) (mm)	定位误差(ΔX , ΔY) (mm)
1	(1225.24, 92.25)	(1225.11, 92.14)	(-0.13, -0.11)
2	(1296.93, 124.19)	(1297.06, 124.06)	(+0.13, -0.13)
3	(1240.44, 143.09)	(1240.33, 143.24)	(-0.11, +0.15)
4	(1268.47, 143.02)	(1268.62, 142.88)	(+0.15, -0.14)
5	(1279.04, 94.81)	(1278.93, 94.93)	(-0.11, +0.12)
6	(1280.75, 127.01)	(1280.87, 126.88)	(+0.12, -0.13)
7	(1251.76, 146.68)	(1251.64, 146.55)	(-0.12, -0.13)
8	(1296.93, 144.09)	(1297.09, 144.21)	(+0.16, +0.12)
9	(1261.29, 97.78)	(1261.17, 97.67)	(-0.12, -0.11)
10	(1222.17, 149.33)	(1222.05, 149.45)	(-0.12, +0.12)

Table 5. Statistical results of positioning errors
表 5. 定位误差统计结果

统计指标	X 方向(mm)	Y 方向(mm)
算术平均误差	-0.015	-0.024
均方根误差	0.1279	0.1266
标准差	0.1271	0.1243

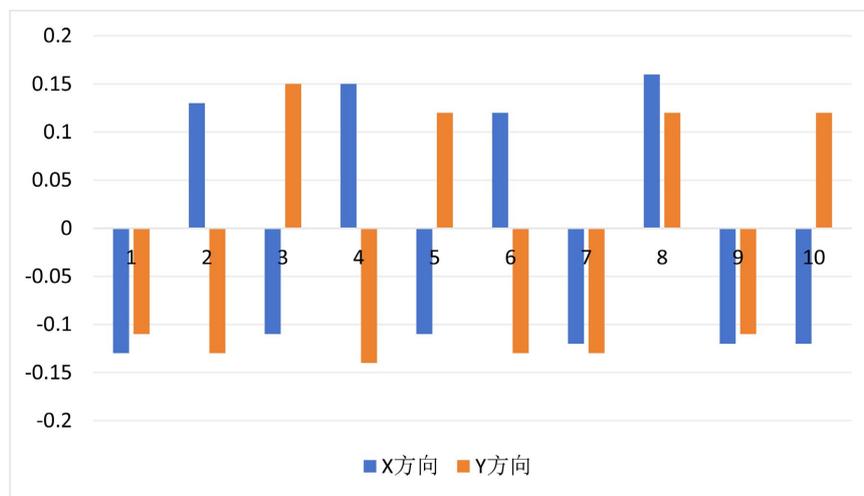


Figure 14. Histogram of positioning errors
图 14. 定位误差的柱状图

5. 结语

在方法论层面, 本文提出并实践了一种分层递进的视觉检测框架。针对工位一的混料识别与螺柱有无识别任务, 创造性融合了字符识别、基于卡尺工具的圆查找以及灰度值标准差三种算法。这种多信息融合策略, 克服了单一算法在复杂工业场景下的局限性, 其中字符识别提供了身份标识的绝对依据, 基

于卡尺工具的圆查找确保了结构的稳定感知，而灰度值标准差则有效捕捉了表面组装的细微差异，三者协同实现了识别准确率超越 99.5%的卓越性能。这为解决类似具有多模态特征的工业品检测问题提供了可借鉴的技术路径。在核心定位技术上，本研究实施了一套面向复杂光照与实时性要求的高精度视觉定位方案。通过严谨的对比分析，摒弃了对光照敏感的灰度信息匹配法，选择了基于形状的模板匹配作为定位核心。在此基础上，针对生产节拍的严苛要求，创新性地综合运用了感兴趣区域限定、图像金字塔由粗到精搜索以及提前终止计算等加速策略，构建了一套多策略协同的加速机制。实验结果表明，该方案在保持高定位精度的同时，显著提升了运算效率，成功满足了激光焊接对实时引导的毫秒级响应需求，为高节拍下的精密视觉定位提供了关键技术支撑。需要指出的是，本研究的精度验证在样本数据的完备性上存在一定局限，未来工作将致力于建立完善的实验数据管理体系，对长期运行数据进行完整的统计过程控制分析，以提供更坚实的统计证据链，并进一步探索算法在动态扰动环境下的自适应能力。

