文章编号:1671-4598(2025)07-0252-11 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2025.07.031 中图分类号:TP242 文献标识码:A

# 视觉引导下可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术

谢 雨,黄子钊
(广西工业职业技术学院 装备智造学院,南宁 530001)

**摘要**:码垛机器人堆叠物料的种类及位置信息繁杂,抓取目标众多且易与机器人结构产生视觉重叠,造成单一 PID 控制技术难以准确识别机械臂伺服控制结构的连接形式,导致机器人在不同堆叠作业场景下目标抓取的成功率较低;因此,提出视觉引导下的可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术;通过高精度相机捕捉物料图像,再利用机器视觉软件分析图像,从而准确识别物料的种类及位置信息,完成对机械臂的视觉引导;分析视觉引导机械臂伺服控制结构的连接形式,降低视觉重叠性,构建堆叠作业的动力学模型,再结合 PID 反馈控制器,实现对机器人堆叠作业行为的精确控制;利用目标堆叠样点,构建位姿点数据集合,针对其中的数据对象实施增强处理;评定堆叠目标的抓取优先级,并判断已确定目标堆叠点之间的辅助堆叠关系;在此基础上,规划机器人堆叠轨迹,实现可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术的设计;实验结果表明,上述堆叠技术在单目标和简单堆叠场景中的抓取成功率达到了 100%,在复杂堆叠场景中的抓取成功率也超过了 90%。

**关键词**:视觉引导;码垛机器人;目标堆叠;PID 控制器;数据增强;轨迹规划

# Target Stacking Technology of Controllable Variable Cell Palletizing Robots under Visual Guidance

XIE Yu, HUANG Zizhao
(School of Intelligent Manufacturing, Guangxi Vocational&Technical Institute of Industry, Nanning 530001, China)

**Abstract**: Palletizing robots have the features of complex types and location information, numerous grasping targets, and easy visual overlap with robots when stacking materials, which makes it difficult for a single PID control technology to accurately identify the connection mode of the robotic arm's servo control structure, resulting in low success rates for target grasping in different stacking scenarios. Therefore, a controllable metamorphic target stacking technology for palletizing robots guided by vision is proposed. By capturing material images with a high-precision camera and then analyzing these images using machine vision software, the types and position information of the materials are accurately identified, and the visual guidance for the robotic arm is achieved. Analyzing the connection method for servo control structure of the visually guided robotic arm to reduce visual overlap, and a dynamics model for stacking operations is constructed. Then combining with a PID feedback controller to achieve precise control for the robot's stacking behavior. Using target stacking samples to build a posture dataset, implementing enhancement processing for the data objects. The grabbing priority of stacking targets is assessed to determine the auxiliary stacking relationships between the identified target stacking points. Based on this, the robot's stacking trajectory is planned to achieve target stacking technology for controllable metamorphic palletizing robots. Experimental results show that the above stacking technology achieves a grasping success rate of 100% in single-target and simple stacking scenarios, and exceeds by 90% in complex stacking scenarios.

**Keywords**: visual guidance; stacking robot; target stacking; PID controller; data augmentation; trajectory planning

**收稿日期**:2025-01-15; **修回日期**:2025-03-05。
**基金项目**:广西工业职业技术学院 2025 年度第一批校级教科研项目(GYKY2025005A)。
**作者简介**:谢 雨(1981-),女,大学本科,高级讲师。
**通讯作者**:黄子钊(1990-),男,硕士。
**引用格式**:谢 雨,黄子钊.视觉引导下可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术[J].计算机测量与控制,2025,33(7):252-262.

## 0　引言

可控变胞式码垛机器人是一种新型工业机器人，具有多拓扑结构变化、多自由度变化、变胞机构多功能阶段变化等行为特征。这种机器人在完成作业任务时能够灵活改变其自由度水平，以实现对货物的稳定搬运。其工作原理包括启动与定位、物品抓取、搬运与码垛、反馈与调整等步骤。机器启动后，控制系统通过初始化的方式，确定机器人的工作位置与抓取方式。然后，由抓取系统根据预设程序移动到指定位置进行抓取。到达指定位置后，机器人按照要求进行码垛，以确保将物品整齐的堆放在指定区域[1]。在整个工作过程中，机器人将工况信息持续不断的反馈给控制系统，再由控制系统根据所得信息进行实时调整，从而准确完成堆叠任务。

过往研究中，文献［2］提出了结合实例分割与抓取筛选的机器人目标堆叠方法，设计基于边界细化的实例分割网络，通过对边界区域的不断细化，提高分割精度，再提出抓取筛选方法，定义优先抓取分数排序策略，从而在筛选出未被遮挡抓取目标的同时，减少机器人多余抓取动作。但该方法在处理形状复杂和尺寸差异较大的物料时，在目标位姿识别的精度上可能存在一定的局限性。文献［3］提出了基于点对特征的工件堆叠方法，采用点云法线计算的方式，确定目标堆叠对象的候选位姿，再根据位姿交并比的取值，剔除误匹配位姿，从而定义具体的货物堆叠方案。然而，该方法主要依赖于位姿交并比的取值来剔除误匹配位姿，缺乏对堆叠过程的动态控制和调整能力。文献［4］提出了基于深度强化学习的机器人码垛控制方法，结合深度学习与强化学习算法，处理机器人码垛图像的高维输入数据，并从中提取有用的特征，再定义逼近值函数，约束堆叠任务过程中的机械臂运动行为。然而，该方法在处理不同种类和形状的物料时，可能需要重新训练模型以适应新的堆叠任务。文献［5］提出了基于改进 EfficientDet 及直方图均衡化的机器人检测堆叠算法，利用 EfficientNet 代替主干特征提取网络，并借鉴循环特征融合思想，运算目标堆叠位置的节点坐标，进而求解损失函数，以用来约束码垛任务指令。然而，该方法采用了改进的 EfficientDet 和直方图均衡化来提高检测精度，但这种方法可能对于不同种类、形状和尺寸的物料适应性有限。

为确保码垛机器人在堆叠场景中能够对货物进行高精度的抓取，尽量避免出现不成功码垛货物的情况，提出视觉引导下的可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术。可控变胞式码垛机器人的视觉引导系统包括相机、图像处理软件、运动控制平台等部分[6]。其中，相机用于获取作业范围内物体的深度信息和高清 2D 图像，具有抗环境光的能力，能够在各种光照条件下提供清晰的图像数据。图像处理软件内置 3D 视觉算法和智能轨迹规划算法，能够提供准确的抓取点位、放置点位和轨迹点位，从而引导机械臂进行快速抓取和码放动作。运动控制平台根据图像处理软件提供的点位信息，控制码垛机器人的运动轨迹和速度，以确保机器人能够准确的完成目标堆叠任务。

## 1　机器人堆叠过程中的动力学建模及控制

在码垛机器人的堆叠作业中，作业区域散布着形态各异、大小不一、材质多样的箱子、袋子及各类包装品，这些物料被随意摆放，或遵循特定规则安置。在堆叠过程中可能相互遮挡、重叠，存在不规则的排列，导致机器人难以准确判断每个物料的精确位置和抓取点。因此，为了实现对码垛机器人堆叠作业的精确控制，设计伺服控制结构与 PID 反馈控制器，并联合目标码垛样点的坐标信息，构建具体的堆叠作业的动力学模型。

### 1.1　机械臂的视觉引导

在码垛机器人执行堆叠任务时，机械臂的精准操作是实现高效、准确堆叠的关键。因此，本文设计了可控变胞式码垛机器人的机械臂视觉引导系统，该系统通过一系列精密的流程，实现了对目标物体的精确识别与定位，为后续的抓取与码垛操作提供了有力的支持。

