

基于 IBVS-预设性能约束的机器人编队与静态避障控制

徐建明^{1,2}, 周佳旋¹, 周路顺², 张扬扬², 金瑶²

(1. 浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023;

2. 杭州力为科技有限公司, 杭州 311400)

摘要: 针对基于图像视觉伺服 (IBVS) 的领航-跟随编队控制和静态避障问题, 提出了一种非线性增益控制律与人工势场法相结合的编队控制方法; 通过预设性能函数与误差非线性映射将受视角约束的像素误差转换到无约束空间下, 设计了一种非线性增益控制律, 调节跟随机器人的运动速度以保持编队队形; 利用传感器获得的环境中障碍物的距离, 构建斥力势场, 并将该斥力叠加到编队控制律中, 形成融合斥力的控制输入, 且像素误差收敛至预设的性能边界内; 基于 Lyapunov 稳定性理论及一致最终有界 (UUB) 分析证明了闭环系统的稳定性; 通过 Matlab 仿真与实物平台实验验证该方法可有效实现移动机器人的队形保持与避障功能。

关键词: 视觉伺服; 预设性能约束; 编队控制; 人工势场法; 静态障碍物

IBVS-Prescribed Performance Constrained Formation Control and Static Obstacle Avoidance for Mobile Robots

XU Jianming^{1,2}, ZHOU Jiakuan¹, ZHOU Lushun², ZHANG Yangyang², JIN Yao²

(1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

2. Hangzhou Liwei Technology Co., Ltd., Hangzhou 311400, China)

Abstract: Aimed at vision-based leader-follower formation control and static obstacle avoidance utilizing image-based visual servoing (IBVS), a formation control method integrating a nonlinear gain control law with the artificial potential field (APF) is proposed. To maintain formation geometry, a nonlinear gain control law is designed to regulate the motion velocity of follower robots by transforming pixel errors constrained by field-of-view (FOV) limitations into an unconstrained space through preset performance functions and nonlinear error mapping. Repulsive potential fields are constructed from sensor-acquired obstacle distances and fused into the control framework as repulsion-integrated inputs, ensuring that the pixel error converges to the predefined performance boundary. The stability of the closed-loop system is proven using Lyapunov stability theory and uniformly ultimately bounded (UUB) analysis. The effectiveness of the proposed method is demonstrated through Matlab simulations and physical experiments in achieving mobile robot formation and obstacle avoidance performance.

Keywords: visual servoing; prescribed performance control; formation control; artificial potential field; static obstacle avoidance

0 引言

多机器人系统因为在任务适用性、鲁棒性和可扩展性方面相对于单个机器人具有显著优势^[1], 所以被广泛应用于社会的各个领域, 在各种场景中协助甚至取代人类完成某些特定任务, 如航空航天、智能家居、搜索救

援以及工业制造等方面^[2-3]。多机器人的队形控制是研究多机器人协调合作的基础问题, 同时还需要具备一定的避障能力, 确保机器人编队能够适应多样的、复杂的环境^[4]。

在机器人的编队控制研究中, 主要形成了以下几种

收稿日期: 2025-07-18; 修回日期: 2025-08-25。

基金项目: 国家自然科学基金项目(U24A20258)。

作者简介: 徐建明(1970-), 男, 博士, 教授。

引用格式: 徐建明, 周佳旋, 周路顺, 等. 基于 IBVS-预设性能约束的机器人编队与静态避障控制[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(1): 76-85.

