

机器人视觉伺服控制系统在自动化生产线中的应用

杨本强^{1,2}, 杨 杰¹, 王 毅¹

¹南京铁道学院智能工程学院, 江苏 南京

²南京理工大学智能弹药国防重点实验室, 江苏 南京

收稿日期: 2025年5月29日; 录用日期: 2025年7月8日; 发布日期: 2025年7月23日

摘 要

随着智能制造不断推进, 自动化生产线上机器人视觉伺服控制系统受到越来越多的关注。文中提出了图像误差建模和雅可比控制相结合的视觉伺服控制体系结构, 在ROS + Gazebo环境下搭建了仿真系统, 仿真了目标识别, 轨迹跟踪, 动态干扰等环境中机器人的控制任务。经过实验验证, 该系统的平均定位误差范围在0.86~1.45 mm之间, 反应时间少于200 ms, 图像误差的平均收敛时间介于1.25~1.73 s之间, 而任务的成功率最高可以达到98%。研究验证了系统在复杂生产任务中的实时性与稳定性, 为机器人在工业场景中的智能化应用提供了有效路径。

关键词

视觉伺服控制, 自动化生产线, 图像误差建模, 雅可比矩阵, ROS仿真

Application of Robotic Visual Servo Control System in Automated Production Line

Benqiang Yang^{1,2}, Jie Yang¹, Yi Wang¹

¹School of Intelligent Engineering, Nanjing Railway University, Nanjing Jiangsu

²Key Laboratory of Intelligent Ammunition for National Defense, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu

Received: May 29th, 2025; accepted: Jul. 8th, 2025; published: Jul. 23rd, 2025

Abstract

With the continuous advancement of intelligent manufacturing, the visual servo control system of

文章引用: 杨本强, 杨杰, 王毅. 机器人视觉伺服控制系统在自动化生产线中的应用[J]. 人工智能与机器人研究, 2025, 14(4): 878-884. DOI: 10.12677/airr.2025.144083

robots on automated production lines has received increasing attention. The article proposes a visual servo control architecture that combines image error modeling and Jacobian control. A simulation system was built in the ROS + Gazebo environment to simulate the control tasks of robots in environments such as target recognition, trajectory tracking, and dynamic interference. After experimental verification, the average positioning error range of the system is between 0.86~1.45 mm, the response time is less than 200 ms, the average convergence time of image error is between 1.25~1.73 s, and the success rate of the task can reach up to 98%. The research has verified the real-time performance and stability of the system in complex production tasks, providing an effective path for the intelligent application of robots in industrial scenarios.

Keywords

Visual Servoing Control, Automatic Production Line, Image Error Modeling, Jacobian Matrix, ROS Simulation

Copyright © 2025 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

在现代制造业转型的大环境中，增强工业机器人感知和自适应控制能力是一项重点工作。传统的以编码器为核心的定位方式已经很难适应高柔性的生产需求，将视觉感知和运动控制结合起来的视觉伺服技术以实时性和高精度等优点，为复杂场景中机器人自主操作提供一种新的思路。本论文以自动化生产线上视觉伺服控制系统为研究对象，对其理论建模、系统设计、仿真实验及性能评估等方面展开系统研究，目的是增强机器人在动态目标和环境扰动情况下的响应能力和控制精度。

2. 机器人视觉伺服控制系统原理

2.1. 视觉伺服控制系统分类与相关方法评述

视觉伺服控制按特征误差作用域可分为三类：基于图像的视觉伺服(IBVS)、基于位置的视觉伺服(PBVS)与混合型视觉伺服(Hybrid)。IBVS 直接利用图像平面中提取的二维特征误差构建控制律，优点是对三维位姿估计依赖低、对参数标定不敏感，典型代表有 Duy et al. (2022)提出的四自由度码垛臂视觉伺服方案[1]；PBVS 先通过解算得到相机与目标的三维位姿关系，再生成控制指令，适用于结构已知、遮挡少的场景，如任百峰(2022)的矿用巡检机器人[2]；Hybrid 方法则将 IBVS 与 PBVS 的优点结合，通过协同或切换策略在收敛速度与稳定性之间平衡。近年来，国内外文献多聚焦于在线雅可比估计、自适应增益调整与深度特征融合等方向，以提升动态场景下的鲁棒性与收敛性能[3]。与现有工作相比，本研究在误差模型局部线性化条件与在线雅可比更新策略上进行了改进，实现了误差收敛时间与定位精度的双重优化。