参考文献

- [1] 李君兰. 面向芯片封装的机器视觉精密定位系统的研究[D]: [博士学位论文]. 天津: 天津大学, 2010.
- [2] 廖万辉, 李琳. 基于机器视觉的工业机器人定位系统[J]. 微计算机信息, 2009, 25(8): 242-244.
- [3] 曾鹏. 基于单目视觉的工件定位与机器人抓取技术研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2017.
- [4] 项学智, 马竹山, 周宪坤, 等. 形状匹配的铁路油罐车罐口视觉定位方法[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(5): 5-9.
- [5] 张家宁, 刘星龙, 支勇超, 等. 基于机器视觉的工件识别和定位系统设计[J]. 科学技术创新, 2024(4): 64-67.
- [6] 陈甦欣, 罗乐文, 赵安宁. 基于机器视觉的电芯绝缘介质定位算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2024, 47(4): 452-457.
- [7] 陈恳. 基于机器视觉的物料分拣工业机器人关键技术研究[D]: [硕士学位论文]. 深圳: 深圳大学, 2017.
- [8] Nilsen, M. and Sikström, F. (2025) Integrated Vision-Based Seam Tracking System for Robotic Laser Welding of Curved Closed Square Butt Joints. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **137**, 3387-3399. <https://doi.org/10.1007/s00170-025-15357-6>
- [9] Eren, B., Demir, M.H. and Mistikoglu, S. (2023) Recent Developments in Computer Vision and Artificial Intelligence Aided Intelligent Robotic Welding Applications. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **126**, 4763-4809. <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11456-4>
- [10] 施航杰. 基于机器视觉引导的电容高精度装配系统研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(5): 71-76+81.
- [11] 徐昌军, 曹维清. 面向水泵叶片自动化上料的视觉定位系统设计[J]. 制造业自动化, 2024, 46(9): 209-214.
- [12] 孙克帅, 肖楠, 朱将勇. 基于 PLC 与机器视觉的自动上料系统[J]. 智慧轨道交通, 2024, 61(6): 93-99.
- [13] Manoj, P., Sahoo, A., Maurya, G.S., et al. (2014) Handwritten Character Recognition for English and Telugu Scripts Using Multi-Layer Perceptions (MLP). *International Journal of Scientific Engineering and Technology*, **3**, 730-733.
- [14] Kumar, P., Sharma, N. and Rana, A. (2012) Handwritten Character Recognition Using Different Kernel Based SVM Classifier and MLP Neural Network (a Comparison). *International Journal of Computer Applications*, **53**, 25-31. <https://doi.org/10.5120/8466-2387>
- [15] Xiong, J., Wang, D., Yin, J. and Wu, R. (2024) Precise Z-Block Positioning and Dimension Measurement Using Improved Canny Edge Detection and Sub-Pixel Contour Fitting. *The Journal of Supercomputing*, **81**, Article No. 230. <https://doi.org/10.1007/s11227-024-06769-4>
- [16] Wang, W., Li, L. and Han, Y. (2021) Crack Detection in Shadowed Images on Gray Level Deviations in a Moving Window and Distance Deviations between Connected Components. *Construction and Building Materials*, **271**, Article ID: 121885. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.121885>
- [17] 夏群峰, 彭勇刚. 基于视觉的机器人抓取系统应用研究综述[J]. 机电工程, 2014, 31(6): 697-701+710.
- [18] 万国扬, 王国峰, 李福东, 等. 基于视觉定位与轨迹规划的机器人打磨工作站[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(1): 118-127.
- [19] 冯立志, 陈翊文, 陈广枢, 等. 基于机器视觉的 FPC 定位系统设计与实现[J]. 机电工程技术, 2024, 53(10): 163-166+171.
- [20] Chen, T., Chang, W., Shen, P. and Tarn, Y. (2009) Examining the Profile Accuracy of Grinding Wheels Used for Microdrill

Fluting by an Image-Based Contour Matching Method. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, **224**, 899-911. <https://doi.org/10.1243/09544054jem1749>

- [21] Wang, R., Yang, K.M. and Zhu, Y. (2023) A High-Precision Mark Positioning Algorithm Based on Sub-Pixel Shape Template Matching in Wafer Bonding Alignment. *Precision Engineering*, **80**, 104-114.
- [22] 杜小东, 丁忆凡, 田威, 等. 共形天线表面微小焊盘视觉定位算法设计[J]. 电子机械工程, 2024, 40(2): 53-58+64.
- [23] 李欣, 齐家敏, 程昊, 等. 基于机器视觉和 PLC 的谷糙分级控制系统设计[J]. 现代电子技术, 2024, 47(9): 124-130.
- [24] AL-Karkhi, N.K., Abbood, W.T., Khalid, E.A., Jameel Al-Tamimi, A.N., Kudhair, A.A. and Abdullah, O.I. (2022) Intelligent Robotic Welding Based on a Computer Vision Technology Approach. *Computers*, **11**, Article No. 155. <https://doi.org/10.3390/computers11110155>