可控变胞式码垛机器人机械臂的视觉引导包括图像采集与预处理、物体识别与定位、路径规划与抓取点位确定、机械臂控制与执行 4 个流程。高精度摄像机实时采集码垛机器人作业区域内的图像信息，并进行预处理以消除其他堆叠样点对机械臂运动行为的干扰。图像处理单元对预处理后的机器人码垛运动图像进行分析，并从中识别出目标堆叠物体的轮廓、尺寸、位置等关键信息[7]。在堆叠任务过程中，这些信息将用于指导后续的货物抓取与码垛操作。路径规划算法根据识别出的目标货物信息，计算出机械臂的最佳运动轨迹和抓取点位，如图 1 所示。机械臂控制系统在接收到路径规划算法的指令后，控制机械臂进行抓取、搬运和堆叠操作。在执行过程中，控制系统需要实时监测机械臂的状态和位置，以确保码垛任务的顺利进行。

规定 $w_{\max}$ 表示目标堆叠货物定位参数的最大值，$w_{\min}$ 表示定位参数的最小值，$\omega$ 表示机械臂码垛路径规划系数，$\vec{W}$ 表示货物抓取样点的定位向量，$\xi$ 表示视觉图像参加参数，$\bar{q}$ 表示视觉图像的预处理特征，联立上述物理量，可将机械臂的视觉引导表达式定义为：

$$Q=\xi\bar{q}+\frac{w_{\max}-w_{\min}}{\omega-1}\vec{W} \tag{1}$$

通过视觉引导，中心控制系统可以实时采集机器人堆叠过程中的图像信息，从而精确识别出待码垛货物的位置、形状等信息，大大提高了堆叠作业的准确性和可靠性。

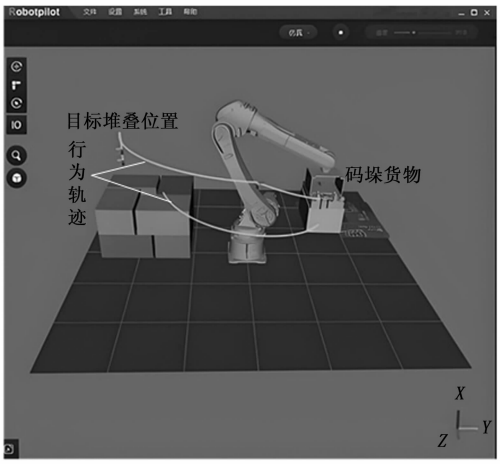



图 1 操作软件中的机械臂视觉引导

## 1.2 引导机械臂伺服控制结构设计

在机械臂的视觉引导过程中，尽管能够实现对目标物体的精确识别与定位，但由于作业环境中物料摆放的复杂性和不确定性，单纯依靠视觉引导难以确保机械臂在堆叠过程中的稳定性和精确性。因此，设计视觉引导机械臂伺服控制结构，以实现对机械臂运动行为的精确控制和调节，确保堆叠作业的顺利进行。

为在机器人堆叠过程中构建完整的动力学控制模型，采用图 2 所示的视觉引导型伺服结构完成对机械臂的控制。其中，视觉相机检测堆叠目标所处位置，并通过数值转换的方式，将所得坐标参数作为引导坐标系中的货物码垛位置[8]。在引导坐标系中，整理与目标堆叠对象相关的方向角信息，并结合待码垛货物所在的初始位置，规划机械臂的堆叠轨迹。位姿控制器、伺服编码器作为视觉引导机械臂伺服控制结构的核心应用模块，可以根据目标堆叠对象所处位置定义检测指令，以便于中心控制系统能够准确掌握码垛机器人的实时运动行为[9]。

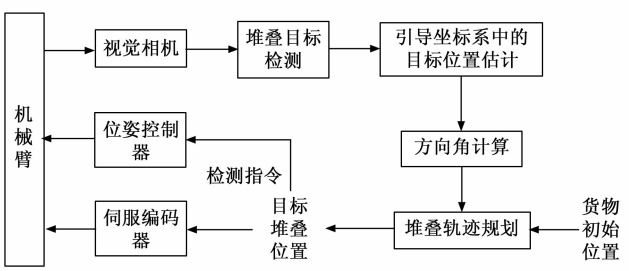



图 2 视觉引导机械臂伺服控制器的结构模型

假设码垛机器人目标堆叠样点的真实坐标为（$X_0$，$Y_0$，$Z_0$），其在视觉引导坐标系中所对应的投影样点坐标为（$X_1$，$Y_1$，$Z_1$）。关于投影样点坐标与真实坐标存在如公式（2）所得的等式关系：

$$\begin{cases} X_1 = X_0 \sin\sigma_X \\ Y_1 = Y_0 \cos\sigma_Y \\ Z_1 = Z_0 \tan\sigma_Z \end{cases} \tag{2}$$

式中，$\sigma_X$ 表示码垛行为轨迹与引导坐标系横轴的夹角，$\sigma_Y$ 表示码垛行为轨迹与引导坐标系纵轴的夹角，$\sigma_Z$ 表示码垛行为轨迹与引导坐标系空间轴的夹角。

联立公式（1）、公式（2），可将视觉引导机械臂伺服控制结构的标准定义式表示为：

$$E = \frac{1}{2}Q \times \frac{\vec{e}_X \vec{e}_Y \vec{e}_Z}{X_1 Y_1 Z_1} \tag{3}$$

式中，$\vec{e}_X$、$\vec{e}_Y$、$\vec{e}_Z$ 分别表示引导坐标系横轴、纵轴、空间轴方向上的机械臂位姿向量。将结合货物初始位置的堆叠轨迹作为机器人伺服控制器的输入，可以实时调节机械臂的运动行为，使其按照预定的轨迹和动作序列进行码垛作业。

## 1.3 堆叠作业的动力学建模

视觉引导机械臂伺服控制结构设计已经考虑了目标物体的精确识别与定位以及机械臂的运动轨迹规划，但为了确保码垛机器人在复杂多变的作业环境中能够稳定、高效地完成堆叠任务，还需进一步考虑机器人自身的动力学特性。因此，进行堆叠作业的动力学建模，通过综合考虑机器人的质量、惯性、阻尼以及外部作用力等因素，揭示机器人在堆叠过程中的力与力矩关系，为进一步提升码垛作业的精度和效率提供理论支撑。

1）机器人的质量：机器人的质量不仅与其结构设计和材质选择密切相关，还受到所承载功能部件（如电机、传感器、执行器等）的影响。对于可控变胞式码垛机器人而言，由于其需要堆叠重量较大的货物，因此机器人的自重必须足够大，以确保堆叠作业的稳定性。质量较大的机器人具有更好的抗倾覆能力和负载能力，能够在堆叠过程中保持稳定的姿态[10]，减少因货物重量引起的晃动和偏差。

2）机器人码垛惯性：惯性是物体保持其原有运动状态的性质。在码垛作业中，机器人的惯性效应主要体现在其质量和运动状态改变时产生的反作用力上。当机器人加速或减速时，其惯性会导致运动轨迹、速度和加速度的变化，进而影响码垛作业的精度和效率。为了减小惯性效应的影响，需要精确计算并控制机器人的运动参数，如加速度、减速度和时间等，以确保其按照预定的轨迹平稳运动。

3）阻尼：阻尼是机械系统中用于减少振动和波动的特性。在可控变胞式码垛机器人中，阻尼效应有助于减少机械臂在堆叠过程中的振动幅度，从而提高堆叠作业的精度[11]。阻尼可以通过控制系统中的减震器、阻尼器等元件实现，也可以通过调整控制算法中的参数来模拟。在动力学建模中，阻尼通常被表示为与速度成正比的力，即阻尼力＝阻尼系数×速度。通过合理设置阻尼系数，可以有效抑制机械臂的振动，提高堆叠作业的稳定性。