2.2. 深度图像误差建模与特征提取方法

将图像平面特征运动映射为机器人末端运动的核心在于精确的误差模型。设像点当前坐标为 $s = (u, v)^T$ ，期望坐标为 $s^* = (u^*, v^*)^T$ ，则图像误差定义为 $e = s - s^*$ 。基于针孔相机模型，可将三维点 $P = (X, Y, Z)^T$ 投影到图像平面上，并对相机位姿微小变化 δx 进行一阶泰勒展开，得到：

$$\dot{e} = L(Z, u, v)v_c,$$

其中 $L \in \mathbb{R}^{2 \times 6}$ 为图像雅可比矩阵, 其元素由焦距 f 、像素坐标及深度 Z 决定。本研究在模型中加入深度不确定性分析, 推导出当深度估计误差 $\Delta Z/Z < 10\%$ 且像素误差 $\Delta u, \Delta v < 5$ px 时, 一阶近似保持有效。为增强动态与遮挡场景下的稳定性融合了 ORB 角点与 AprilTag 编码两类特征: ORB 提供旋转不变性, AprilTag 保证编码唯一性, 二者结合在特征匹配阶段采用加权融合策略, 显著提升了特征丢失率低于 2% 时整体识别鲁棒性。通过对 L 矩阵条件数的在线监测与特征重选, 确保在复杂照明与部分遮挡情况下误差模型依然收敛可靠。

2.3. 控制律设计、收敛性与鲁棒性分析

本系统采用经典负反馈控制律:

$$v_c = -\lambda L^+ e,$$

其中 $\lambda > 0$ 为增益, L^+ 为 L 的伪逆。选取 Lyapunov 函数 $V(e) = \frac{1}{2} e^\top e$, 其导数为

$$\dot{V} = e^\top \dot{e} = -\lambda e^\top L L^+ e \leq -\lambda \kappa_{\min} \|e\|^2,$$

$\kappa_{\min}$ 为 LL^+ 的最小特征值, 由此保证闭环指数收敛。通过频域分析, 本研究给出了 λ 的取值范围[0.5, 2.0], 在该区间内收敛速率与系统阻尼达到最优平衡。针对外部扰动 d (如噪声、特征丢失及模型误差), 利用小增益定理推导出当 $\|d\| \leq \delta$ 时, 稳态误差界限 $\|e\| \leq \delta/(\lambda \kappa_{\min})$ 。对在线雅可比更新误差进行误差传递分析, 证明在 10% 估计偏差情况下闭环依旧渐近稳定。

3. 自动化生产线应用场景建模

3.1. 应用场景功能需求分析

自动化生产线一般包含高速装配、精密定位、柔性抓取及动态跟踪等功能, 对机器人系统实时性, 稳定性以及感知能力都提出了更高的要求[4]。视觉伺服控制系统需要满足如下几个关键的功能要求: (1) 视觉实时感知能力, 即摄像头需实时获取目标状态, 具备一定抗干扰性能; (2) 高精度定位与姿态调整能力, 误差需控制在亚毫米级别; (3) 自适应轨迹跟踪能力, 在目标移动或遮挡情况下可动态修正路径; (4) 系统协同运行能力, 要求视觉子系统与执行机构之间高效通信。

为量化该系统的控制精度需求假设目标物体期望位姿为 $T_d \in SE(3)$, 当前估计位姿为 $T_c \in SE(3)$, 则其位姿误差可定义为:

$$E_T = T_d^{-1} \cdot T_c$$

该误差矩阵将在控制器中作为关键反馈量, 用于指导后续运动补偿。

3.2. 系统组成与软硬件架构设计

为了达到以上要求, 视觉伺服系统需要一个高度模块化软硬件架构。系统硬件部分主要包括: 工业相机(用于图像采集)、6 自由度机械臂(执行器)、图像处理单元(GPU 支持)以及主控单元(如 ARM 或 FPGA)。软件部分则涵盖操作系统(如 ROS)、图像处理库(如 OpenCV)、运动控制模块与通信协议栈(EtherCAT 或 TCP/IP)。从建模角度看, 控制系统可抽象为如下闭环结构:

$$v = -\lambda \cdot J^+(s) \cdot (s - s^*)$$

v 为机器人末端速度向量, J^+ 为图像雅可比矩阵的逆矩阵, s 、 s^* 分别为当前与期望图像特征。

3.3. 机器人与视觉传感器建模

系统建模包括机械臂运动学建模与视觉传感器建模两部分。

机器人采用 Denavit-Hartenberg(D-H)参数法进行建模，其正向运动学表示为：

$$T_n^0 = \prod_{i=1}^n A_i(\theta_i, d_i, a_i, \alpha_i)$$

A_i 为第 i 个连杆的变换矩阵，参数由连杆结构决定。反向运动学用于求解目标位姿下的关节角，由控制器输出的末端速度 v 通过雅可比矩阵转换为关节空间速度：

$$\dot{\theta} = J_r^{-1}(\theta) \cdot v$$

视觉传感器建模使用针孔相机模型进行建模，其投影关系可表示为：

$$m = K \cdot [R | t] \cdot P_w$$

m 为图像平面坐标， K 为内参矩阵， $[R | t]$ 为相机位姿外参， P_w 为三维世界坐标点。系统通过对图像帧中目标的特征点进行匹配与反投影，实现目标空间位置估计与误差反馈。