典型的编队控制方法, 分别为领航一跟随法^[5-6]、虚拟结构法^[7-8]、基于行为法^[9]、图论法^[10]等。这些控制方法各有优缺点^[11], 其中领导一跟随编队控制法因为控制方法简单并且容易根据所涉及的机器人数量进行扩展而在众多方法中脱颖而出。领航一跟随编队控制方法将机器人个体分为领航者和跟随者, 其中领航者主要负责规划编队的运动路径, 而其它机器人个体则充当跟随者的角色, 跟踪领航者的运行轨迹。基于视觉的控制, 通常也称为视觉伺服^[12], 视觉在机器人领域的应用主要是利用相机的视觉信息作为反馈信号来确定机器人的运动。相机与雷达等传统传感器相比价格低廉且能提供丰富的信息, 所以被广泛应用于编队控制中^[13]。视觉伺服控制按照反馈信号的类型不同可以被分为基于位置的视觉伺服 (PBVS, position-based visual servoing)^[14]和基于图像的视觉伺服 (IBVS, image-based visual servoing)^[15]。PBVS 利用图像特征计算目标相对于相机的位姿, 然后基于重建的三维笛卡尔空间信息设计控制律控制机器人向目标位姿运动。但是, 它依赖于一个具有良好校准的相机和精确的 3D 对象模型。IBVS 省略了位姿估计的步骤, 直接使用图像特征, 通过与期望的图像特征坐标进行比较来形成图像特征误差, 进而设计控制律控制机器人运动。相对于 PBVS, IBVS 对相机校准误差和机器人模型精度不太敏感, 能够实现更高的控制精度^[16]。尽管基于图像视觉伺服的领航一跟随编队控制已经取得了相当大的成果, 但是由于相机固有的视场角 (FOV, field of view) 限制, 确保相机始终观察到目标仍然是一个关键挑战。文献 [17] 对可见性区域进行建模, 基于双极向量场设计控制律保证系统轨迹保持在集合内部从而确保可见性约束。文献 [18] 提出一种策略型深度强化学习方法, 在经典 IBVS 框架上引入自适应调节控制器增益, 在保证特征点不丢失的同时提升伺服效率, 解决可见性约束下问题。此外, 也有基于图像平面直接进行可见性约束控制的方法。文献 [19] 提出了基于 Q-learning 的控制器, 将图像平面划分为离散网格世界, 并根据视觉特征点的位置和当前深度定义状态, 设计奖励函数将特征点推向理想区域以保持视觉特征点在视野内。在移动机器人编队的避障算法中, 人工势场法不仅可以进行路径规划, 还可以用来避障, 是一种高效简单的在线规划方法。文献 [20] 针对动态环境下的多智能体编队避障问题, 利用人工势场法实现单个智能体的避障, 同时结合布谷鸟搜索算法调整势场增量系数以适应复杂环境下的编队避障。文献 [21] 提出了改进的人工势场法用来实现避障, 建立了旋转势场解决传统人工势场法中出现的局部最小值与目标不可达问题。文献 [22] 改进了人工势场法的斥力函数实现运动学层面上的协同避障避障。

综上所述, 为解决单目视觉下移动机器人编队控制中存在的视场角约束及静态避障问题, 提出了一种基于图像的领航跟随编队控制方法与人工势场法相结合的编队控制方法。受文献 [23] 的启发, 引入预设性能函数, 设置误差的收敛速度以及稳态误差, 使得特征点能够满足可见性约束条件。为了简化编队控制器的设计, 通过非线性映射, 将有条件约束的像素误差转换为无约束空间下的问题。基于转换后的特征点实际与期望像素坐标之间的误差, 设计了非线性增益控制律, 调整跟随移动机器人的速度以保持编队的队形。考虑有静态障碍物的情况下, 构造基于障碍物与机器人之间最短距离的斥力函数, 通过计算负梯度获得斥力向量, 引导机器人远离障碍物; 然后将该斥力叠加至编队控制律中, 形成融合斥力的控制输入。最后通过在 Matlab 中的仿真和物理平台上的实验, 验证了该方法的有效性。

1 系统建模与控制目标

1.1 运动学与视觉模型

全向移动机器人的运动学模型可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_i^w = v_{ix}^R \cos\varphi_i^w - v_{iy}^R \sin\varphi_i^w \\ \dot{y}_i^w = v_{ix}^R \sin\varphi_i^w + v_{iy}^R \cos\varphi_i^w \\ \dot{\varphi}_i^w = \omega_i^R \end{cases} \quad (1)$$

其中: $i \in \{l, f\}$, $[x_i^w, y_i^w]^T$ 和 φ_i^w 分别表示第 i 个全向移动机器人在世界坐标系下的位置坐标和朝向角; v_{ix}^R 、 v_{iy}^R 和 ω_i^R 则分别表示第 i 个全向移动机器人在自身车体坐标系下的 x 轴、 y 轴方向上的线速度和角速度。

传统的领航一跟随编队控制算法主要包括 $l-l$ 和 $l-\varphi$ 两种编队控制模式。其中 $l-l$ 控制模式是通过维持成员之间两个固定的距离来保持期望队形, 选定的一个或多个机器人作为参考点引导整个编队向目标移动, 从而实现整体的编队控制。 $l-\varphi$ 控制模式是领航者通过实时监控跟随者的位姿信息和调整跟随者的运动速度, 使跟随者以一定的距离和角度进行跟随, 保持期望队形实现编队控制。

如图 1 所示, 使用了基本的 $l-\varphi$ 控制模式下的领航一跟随编队控制方法, 由在同一平面上运动的领航全向移动机器人 R_l 和跟随全向移动机器人 R_f 组成多移动机器人系统。以地面为参考建立世界坐标系 XOY , 以车体本身为参考建立局部坐标系 $x_i o y_i$, 机器人在世界坐标系下的位姿为 $[x_i^w \ y_i^w \ \varphi_i^w]^T$ 。