4）外部作用力：在码垛作业中，机器人除了受到自身重力和内部驱动力外，还会受到来自外部环境的力学作用，如货物与机器人之间的摩擦力、空气阻力等。这些外部作用力会对机器人的运动轨迹和速度产生影响，导致堆叠作业的偏差。为了准确描述这些外部作用力的影响，需要在动力学建模中引入外部作用力向量，并将其与机器人的质量、惯性和阻尼等因素相结合，共同构成完整的动力学方程。

基于以上基本参数概念和影响机制，设 $r$ 表示机器人质量，$\psi$ 表示惯性参数，$\vec{R}$ 表示阻尼向量（$\vec{R}=cv$，$c$ 表示阻尼系数，$v$ 表示速度），$U$ 表示执行目标堆叠运动过程中的机器人外部作用力强度，联立公式（3），根据牛顿第二定律和动量矩定理，可以建立机器人的动力学方程：

$$\begin{cases} r\times u = E(F_{\text{gravity}}+F_{\text{drive}}-F_{\text{friction}}-F_{\text{air}})-\vec{R} \\ \psi\times\alpha = M_{\text{drive}}-M_{\text{friction}}-M_{\text{air}} \end{cases} \tag{4}$$

式中，$\Delta u$ 表示堆叠轨迹的单位长度，$t$ 表示机器人堆叠作业的时间参数。

式中，$u$ 表示机器人的加速度，$F_{\text{gravity}}$ 表示重力，$F_{\text{drive}}$ 表示内部驱动力，$F_{\text{friction}}$ 表示摩擦力，$F_{\text{air}}$ 表示空气阻力；$\alpha$ 表示机器人的角加速度，$M_{\text{drive}}$ 表示内部驱动力矩，$M_{\text{friction}}$ 表示摩擦力矩，$M_{\text{air}}$ 表示空气阻力矩。

将阻尼向量 $\vec{R}$ 代入方程（4），得到：

$$r\times u = E(F_{\text{gravity}}+F_{\text{drive}}-F_{\text{friction}}-F_{\text{air}})-cv \tag{5}$$

为了简化模型，假设摩擦力 $F_{\text{friction}}$ 和空气阻力 $F_{\text{air}}$ 与速度 $v$ 成正比，即 $F_{\text{friction}}=\lambda_1 v$，$F_{\text{air}}=\lambda_2 v$（其中，$\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 为常数）。将这两个假设代入方程（5），得到：

$$r\times u = E(F_{\text{gravity}}+F_{\text{drive}})-(\lambda+c)v \tag{6}$$

方程（6）即为考虑质量、惯性、阻尼和外部作用力影响的机器人动力学方程。通过求解这个方程，可以得到机器人在堆叠过程中的运动轨迹、速度和加速度等参数，从而实现对码垛作业的精确控制。

### 1.4　PID 反馈控制器设计

在完成了堆叠作业的动力学建模后，该模型能够揭示机器人在堆叠过程中的力与力矩关系，但要确保码垛机器人在实际操作中能够高效、准确地完成堆叠任务，还需要一个精准且稳定的控制系统。因此，本文设计了 PID 反馈控制器，通过微分、积分、比例 3 种运算方式对机器人的堆叠运动轨迹进行精细调节，从而实现对目标堆叠作业的有效控制。对于码垛机器人而言，PID 反馈控制器以动力学建模条件作为实际输入，按照微分、积分与比例关系，计算出一个核心控制量，然后将控制量加到机器人的堆叠运动轨迹中，从而实现对目标堆叠作业的控制[12]。结合可控变胞式码垛机器人设计的 PID 反馈控制器结构如图 3 所示。

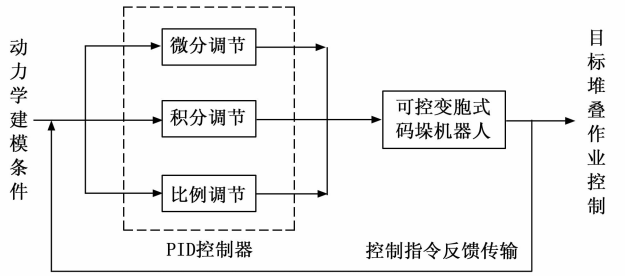



图 3　PID 反馈控制器的闭环结构

微分控制可以预测机器人堆叠运动未来误差的变化趋势，并提前进行调整，以增强 PID 控制器的稳定性和抗干扰能力。积分控制对过去一段时间的机器人堆叠误差进行累积，并据此进行调整，以消除静态误差，提高货物的码垛精度。比例控制根据当前静态误差进行即时调整，确保机器人能够快速响应并接近目标堆叠位置。利用 $o_1$ 表示微分控制系数、$o_2$ 表示积分控制系数、$o_3$ 表示比例控制系数，且 $o_1\neq o_2\neq o_3\neq 0$ 的不等式取值条件恒成立，联立运动学方程可将 PID 反馈控制器结构的定义式表示为：

$$I=-\frac{T}{\upsilon}\left(\frac{p_1}{o_1}\ \frac{p_2}{o_2}\ \frac{p_3}{o_3}\right)^{\omega} \tag{7}$$

式中，$\upsilon$ 表示 PID 调节参数，$\omega$ 表示反馈调节参数，$p_1$、$p_2$、$p_3$ 分别表示不同阶段的堆叠运动轨迹控制向量。机器人通过视觉引导系统识别物料并确定码垛方案，在此过程中 PID 控制器根据识别结果和预设方案，确定机器人的目标位置和运动速度，再控制机器人根据输出信号进行运动，实现精确码垛。

## 2　机器人目标堆叠位姿识别

为确保码垛机器人能够准确、高效地执行堆叠任务，在动力学控制模型的基础上，引入目标堆叠样点的定义，并以此为依据规划位姿点数据集，同时对识别数据进行增强处理，以提升机器人在不同堆叠场景下的识别精度和适应能力。

### 2.1　目标堆叠样点定义

在 PID 反馈控制器设计里，微分、积分和比例控制虽能精细调节码垛机器人堆叠轨迹，但要确保控制器能够准确响应并有效控制机器人的运动，还需精准识别目标堆叠位姿。因此，目标堆叠样点的定义成为关键环节，它基于视觉引导规划位姿数据集，为 PID 控制器提供精确输入，保证机器人能高效、准确地完成任务。

堆叠点是码垛机器人在执行码垛任务时，放置工件物料的示教点。在码垛功能中，控制系统会根据机器人当前当前的运动情况自动对堆叠点进行偏移处理，因此只需要基于视觉引导机制示教一个堆叠点，就可以根据线性规律定义完整的目标运动轨迹[13]。通过对堆叠点的代表点进行示教，控制系统可以简单创建码垛机器人

的堆叠点式样，由于示教过程通常涉及对机器人运动行为进行编程，所以在定义目标堆叠样点时，位姿轨迹的准确性能够得到有效保障[14]。$a_1$、$a_2$、…、$a_n$ 表示 $n$ 个不重合的码垛机器人目标运动轨迹节点，其取值满足如下表达式：

$$\{a_1,a_2,\cdots,a_n\}\in(0,+\infty) \tag{8}$$

堆叠点是码垛机器人在执行码垛任务时，放置工件物料的示教点。在码垛功能中，控制系统会根据机器人当前的运动状态自动对堆叠点进行偏移处理。因此，只需基于视觉引导机制示教一个堆叠点，就可以依据线性规律定义完整的目标运动轨迹。由此得到一个符合线性规律的堆叠点示教方程式，其表达形式见公式（9）：

$$F(a')=\theta\sqrt{\frac{S_{a'}}{\tilde{d}}} \tag{9}$$

式中，$a'$ 表示线性轨迹中一个随机的堆叠点对象，$\theta$ 表示堆叠点偏移量设置参数，$S_{a'}$ 表示基于堆叠点 $a'$ 的目标运动轨迹线性规划向量，$\tilde{d}$ 表示基于视觉引导机制的堆叠点标准示教行为向量。公式（9）中，偏堆叠点偏移量 $\theta$ 的选择依据基于码垛任务的具体需求和机器人的运动能力。例如，如果希望堆叠点在水平方向上等间距排列，那么堆叠点偏移量 $\theta$ 的 $x$ 和 $y$ 分量设置为相应的间距值，而 $z$ 分量保持不变，即堆叠高度固定。