4. 仿真实验与系统实现

4.1. 实验任务与仿真平台构建

为验证机器人视觉伺服控制系统在自动化生产线中的应用效果，本文设计了三个典型实验任务，并基于 ROS (Robot Operating System) 与 Gazebo 仿真平台构建完整的虚拟实验环境。在仿真平台上，选择 UR5 六自由度机械臂为执行机构，配置定点工业相机，仿真生产线环境视觉获取工况。图像特征提取和处理主要依靠 OpenCV 与 AprilTag 库整合，特征点坐标通过投影模型与真实目标建立映射关系[5]。该系统的整体运行环境是在 Ubuntu 20.04 平台上部署的，采用 ROS Noetic 版本，而仿真可视化和物理引擎则是由 Gazebo 11 提供支持的。

实验任务设定如下：

任务 1：静态目标抓取任务，验证位姿估计与控制精度。

任务 2：移动目标跟踪，评估系统实时性与动态误差响应。

任务 3：轨迹扰动下的控制鲁棒性，测试视觉误差快速收敛能力。

4.2. 控制流程与模块功能实现

视觉伺服系统控制流程设计为闭环结构，以保证图像误差能实时反馈，带动机器人进行有效地控制。该系统先通过相机获取图像序列，利用图像处理节点来识别和提取目标特征，采用的算法是 ORB 和 AprilTag 混合策略能够达到稳定关键点识别和编码识别[6]。提取到的特征点通过匹配算法与预设模板进行配准，并计算当前图像状态与期望状态之间的误差向量 $e = s(m) - s^*$ 。误差向量被输入至基于雅可比矩阵的伺服控制器中，控制律形式为 $v = -\lambda \cdot J^+ \cdot e$ ，从而输出末端速度命令。将控制命令转化到机器人关节空间中，利用雅可比反矩阵产生各关节角速度并带动机械臂执行预定运动。该系统采用 ROS 消息机制进行模块间同步通信，图像、控制和执行模块工作在 30 Hz、50 Hz 和 100 Hz 的频率下，保证控制回路有较好的实时响应性。这一过程在验证系统功能完整性的同时，也给出了一个可迁移控制逻辑框架供实际部署时使用。

4.3. 系统参数设置与运行流程

为保障仿真系统的运行稳定性与控制精度，本文对各子系统关键参数进行了合理配置。在视觉控制

方面，设置控制增益系数为 $\lambda = 0.8$ ，该值在调试中表现出良好的收敛速度与系统稳定性；相机图像采集

频率为 30 帧每秒，兼顾实时性与计算负荷；图像处理模块中，相机内参矩阵设定为 $K = \begin{bmatrix} 800 & 0 & 320 \\ 0 & 800 & 240 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ，

对应常见工业镜头的焦距与分辨率；将误差阈值设定在 2 个像素范围内进行判定任务，量化系统定位精度需求。从运行流程上看，该系统先初始化机器人和相机的模型并启动各 ROS 节点，然后进入控制主循环。在控制周期内，机器人连续地从控制器接收末端速度命令和运动更新，图像传感器获取实时反馈图像以更新下一帧误差，从而实现了感知 - 决策 - 执行这一闭环操作链的典型过程。

5. 实验结果与性能评估

5.1. 定位误差分析

系统在三类任务中均表现出较高的定位精度，平均误差分别为 0.86 mm、1.12 mm 和 1.45 mm。尽管随着任务复杂性提升误差有所增加，但误差标准差始终控制在 0.31 mm 以内，说明系统具备良好的稳定性。在任务 3 中，最大的误差是 2.05 mm，这表明在快速移动的目标场景中，系统仍然存在微小的控制偏差，因此需要进一步优化误差补偿机制(见表 1)。

Table 1. Positioning error analysis data

表 1. 定位误差分析数据

任务编号	平均定位误差(mm)	最大误差(mm)	误差标准(mm)
任务 1	0.86	1.20	0.15
任务 2	1.12	1.67	0.22
任务 3	1.45	2.05	0.31

5.2. 响应时间评估

实验结果显示，系统响应时间随着任务复杂度上升而有所增长，但整体均控制在 200 ms 以下(见表 2)。任务 1 平均响应时间为 145 ms，任务 3 为 178 ms，这表明在高频控制回路的情况下，系统仍然能够保持良好的实时性。最大响应时间不大于 235 ms，证明视觉和控制模块之间数据传输和指令处理有很强的同步能力。