基于 $l-\varphi$ 控制模式下的领航一跟随编队控制方法, 定义 $R_l^f = [x_l^f, y_l^f]^T$, 用来描述领航者在跟随者坐标系下的位置坐标。因此, 结合公式 (1) 可以得到针对全向移动机器人基于领航一跟随编队控制方法的运动学模型:

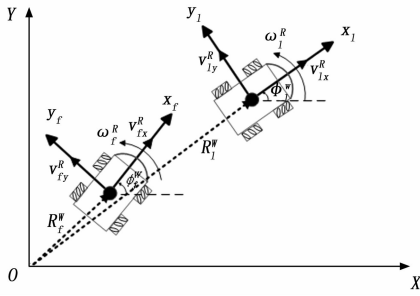


图 1 机器人编队控制运动学模型示意图

$$\begin{cases} \dot{x}_l^f = \cos\phi_l^R v_{lx}^R - \sin\phi_l^R v_{ly}^R - v_{fx}^R + y_l^f \omega_f^R \\ \dot{y}_l^f = -\sin\phi_l^R v_{lx}^R + \cos\phi_l^R v_{ly}^R - v_{fy}^R - x_l^f \omega_f^R \\ \dot{\phi}_l^f = \omega_l^R - \omega_f^R \end{cases} \quad (2)$$

如图 2 中所示, 跟随车中心轴上固定安装有一个单目相机, 且其光轴平行于跟随车车体坐标系的 x 轴; 特征点固定在领航车中心轴上。单目相机用来捕获特征点 P 的图像, 但是由于使用的是单目相机, 因此特征点的特征深度是未知的。

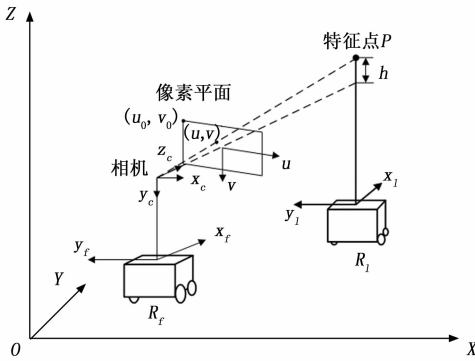


图 2 基于图像视觉的领航-跟随系统示意图

根据图 2 中坐标系之间的关系, 特征点 P 在相机坐标系下的坐标为:

$$[X_P^C \ Y_P^C \ Z_P^C]^T = [-y_l^f \ h \ x_l^f]^T \quad (3)$$

其中: 常数 h 表示相机光学中心和特征点之间的相对高度。

假设 1: 常数 h 的值已知, 且 $h \neq 0$ 。

根据透视相机的针孔模型, 特征点在相机像素平面上的坐标 $s = [u \ v]^T$ 可以表示为:

$$\begin{cases} u = f_u \frac{X_P^C}{Z_P^C} + u_0 = f_u u_n + u_0 \\ v = f_v \frac{Y_P^C}{Z_P^C} + v_0 = f_v v_n + v_0 \end{cases} \quad (4)$$

其中: f_u 和 f_v 分别是相机 x 和 y 轴方向上的缩放因子, 且为定值; (u_0, v_0) 为相机原点在像素平面中的位置坐标。 u_n, v_n 作为中间变量用于简化表达式。

同时, 因为相机是固定在跟随车上的并且相机的视野本身是有限的, 所以特征点的像素坐标受到以下可见

性条件的约束:

$$\begin{cases} u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \\ v_{\min} \leq v \leq v_{\max} \end{cases} \quad (5)$$

其中: u_{\min}, v_{\min} 和 u_{\max}, v_{\max} 分别表示相机像素平面坐标 u 和 v 的最小值和最大值。

公式 (4) 关于时间求导, 并结合公式 (2)、(3) 可以得到全向移动机器人基于图像视觉伺服的领航-跟随编队控制方法的运动学模型:

$$\dot{s} = [\dot{u} \ \dot{v}]^T = \mathbf{G} [v_{fx}^R \ v_{fy}^R \ \omega_f^R]^T + \mathbf{J} [v_{lx}^R \ v_{ly}^R]^T \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \frac{1}{h} f_u u_n v_n & \frac{1}{h} f_u v_n & f_u (1 + u_n^2) \\ \frac{1}{h} f_v v_n^2 & 0 & f_u u_n v_n \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{J} = -\frac{1}{h} v_n \begin{bmatrix} f_u (u_n \cos\phi_l^f - \sin\phi_l^f) & f_u (\cos\phi_l^f - u_n \sin\phi_l^f) \\ f_v v_n \cos\phi_l^f & -f_v v_n \sin\phi_l^f \end{bmatrix}.$$