通过对堆叠点的代表点进行示教，控制系统能够简单创建码垛机器人的堆叠点式样。由于示教过程通常涉及对机器人运动行为的编程，所以在定义目标堆叠样点时，位姿轨迹的准确性能够得到保障。综合以上过程，联立公式（7）～（9），推导码垛机器人目标堆叠样点的标准定义式如下：

$$A=F(a')\cdot\left|\frac{\bar{d}}{a_1a_2\cdots a_n}\cdot\frac{\vartheta}{I}\right|^{\nu/2} \tag{10}$$

式中，$\bar{d}$ 表示控制系统所创建的码垛机器人堆叠点式样特征，$\vartheta$ 表示目标堆叠轨迹中的机器人运动行为编程系数，$\nu$ 表示视觉引导机制下的目标堆叠样点规划参数。码垛机器人夹抓去抓取目标堆叠工件时必须经过控制系统所设置的示教点，因此在定义目标堆叠样点时，必须保证一条线性运动轨迹中只能存在一个示教点。

## 2.2 位姿点数据集制作

基于目标堆叠样点的定义，为了确保码垛机器人能够在各种堆叠场景下准确识别和抓取货物，制作一个全面且精确的位姿点数据集是关键。该数据集包含三维坐标、位姿信息等关键参数，为机器人提供精准参考，确保堆叠任务的高效精准执行。

码垛机器人目标堆叠位姿点数据集通常包含堆叠场景下待搬运货物的三维坐标、位姿信息以及其他相关参数，可用于评估和训练机器人在堆叠物体识别与抓取方面的性能。三维坐标数据是指目标堆叠场景中每个物体的精确三维坐标信息[15]。这些坐标数据可以通过高精度传感器获取，在经过视觉引导系统的校准和预处理后，才能够确保码垛机器人运动行为的准确性。除了三维坐标外，位姿点数据集中还应包含每个堆叠目标的位姿信息，即码垛过程中机械臂的旋转和平移参数[16]。这些参数描述了机械臂在三维空间中的方向和位置，对于机器人的抓取操作至关重要。根据目标堆叠场景的具体需求，位姿点数据集还可能包含码垛货物的尺寸、性状等参数。根据这些参数控制主机可以更全面的理解堆叠场景，从而提高码垛机器人对货物的识别和抓取精度。

设 $\mu$ 表示目标堆叠位姿点的三维坐标设置参数，$f$ 表示位姿信息取样参数，$g$ 表示机械臂旋转参数，$j$ 表示机械臂平移参数，$\tilde{D}$ 表示码垛货物的尺寸性状特征，联立公式（10），可将码垛机器人目标堆叠位姿点数据集定义式表示为：

$$\S=\left\{\|h\,|h=\frac{\mu\times A}{\sqrt{\tilde{D}^2-(fgj)^2}}\right\} \tag{11}$$

式中，$h$ 表示随机位姿点对象。

根据公式（11）基于目标堆叠样点的定义，为了确保码垛机器人能够在各种堆叠场景下准确识别和抓取货物，制作一个全面且精确的位姿点数据集是关键。该数据集包含三维坐标、位姿信息等关键参数，为机器人提供精准参考，确保堆叠任务的高效精准执行。表 1 为部分位姿点数据集。

表 1 部分数据点集

| 样点序号 | 1 | 2 | 3 | … |
|---|---|---|---|---|
| $x$ 坐标 | 100 | 150 | 100 | … |
| $y$ 坐标 | 200 | 200 | 250 | … |
| $z$ 坐标 | 300 | 300 | 300 | … |
| 旋转参数(绕 $x$ 轴) | 0° | 0° | 0° | … |
| 旋转参数(绕 $y$ 轴) | 0° | 0° | 0° | … |
| 平移参数(沿 $x$ 轴) | 0 | 50 | 0 | … |
| 平移参数(沿 $y$ 轴) | 0 | 0 | 50 | … |
| 货物尺寸(长×宽×高) | 50×50×50 | 60×60×60 | 55×55×55 | … |

表 1 中，每一行代表一个位姿点对象，包含了该点的三维坐标、旋转参数（绕 $x$ 轴和 $y$ 轴）、平移参数（沿 $x$ 轴和 $y$ 轴）以及货物的尺寸信息。其中，旋转和平移操作具体过程如下一小节叙述。这些数据可以通过高精度传感器获取，并经过视觉引导系统的校准和预处理，以确保码垛机器人运动行为的准确性。通过训练基于这样数据集的算法模型，码垛机器人能够更好地适应不同的堆叠场景和任务需求，提高识别和抓取货物的精度和效率。

## 2.3 识别数据的增强处理

在面对复杂多变的堆叠场景和光照、视角等环境因

素的干扰时，原始数据集可能不足以全面涵盖所有情形，进而影响机器人的识别和抓取准确性。因此，对其进行识别数据的增强处理，通过变换和扩展原始数据，模拟更多场景和干扰，以提升机器人对目标堆叠位姿的学习和理解能力。

对于机器人目标堆叠位姿识别数据的增强处理，首先应对机器人运动图像进行固定方向的旋转，模拟不同视角下的机械臂位姿。经过随机缩放后，确定最佳的堆叠角度，从而计算码垛货物与目标堆叠样点之间的距离[17]。然后改变机器人运动图像的初始亮度，根据位姿点数据集中样点对象的最大取值，调整图像对比度，从而在模拟高清晰度条件下的机器人运动轨迹的同时，增强控制系统对目标堆叠货物轮廓的识别能力。接着参考视觉引导机制，向机器人运动图像中添加一定的高斯分布噪声，分析位姿点数据集样点在含噪声情况下的轨迹定义形式[18]。最后采集包含机器人目标堆叠位姿的训练数据，并将每个数据样点都作为一个标签对象，以便于将不同维度下的识别向量作为依据，实现对目标码垛识别数据的增强处理。

规定 $H_1$ 、$H_2$ 、⋯ 、$H_n$ 表示单一码垛轨迹内 $n$ 个不具有互相覆盖关系的位姿点参量，其取值属于利用目标堆叠样点所定义的位姿点数据集合，即 $H_1,H_2,\cdots,H_n\in ?$。$\iota$ 表示缩放系数，$j_\iota$ 表示基于系数 $\iota$ 所定义的运动图像亮度，$k_\iota$ 表示基于系数 $\iota$ 所定义的目标堆叠货物轮廓识别向量，$\bar{J}$ 表示码垛货物与目标堆叠样点之间的距离值参量。联立上述物理量的支持下，推导机器人目标堆叠位姿识别数据的增强处理表达式如下：

$$G=\sqrt{\frac{H_1+H_2+\cdots+H_n}{n!-1}}\left(\frac{k_\iota}{j_\iota}\right)^2\cdot|\bar{J}| \tag{12}$$