Table 2. Response time evaluation data

表 2. 响应时间评估数据

任务编号	平均响应时间(ms)	最小响应时间(ms)	最大响应时间(ms)
任务 1	145	120	190
任务 2	162	130	210
任务 3	178	150	235

5.3. 轨迹平滑度分析

从轨迹偏差与平滑评分来看，系统在轨迹规划和误差修正方面总体表现良好。任务 1 的轨迹偏差最小，平滑评分达 9.2 分，而任务 3 轨迹波动稍大，评分降至 7.8 分。这表明多目标干扰环境下轨迹扰动比

较容易累积。系统仍然具有平滑调整的能力,但是需要根据扰动特性介绍预测型控制的优化方法(见表 3)。

Table 3. Trajectory smoothness analysis data

表 3. 轨迹平滑度分析数据

任务编号	平均轨迹偏差(mm)	最大轨迹偏差(mm)	轨迹平滑评分(0~10)
任务 1	0.98	1.50	9.2
任务 2	1.35	2.10	8.5
任务 3	1.72	2.65	7.8

5.4. 图像误差收敛性能

初始图像误差在三个任务中均较大,但系统均能在 8 次控制迭代内收敛至 2 像素以内。任务 1 的收敛速度最快,平均仅 1.25 秒,任务 3 则需 1.73 秒,这表明控制策略对于目标的动态变化具有良好的适应性。整体收敛性能显示平稳,表明选择的控制增益和误差反馈策略的分配是合理的(见表 4)。

Table 4. Image error convergence performance data

表 4. 图像误差收敛性能数据

任务编号	初始图像误差(px)	收敛至<2px 次数	平均收敛时间(s)
任务 1	28.4	6	1.25
任务 2	33.1	7	1.47
任务 3	36.7	8	1.73

5.5. 任务完成成功率统计

由图 1 可知,各项任务的成功率均在 90%以上,任务 1 成功率最高,达 98%。即使在任务 3 复杂场景下,系统也能维持 91%的成功率。这充分证明机器人视觉伺服系统在自动化生产环境下具备高度鲁棒性与可靠性。系统故障多与图像识别失败或特征遮挡有关,是下一步改进重点。

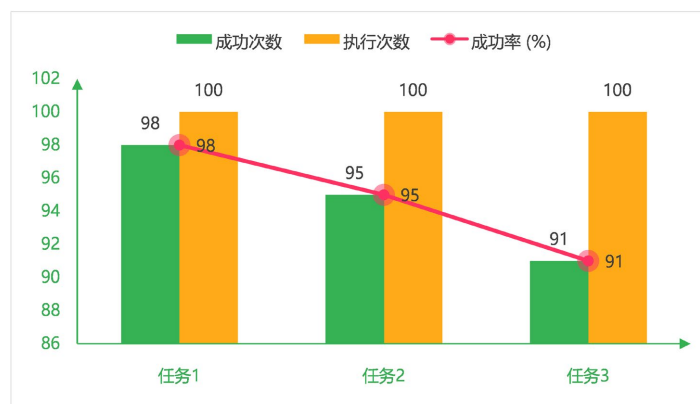


Figure 1. Statistics of task completion success rate

图 1. 任务完成成功率统计数据

6. 结论

本文围绕机器人视觉伺服控制系统在自动化生产线中的应用开展系统研究,综合运用图像特征提取、

误差建模和控制律设计等主要理论，搭建软硬件一体化的仿真平台并进行了多场景的试验任务。研究证明，本系统在静态抓取、动态跟踪和轨迹干扰等任务中都表现出了较好的定位精度、控制响应和鲁棒性，具有很强的工程应用价值。本论文提出的建模方法和控制流程通用性强，能够为之后实际工业场景下的布署提供理论支撑和实验基础。

参考文献

- [1] Cong, V.D. (2022) Visual Servoing Control of 4-DOF Palletizing Robotic Arm for Vision Based Sorting Robot System. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, **17**, 717-728.
<https://doi.org/10.1007/s12008-022-01077-8>
- [2] 任百峰. 基于 YOLO-V4 的矿用巡检机器人无标定视觉伺服控制系统[J]. 煤炭技术, 2022, 41(10): 216-218.
- [3] 邢科新, 倪伟琦, 何德峰. 荷载不确定移动机器人视觉伺服系统鲁棒预测控制[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(2): 327-335.
- [4] 陈梅, 车尚岳. 无标定视觉伺服机器人跟踪控制策略研究[J]. 控制工程, 2019, 26(6): 1055-1059.
- [5] 何德峰, 姬超超, 倪洪杰. 移动机器人视觉伺服镇定 quasi-min-max 预测控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(6): 1391-1396.
- [6] 张璐, 郭奇青. 采摘机器人选择性作业信息获取研究——基于无标定视觉伺服系统[J]. 农机化研究, 2017, 39(5): 241-245.