假设 2: 在初始队形时, 特征点 P 在以期望坐标为中心的相机 $1/2$ 视野范围内。同时领航车的线速度和角速度 $v_{lx}^R, v_{ly}^R, \omega_l^R$ 是有界的。

1.2 控制目标

本研究旨在实现一种基于图像视觉伺服的多全向移动机器人三角形编队与静态障碍物避障控制系统, 多个结构一致的全向移动机器人从初始分散位置出发, 在视觉信息的引导下, 快速自主移动至预定的三角形编队队形; 同时, 针对环境中的静态障碍物, 移动机器人编队能够绕开障碍物避免碰撞, 并且快速恢复期望队形。

实现基于 IBVS 的领航-跟随编队控制和静态避障, 即要求在像素平面上, 实际特征点与期望特征点之间的像素误差收敛到 0 的任意小范围内, 并且特征点始终满足相机的视场角约束。

定义 $[u_d \ v_d]^T$ 为特征点 P 的期望像素坐标, 那么特征点 P 的像素误差 $e = [e_u \ e_v]^T$ 可以表示为:

$$\begin{cases} e_u = u - u_d \\ e_v = v - v_d \end{cases} \quad (7)$$

同时, 考虑到当编队处于平稳运行时特征点的像素误差已经趋于稳定, 即使为了躲避障碍物会导致编队队形误差增大, 跟随车也会通过实时调整角速度保证领航车特征点的像素误差不发生突变, 导致避障后的误差收敛较慢。因此, 针对这种情况引入了“虚拟像素误差” $[e_{u_virtual} \ e_{v_virtual}]^T$, 将编队误差通过透视相机的针孔模型映射到像素平面:

$$\begin{cases} e_{u_virtual} = f_u \frac{-\Delta y}{\Delta x} \\ e_{v_virtual} = f_v \frac{h}{\Delta x} \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\Delta x, \Delta y$ 分别表示跟随车实际位置与期望位置的差值。并将“虚拟像素误差”与特征点像素误差组成

总的控制系统误差:

$$\begin{cases} e_u = e_{u_p} + e_{u_virtual} \\ e_v = e_{v_p} + e_{v_virtual} \end{cases} \quad (9)$$

那么, 该移动机器人编队与避障系统的控制目标为:

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} e_u = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} e_v = 0 \end{cases} \quad (10)$$

2 IBVS 控制系统设计

2.1 基于预设性能约束的像素误差转换

针对上述问题, 采用了一种基于预设性能约束与误差转换的策略即预设性能控制 (PPC, prescribed performance control)^[25]。通过预设性能显式定义误差的瞬态及稳态性能边界, 利用非线性映射对像素误差进行转换, 将有约束系统转化为无约束系统, 然后通过设计合适的控制器确保误差转换后的新系统误差满足一致有界, 那么原系统误差就能够满足如下三个约束: 一是误差最终收敛到一个任意小的固定区间, 二是误差的收敛速度不低于预设值, 三是误差在瞬态过程中不超过设定的阈值。

设计归一化性能约束函数 $\rho_k(t)$, 其规定了像素误差的稳态误差、收敛速率, 其形式如下:

$$\rho_k(t) = \left(1 - \frac{\rho_\infty}{A \max\{\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k\}}\right) e^{-\lambda_\tau t} + \frac{\rho_\infty}{A \max\{\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k\}} \quad (11)$$

$\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k$ 均为正常数, 是由相机 FOV 确定的理论上允许的最大像素误差, 取两者的最大值确保性能边界足够大, 能容纳初始误差和 FOV 限制。在本文中被定义为:

$$\begin{cases} \underline{\sigma}_u = (u_d - u_{\min})/2 \\ \underline{\sigma}_u = (u_{\max} - u_d)/2 \\ \underline{\sigma}_v = (v_d - v_{\min})/2 \\ \underline{\sigma}_v = (v_{\max} - v_d)/2 \end{cases} \quad (12)$$