数据增强处理可以应用于可控变胞式码垛机器人的训练阶段，通过增加训练数据的多样性和复杂性，能够提高机器人控制系统对位姿识别的精度。

## 3　可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术设计

在识别数据增强处理中，常面临数据模拟真实度不足及噪声干扰等挑战，因此，采用更先进的技术设计来保障目标堆叠位姿识别的精确度。机器人控制系统结合视觉引导机制对目标堆叠位姿进行识别，再通过对堆叠目标抓取优先级的评定，确定这些样点在码垛轨迹中所处的具体位置，从而实现对堆叠轨迹的按需规划。

### 3.1　堆叠目标的抓取优先级评定

为了确保机器人能够高效且准确地抓取堆叠目标，首要任务是解决复杂分布与遮挡带来的配准问题。因此，对堆叠目标的抓取优先级进行合理评定，利用视觉引导技术，依据视觉相机与目标工件间的精确定位信息，确定抓取次序，为堆叠轨迹规划提供可靠支撑。

可控变胞式码垛机器人通常配备有多种末端执行器，以适应不同货物的抓取和堆叠需求，这种设计使得机器人在面对不同种类的物品时都能找到合适的堆叠方式。但可控变胞式码垛机器人通常配备有多种末端执行器，以适应不同货物的抓取和堆叠需求。然而，由于码垛工件复杂的堆叠特性，控制系统在进行工件配准处理时可能会遇到挑战。特别是当目标样点散落在堆叠区域外时，错误的配准结果可能导致机器人无法抓取到理想的堆叠目标。因此，需要对堆叠目标的抓取优先级进行评定，优先级别较高的目标先被机器人抓取[19]。

如图 4 为可控变胞式码垛机器人堆叠目标的抓取模型，根据视觉引导原理，载物台上方工件的三维信息相对较为精确，而下方工件则会因为被遮挡等问题出现三维信息不完整的情况，且优先抓取下方工件会影响目标码垛货物的整体堆叠情况，出现工件滑出控制区域等问题。

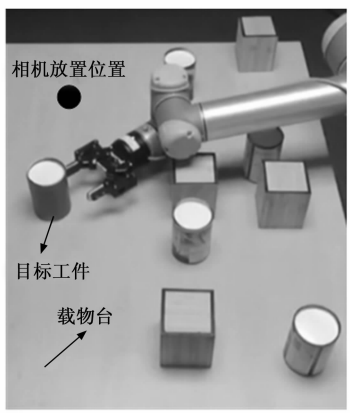



图 4　堆叠目标抓取模型

欧式距离是一种常用的距离度量方法，用于计算两点或多点之间的直线距离。因此，在堆叠目标的抓取优先级评定中，将视觉相机成像面到目标工件平面的欧式距离作为评判标准。在确定二者位置关系的同时，实现对码垛机器人堆叠目标抓取优先级的评定[20]。具体计算方法如下。

1）确定法向量：

确定视觉相机成像面的法向量坐标（记为（$x_1$，$y_1$，$z_1$））和目标工件平面的法向量坐标（记为（$x_2$，$y_2$，$z_2$））。这两个法向量可以通过图像处理技术和几何分析获得。

2）计算距离：

利用步骤 1 的 2 个法向量来计算它们之间的相对距离 $\Delta l$。考虑到直接计算两个平面之间的绝对欧式距离是复杂的，因为平面是无限延伸的。因此，本文采用一种简化的方法：选择一个参考点（视觉相机的中心点），并计算该点到目标工件平面的垂直距离作为欧式距离的近似值：

$$L=\frac{\sqrt{(x_1-x_2)^2+(y_1-y_2)^2+(z_1-z_2)^2}}{G\times|\Delta l|} \tag{13}$$

3）优先级评定：

根据计算出的欧式距离 $L$ 来评定堆叠目标的抓取优先级。距离较小的目标意味着它们更靠近视觉相机的成像面，因此具有更高的优先级。

在堆叠目标的抓取优先级评定中，仅依赖欧式距离作为评判标准可能不足以全面反映实际抓取过程中的各种需求。因此，本文在实际操作过程中，引入物体的重量、形状以及堆叠稳定性等多个因素，以构建一个更加全面、准确的优先级评定体系。

为了综合考虑多个因素，采用加权平均法来计算最终的抓取优先级：

$$P=\sum_{m=1}^{m_{\max}}\omega_m L_m \tag{14}$$

式中，$P$ 表示堆叠目标的抓取优先级，$m_{\max}$ 表示考虑的因素数量，$\omega_m$ 表示第 $m$ 个因素的权重，且满足，$L_m$ 表示第 $m$ 个因素对于当前堆叠目标的欧式距离。

根据式（13）和（14），在计算欧式距离的基础上，通过引入物体的重量、形状以及堆叠稳定性等多个因素，并结合加权平均法来计算最终的抓取优先级，为可控变胞式码垛机器人提供了一个更加全面、准确的优先级评定体系。这不仅有助于提高机器人的抓取效率和准确性，还能在一定程度上增强堆叠过程的稳定性和安全性。

### 3.2 目标堆叠点位确定

在堆叠目标的抓取优先级评定中，由于目标样点的复杂分布和工件间的相互遮挡，可能导致配准不准确，进而影响抓取顺序的合理性和堆叠稳定性。因此，对其进行目标堆叠点位的确定，以确保机器人在有限的空间内以最优姿态稳定抓取堆叠目标，避免碰撞并提高作业成功率。

确定堆叠目标的抓取优先级后，机器人控制系统可以根据视觉引导原则得到目标工件的三维位姿信息。可控变胞式码垛机器人在堆叠目标物体时，几乎所有工件都保持卧式摆放姿态[21]。在确定目标堆叠点位时，应结合机器人夹爪姿态建立最小包围盒，以保证在正确抓取的同时避免工件与夹爪或其他工件出现碰撞。最小包围盒也叫外接最小矩形，可以针对离散的目标堆叠点位建立最优包围空间[22]。对于机器人控制系统而言，在最优包围空间内规划堆叠点位，能够限制可控变胞式码垛机器人的抓取范围，从而降低不成功抓取事件的出现几率。

规定 $\bar{V}$ 表示离散堆叠点的最优包围特征，$\vec{b}$ 表示码垛机器人的抓取范围控制向量，$\widetilde{N}$ 表示目标堆叠样点的矩形包围参数，$\kappa$ 表示优先级条件下的堆叠点位规划系数，联立公式（14），可将目标堆叠点位的标准定义式表示为：

$$C=\bar{V}\frac{\vec{b}}{\sqrt{2L}}\widetilde{N}^{-\kappa^{\vec{}}/2} \tag{15}$$

为保证堆叠工件的稳定性，机器人夹爪主方向的姿态应尽可能垂直于已完成摆放的工件，且为了避免发生碰撞行为，夹爪可以从斜方向或正方向对目标物体进行自上往下的抓取。

### 3.3 机器人堆叠轨迹规划

尽管目标堆叠点位确定过程已综合考量遮挡、碰撞预防及稳定性，机器人在作业中如何高效、连贯且精确地移动至各堆叠点位仍是挑战。因此，引入机器人堆叠轨迹规划，通过路径精确计算与优化，保障机器人在遵守路径约束与时间要求的同时，平稳高效地完成堆叠任务。具体机器人堆叠轨迹规划算法步骤如下。

1）任务定义与初始条件设置：

明确码垛任务的具体要求，包括起始位置、目标堆叠点位、路径约束（障碍物位置、速度/加速度限制）等。确定机器人的初始运动状态，包括各关节的角度、速度及加速度。

2）路径规划：

使用 A * 路径规划算法在关节空间中规划出一条从起始位置到目标堆叠点位的无碰撞路径。同时，为了确保路径的平滑性和效率[23-24]，对路径进行插值处理，生成一系列中间点，确保路径的连续性和可行性。

3）轨迹生成与优化：

基于步骤 2）使用多项式插值方法生成机器人各关节随时间变化的连续轨迹如公式（16）：

$$M=\frac{C}{2\bar{v}}(|N'-N_0|)^2 \tag{16}$$

式中，$\bar{v}$ 表示码垛运动过程中的机器人运动速度均值，$N_0$ 表示初始运动位置的数值定义项，$N'$ 表示最终运动位置的数值定义项。

在轨迹生成过程中，通过调整插值参数确保轨迹的平滑性，减少速度和加速度的突变，从而降低抖动现象。

4）奇异点避免：

在轨迹规划阶段，通过检查机器人各关节的运动范围，确保不存在使机器人陷入奇异配置（关节角度接近极限值或产生奇异矩阵）的轨迹点。若发现潜在奇异点，通过调整路径或重新规划轨迹来避免。例如，在奇异点附近引入微小的关节角度调整，或通过增加额外的中间点来绕过奇异区域，确保机器人能够平稳过渡。

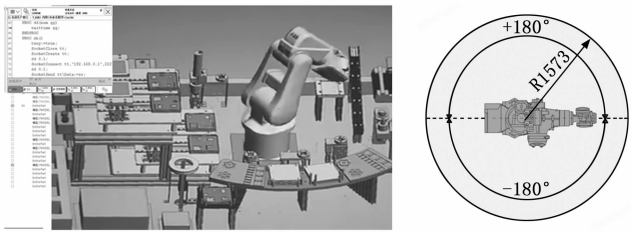
5）时间分配与速度规划：

根据任务要求，为各个目标堆叠点位之间的路径段分配合理的时间，确保机器人能够在规定时间内完成任务。使用指数速度曲线平滑地调整机器人在路径上的速度，避免速度和加速度的急剧变化，确保运动的平稳性和高效性。

6）仿真验证与调整：

将生成的轨迹输入到机器人仿真软件中进行验证

（如图 5 所示），检查轨迹是否满足所有路径约束和性能要求。在仿真中，机器人手臂从初始姿态准备抓取物品开始，通过直线插值规划出一条直达目标堆叠点位的无碰撞路径。随后，利用五次多项式插值技术生成平滑的关节轨迹，确保速度和加速度在整个运动过程中连续变化，有效减少抖动现象。同时，路径规划过程中严格检查并调整，避免机器人手臂接近任何奇异配置。最后，采用指数速度曲线进行速度规划，确保机器人在规定时间内平稳且高效地到达目标堆叠点位，整个运动过程速度过渡自然流畅。




(a)仿真界面　　(b)仿真轨迹

图 5　机器人堆叠轨迹规划仿真结果

由图 5 可知，利用所提机器人堆叠轨迹规划算法，可以确保机器人平稳且高效地到达目标堆叠点位，整个运动过程速度过渡自然流畅。

综合以上过程，首先，通过高精度相机实时采集作业区域的图像信息，利用机器视觉软件对图像进行预处理和分析，识别出目标堆叠物体的轮廓、尺寸和位置等关键信息。接着，基于视觉引导机制，设计机械臂的伺服控制结构，结合目标物体的位置和方向角信息，规划机械臂的运动轨迹和抓取点位。然后，建立堆叠作业的动力学模型，综合考虑机器人的质量、惯性、阻尼和外部作用力等因素，揭示机器人在堆叠过程中的力与力矩关系。在此基础上，设计 PID 反馈控制器，通过微分、积分和比例控制对机械臂的运动轨迹进行精细调节，确保堆叠作业的精确性和稳定性。随后，定义目标堆叠样点并制作位姿点数据集，包含三维坐标、位姿信息等关键参数，为机器人提供精准参考。通过数据增强处理，提升机器人对目标堆叠位姿的学习和理解能力。最后，评定堆叠目标的抓取优先级，确定目标堆叠点位，并规划机器人的堆叠轨迹，确保机器人在有限空间内以最优姿态稳定抓取堆叠目标，避免碰撞并提高作业成功率。

## 4　实验分析与研究

### 4.1　实验设置

设计视觉引导下可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术的目的是确保机器人在码垛作业过程中完成对工件的准确抓取。实验系统由投影仪、上机位、工业相机等多个部件共同组成，其具体型号如表 2 所示。

表 2　实验系统组成

| 项目 | 设备名称 | 型号 |
|---|---|---|
| 1 | 投影仪 | DLP4710 |
| 2 | 上机位 | OptiPlex |
| 3 | 工业相机 | 大恒 MER－531－20GM－P |
| 4 | 相机镜头 | 康标达 M0814－MP2 |
| 5 | 码垛机器人 | ABBIRB1200 六轴机器人 |
| 6 | 夹爪组件 | HFY/HFZ 气动夹爪 |

实验平台在抓取目标堆叠工件时的工作情况如图 6 所示。

图 6　实验平台

执行码垛任务的过程中，如果目标堆叠工件经过搬运后所处位置依然保持在机器人夹爪的运动范围内，那么无论其处于哪一个方向，机器人对其抓取的成功率都能够得到有效保障。本次实验所选用 HFY/HFZ 气动夹爪的长度为 30 cm、最大行程为 15 cm，故其运动范围为 15～45 cm（一般来说，搬运后工件所处位置越接近夹爪运动范围的边界值，码垛机器人对其进行成功抓取的能力就越弱；若工件所处位置超出了夹爪运动范围，那么码垛机器人也就无法对其进行成功抓取）。实验的具体参数设置如表 3 所示。

表 3　实验参数设置

| 参数名称 | 参数值 |
|---|---|
| 图像分辨率 | 1 920×1 080 |
| 边缘检测阈值 | 50 |
| 轮廓提取阈值 | 70 |
| 物料识别精度范围 | 最小尺寸:5 cm　最大尺寸:50 cm |
| 气动夹爪运动范围 | 15～45 cm |
| 堆叠高度 | ≤50 cm |
| 旋转角度 | ±15 ° |
| 缩放比例 | 0.9～1.1 |
| 平移距离 | ±2 cm |

本次实验所选工件的质量为 5 kg，连续搬运不会对工件质量造成影响。

### 4.2 实验步骤

为验证所提出的视觉引导下可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术中，对机器人目标堆叠位姿的识别精度。首先，确保实验系统的各个部件处于正常工作状态，并对相机进行校准，以确保图像捕捉的准确性。其次，启动工业相机捕捉堆叠物料样本的图像，并利用机器视觉软件进行图像分析，提取物料的种类、位置、尺寸等信息。随后，根据提取的信息，构建位姿点数据集合，并对数据对象实施旋转、缩放、平移等增强处理，以提高识别精度。具体步骤如下所示。

1）图像旋转：

在旋转角度设置为 0 °、45 °、90 °、135 °、180 °、225 °、270 °、315 °的参数下，通过对图像进行固定方向的旋转，模拟不同视角下的机械臂位姿。

2）图像缩放：

在缩放系数设置为 0.5、1.0、1.5、2.0 的参数下，通过调整图像的尺寸，模拟不同距离下拍摄的图像大小变化。

3）图像平移：

在水平和垂直方向上，以图像宽度的 10%、20%、30%为平移距离的参数下，通过移动图像中的目标位置，模拟目标在图像中的位置变化。

4）亮度调整：

在亮度调整系数设置为 0.5、1.0、1.5、2.0 的参数下，通过增加或减少图像的亮度值，模拟不同光照条件下的图像变化。

5）噪声添加：

在高斯噪声（均值为 0，方差为 0.01）下，通过向图像中添加噪声干扰，模拟图像采集过程中的噪声影响。

为了验证上述数据增强处理步骤的有效性，实验选取了 100 张包含不同视角下机械臂位姿的图像作为原始数据集。然后，对这些图像进行了旋转、缩放、平移、亮度调整和噪声添加等数据增强处理。处理后的图像数据集被用于训练一个机器学习模型，以识别机械臂的位姿。最后，比较了使用原始数据集和增强处理后的数据集训练的模型的识别准确率，结果如表 4 所示。

表 4 预处理准确率

| 数据集类型 | 识别准确率/% |
|---|---|
| 原始数据集 | 80 |
| 旋转增强数据集 | 88 |
| 缩放增强数据集 | 86 |
| 平移增强数据集 | 87 |
| 亮度调整增强数据集 | 89 |
| 噪声添加增强数据集 | 85 |
| 综合增强数据集 | 92 |

由表 4 可知，使用经过增强处理的数据集训练的模型，其识别准确率普遍超越了基于原始数据集训练的模型。其中，旋转处理和亮度调整对识别准确率的提升效果尤为突出，同时综合增强处理也展现出了显著的提升。这验证了数据增强处理在增强机器人对不同视角、光照条件以及噪声干扰的适应能力方面的有效性，进而提高了识别精度。值得注意的是，尽管噪声添加在单独应用时对识别准确率的提升作用并不明显，甚至可能导致轻微下降，但在综合增强处理中，它却有助于进一步提升识别准确率，这可能是因为噪声的添加丰富了数据的多样性，促使模型在训练阶段能更深入地学习数据的核心特征。

根据识别结果，控制码垛机器人对物料进行堆叠作业。

### 4.3 结果分析

记录每个测试场景中实际位姿与理论位姿的偏差值，并进行数据分析，以评估识别精度。实验结果如表 5 所示。

表 5 目标堆叠位姿识别精度评估

| 工件种类 | 实际位姿与理论位姿偏差 | | | | 旋转角度偏差/° |
|---|---|---|---|---|---|
| | $X$ 轴偏差/cm | $Y$ 轴偏差/cm | $Z$ 轴偏差/cm | 缩放比例偏差 | |
| 工件 1 | 0.22 | 0.11 | 0.16 | 0.01 | ±0.4 |
| 工件 2 | 0.14 | 0.05 | 0.11 | 0.006 | ±0.2 |
| 工件 3 | 0.28 | 0.18 | 0.19 | 0.014 | ±0.6 |
| 工件 4 | 0.23 | 0.15 | 0.17 | 0.01 | ±0.5 |
| 工件 5 | 0.18 | 0.10 | 0.11 | 0.008 | ±0.3 |

表 5 中，$X$ 轴、$Y$ 轴、$Z$ 轴数值为偏差的绝对值大小。由表 5 分析可知，所提出的视觉引导下可控变胞式码垛机器人目标堆叠技术在识别工件位姿方面具有较高的精度。具体而言，各工件在实际位姿与理论位姿之间的偏差均保持在较小范围内，其中 $X$ 轴偏差值平均约为 0.2 cm，$Y$ 轴偏差值平均约为 0.1 cm，$Z$ 轴偏差值平均约为 0.15 cm，缩放比例偏差值平均约为 0.01，旋转角度偏差平均约为±0.4 °。其中，旋转角度偏差中的“±”表示偏差值既可能高于理论值也可能低于理论值，且偏差的绝对值平均约为 0.4°。这些偏差可能来自高精度相机捕捉图像时的微小误差、机器视觉软件分析过程中的算法近似处理、机械臂伺服控制系统响应的滞后效应以及物料本身的不规则形状等因素，但得益于系统的整体设计和算法优化，这些偏差均处于可接受的范围内，确保了堆叠作业的精确性和稳定性。因此，表 5 结果表明该技术能够准确地识别工件的种类、位置、尺寸以及姿态，从而有效地指导码垛机器人进行精确的堆叠作业。因此，认为该技术在实际应用中具有较高的可

靠性和实用性。

在单目标和简单堆叠场景中进行实验，布置了一系列形状相似且易于区分的规则排列工件作为堆叠目标。具体而言，这些工件包括标准的立方体、圆柱体等几何形状，尺寸统一为边长或直径为 10 cm，高度为 5 cm，且表面颜色鲜明，便于视觉系统的识别和区分。选择结合实例分割与抓取筛选的机器人目标堆叠方法、基于点对特征的工件堆叠方法作为对照组，重复进行 50 次的工件码垛，记录每一次搬运后工件所处的具体位置，详情如图 7、图 8 所示。

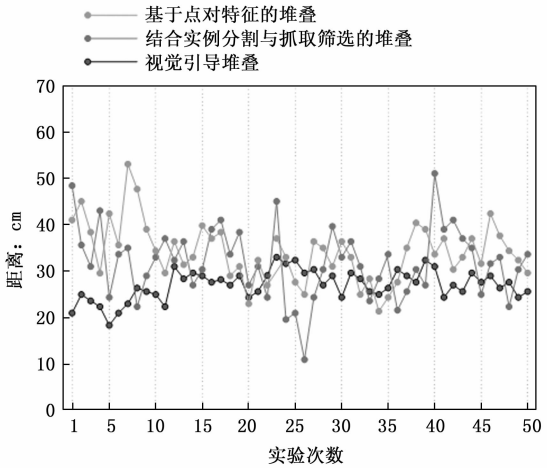



图 7　单目标工件的堆叠实验

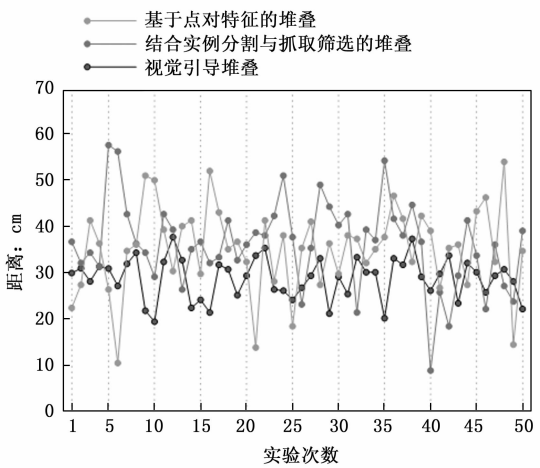



图 8　简单堆叠场景中的堆叠实验

分析图 7、图 8 可知，在单目标和简单堆叠场景中，基于视觉引导堆叠技术搬运工件后，目标工件所处位置的分布情况相对较为平均，结合公式（17）所示表达式进行计算，可知当前情况下目标堆叠工件的抓取成功率达到了 100%。结合实例分割与抓取筛选的机器人目标堆叠方法搬运工件后，个别情况下目标工件所处位置会超过 15～45 cm 的距离范围，故相较于基于视觉引导堆叠技术，其抓取成功率明显较低。基于点对特征的工件堆叠方法搬运工件后，也有几个目标工件所处位置超过了 15～45 cm 的距离范围，故其抓取成功率也低于基于视觉引导堆叠技术。综上可知，在单目标和简单堆叠场景中，基于视觉引导堆叠技术具有显著优势，能够准确识别并抓取目标工件。这是因为视觉引导技术通过高精度相机和机器视觉软件的结合，实现了对物料种类及位置信息的快速、准确捕捉与分析，有效降低了视觉重叠对机械臂伺服控制结构连接形式识别的影响。同时，该技术结合 PID 反馈控制器，构建了堆叠作业的动力学模型，实现了对机器人堆叠行为的精确控制，从而提高了目标抓取的成功率：

$$\eta = \frac{\alpha_1}{\alpha_0} \times 100\% \tag{17}$$

式中，$\alpha_1$ 表示满足已知条件的实验次数，$\alpha_0$ 表示总实验次数。

在复杂堆叠场景中进行实验，为了更贴近实际工业应用中的复杂性和多样性，设置了形状各异、大小不一且堆叠方式多变的工件排列。这些工件包括不规则多面体、异形管件等，尺寸范围在 5～15 cm 之间变化，且表面特征复杂，颜色、纹理各异，增加了机器人视觉识别和抓取操作的难度。选择相同方法进行对照，重复进行 50 次的工件码垛，记录每一次搬运后工件所处的具体位置，详情如图 9 所示。

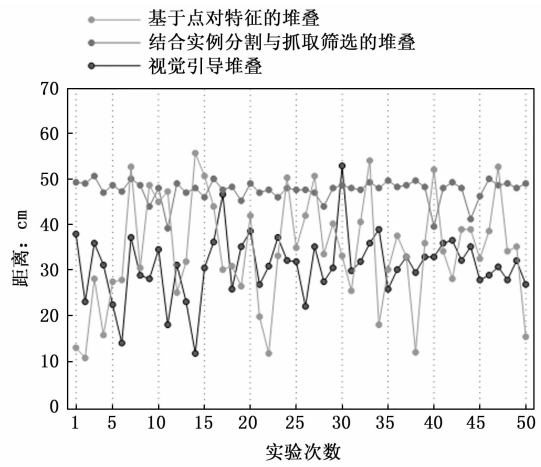



图 9　复杂堆叠场景中的堆叠实验

复杂堆叠场景中，结合实例分割与抓取筛选的机器人目标堆叠方法进行实验，只有个别距离值结果符合已知实验条件，大多数实验结果都超出了 15～45 cm 的距离范围，因此其抓取成功率较低。基于点对特征的工件堆叠方法进行实验，符合已知实验条件的距离值结果也明显少于其他两种方法，抓取成功率较低。而基于视觉引导堆叠技术进行实验，共有 4 个距离值结果不符合已知实验条件，结合公式（17）进行计算，可知该组抓取成功率为 92%。这可能是由于视觉识别系统在处理复

杂场景时受到光照变化、工件遮挡或传感器噪声等因素的影响，导致识别精度有所下降。然而，在 3 种方法中，基于视觉引导堆叠技术的抓取成功率仍然是最高的。这是因为该技术不仅具备高精度的视觉识别能力，还能够通过构建位姿点数据集合、评定堆叠目标抓取优先级以及规划机器人堆叠轨迹等策略，有效应对复杂场景中的挑战。此外，该技术对机械臂伺服控制结构的连接形式进行了深入分析，降低了视觉重叠性，从而进一步提高了堆叠作业的精确性和成功率。

## 5 结束语

视觉引导下可控变胞式码垛机器人的目标堆叠技术，作为工业自动化领域的创新研究方向，不仅展现了现代科技在提升生产效率与灵活性方面的潜力，也深刻体现了智能制造对于工业发展的影响。通过集成高精度的视觉识别系统、智能识别算法与灵活的机械臂操作，该技术实现了从物料识别到精准堆叠的全自动化流程，不仅极大降低了人工干预的需求，也大大提高了机器人作业的精度与效率。

**参考文献：**


[1] 王汝贵，陈辉庆，董奕辰. 可控变胞式码垛机器人非线性动态可靠性分析 [J]. 机械工程学报，2023，59 (11)：189－200.

[2] 刘光辉，宋 鑫，孟月波，等. 结合实例分割与抓取筛选的堆叠目标抓取方法 [J]. 小型微型计算机系统，2024，45 (7)：1648－1655.

[3] 李松恒，陈高铭，张 炜，等. 基于点对特征的无序散乱堆叠工件位姿估计算法 [J]. 科学技术与工程，2023，23 (8)：3354－3362.

[4] ZEYUAN C，ZHIQUAN F，LIRAN Z，et al. Deep-reinforcement-learning-based robot motion strategies for grabbing objects from human hands [J]. Virtual Reality & Intelligent Hardware，2023，5 (5)：407－421.

[5] 石林坤，田怀文，杨玉洁. 改进的 EfficientDet 及直方图均衡化的工件检测算法研究 [J]. 机械科学与技术，2023，42 (9)：1445－1454.

[6] 朱新龙，崔国华，陈赛旋，等. 视觉引导下机器人拆垛场景识别定位抓取方法 [J]. 机床与液压，2023，51 (3)：71－77.

[7] 范贤博俊，陈立家，李 珅，等. 鲁棒的视觉机械臂联合建模优化方法 [J]. 计算机应用，2023，43 (3)：962－971.

[8] 刘佳琪，李小彭，尹 猛，等. 变长度柔性机械臂的双柔性伺服驱动系统振动抑制策略 [J]. 东北大学学报 (自然科学版)，2024，45 (4)：530－539.

[9] 尚东阳，李小彭，尹 猛，等. 采用干扰补偿模糊整定的双柔性机械臂抑振策略 [J]. 振动工程学报，2024，37 (1)：1－10.

[10] 王林军，徐 博，郑 敏，等. 含运动副间隙的 6-RSS 并联机器人弹性动力学建模与分析 [J]. 计算机集成制造系统，2024，30 (5)：1810－1822.

[11] 李 哲，张小刚，王耀南，等. 机器人视觉引导运动控制虚拟仿真平台设计 [J]. 计算机仿真，2023，40 (7)：436－439.

[12] 蒋凌云，魏庆来，张峰华，等. 基于改进粒子群优化算法的 PID 控制器参数整定 [J]. 控制工程，2024，31 (3)：470－477.

[13] 李金川，张 勇，丁 鑫，等. 排水机器人水泵变幅机构铰点位置多目标优化 [J]. 机械设计与研究，2024，40 (1)：79－83.

[14] 齐小刚，王亚洲，班利明，等. 求解动态维修资源优化调度的多目标进化算法 [J]. 智能系统学报，2023，18 (2)：305－313.

[15] 陈 鹏，白 勇，孙翰翔. 面向抓取检测的位姿估计数据集自动采集标注系统 [J]. 工程科学学报，2024，46 (8)：1458－1468.

[16] 胡广华，欧美彤，李振东. 基于合成数据集的多目标识别与 6-DoF 位姿估计 [J]. 华南理工大学学报 (自然科学版)，2024，52 (4)：42－50.

[17] 范振杰，罗 娜. 基于改进 VAE 的时间序列数据增强方法 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版)，2024，50 (3)：400－410.

[18] 李东泽，齐咏生，刘利强，等. 基于双流生成对抗网络数据增强的风电机组智能故障诊断 [J]. 电力自动化设备，2024，44 (11)：94－102.

[19] 孔惠文，马 静，程 鹏，等. 基于子网优先级驱动的交直流混合微网集群双向互联变流器分散式控制策略 [J]. 电工技术学报，2024，39 (9)：2667－2681.

[20] 宋祺鹏，王继东，王 娜，等. 基于多优先级排队论的配电物联网带宽分配方法 [J]. 现代电力，2024，41 (5)：917－925.

[21] 张紫微，郑 玲，李以农，等. 考虑前车运动不确定性的多目标自适应巡航控制 [J]. 汽车工程，2023，45 (3)：361－371.

[22] 邢亚虹，孟长虹，黄 倩，等. 考虑风光出力不确定性的电动汽车充电站多目标双层规划 [J]. 太原理工大学学报，2024，55 (1)：20－30.

[23] 王春臻，李瑞琴，柴 超，等. 混联双平台错动式六足机器人步态分析及轨迹规划 [J]. 机械传动，2023，47 (4)：90－97.

[24] 刘栋财，董广宇，杜玉红，等. 基于网格搜索算法的 6-RUS 并联机器人时间最优轨迹规划 [J]. 中国机械工程，2023，34 (13)：1589－1598.