$k \in \{u, v\}; \tau > 0$ 表示误差的收敛速度控制性能曲线的形态; $\rho_\infty > 0$ 表示稳态误差即编队最终允许的像素误差范围。常数 λ_τ 是收敛速率的增益系数, 当系统处于正常编队时, $\lambda_\tau = 1$; 当系统进入避障情况时为了加快误差收敛通过其来提升误差的收敛速率, $\lambda_\tau > 1$ 。常数 A 是边界扩大系数, 当系统处于正常编队时 $A=1$, 系统保持设定的稳态像素误差; 当系统进入到避障情况时, 通过其来放宽像素误差的允许范围使得跟随车有更大范围的避障动作加速误差收敛, $1 < A \leq 2$ 。

误差 $e = [e_u \ e_v]^T$ 基于相机视场角 FOV 的硬性约束需要满足下面的条件:

$$-A\underline{\sigma}_k \rho_k(t) < e_k < A\bar{\sigma}_k \rho_k(t), t \geq 0 \quad (13)$$

结合公式 (11) 分析, 公式 (13) 约束了像素误差允许的最大初始值即瞬态误差值, $-A\underline{\sigma}_k < e_k(0) < A\bar{\sigma}_k$; 同时

像素误差也严格满足预设的最终稳态边界 $-\frac{\underline{\sigma}_k}{\max\{\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k\}} \rho_\infty < e_k(\infty) < \frac{\bar{\sigma}_k}{\max\{\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k\}} \rho_\infty$ 。

为了简化设计过程, 将原始系统中有约束的像素误差 e 通过非线性映射转换为无约束变量 ε , 从而将控制目标从“满足复杂性能约束”简化为“稳定无约束系统”。

首先, 根据公式 (13) 定义归一化的像素误差 z_k :

$$z_k = \frac{e_k}{A\sigma_k \rho_k(t)} \in (-1, 1) \quad (14)$$

$$\text{其中: } \sigma_k = \begin{cases} \underline{\sigma}_k, & \lim z_k = -1 \\ \bar{\sigma}_k, & \lim z_k = 1 \end{cases}.$$

通过双曲正切的反函数构造映射将 $z_k \in (-1, 1)$ 映射到 $\varepsilon_k \in (-\infty, \infty)$, 在本文中用对数形式表示:

$$\varepsilon_k = \ln\left(\frac{1+z_k}{1-z_k}\right) \quad (15)$$

将 z_k 的表达式代入, 得到:

$$\varepsilon_k = \ln\left(\frac{A\sigma_k \rho_k(t) + e_k}{A\sigma_k \rho_k(t) - e_k}\right) \quad (16)$$

当 $\varepsilon_k \rightarrow -\infty$ 时, $z_k \rightarrow -1$; 同理, 当 $\varepsilon_k \rightarrow \infty$ 时, $z_k \rightarrow 1$ 。那么, 根据前面的分析, 本文中像素误差转换函数的具体形式如下:

$$\varepsilon_k = \ln\left(\frac{e_k + A\sigma_k \rho_k(t)}{A\bar{\sigma}_k \rho_k(t) - e_k}\right) \quad (17)$$

将变换后的像素误差即公式 (14) 关于时间求导, 可以得到:

$$\dot{\varepsilon}_k = \xi_k \dot{e}_k + \xi_k \delta_k \quad (18)$$

其中:

$$\begin{cases} \xi_k = \frac{A\underline{\sigma}_k \rho_k + A\bar{\sigma}_k \rho_k}{(e_k + A\underline{\sigma}_k \rho_k)(A\bar{\sigma}_k \rho_k - e_k)} \\ \delta_k = -\frac{\dot{\rho}_k}{\rho_k} e_k \end{cases} \quad (19)$$

公式 (18) 再结合公式 (8) 可以得到像素误差转换后控制系统的运动学模型:

$$\dot{\boldsymbol{\varepsilon}} = [\dot{\varepsilon}_u \ \dot{\varepsilon}_v]^T = \xi(\mathbf{G}[v_{fx}^R \ v_{fy}^R \ \omega_f^R]^T + \mathbf{J}[v_{lx}^R \ v_{ly}^R]^T + \boldsymbol{\delta}) \quad (20)$$

其中: $\xi = \text{diag}(\xi_u, \xi_v), \boldsymbol{\delta} = [\delta_u \ \delta_v]^T$ 。

2.2 编队一避障融合控制律设计

为了实现三角形编队的控制目标, 设计了一种非线性增益控制策略。该控制策略的主要特点是无需精确调整系统参数, 不需要获取领航车的速度信息, 计算复杂度较低, 同时具有较强的鲁棒性, 使其能够在复杂环境下稳定运行。控制律设计如下:

$$\begin{cases} v_{fx}^R = k_1 N(\varepsilon_u) \\ v_{fy}^R = k_2 N(\varepsilon_u) \\ \omega_f^R = -k_3 \varepsilon_u \end{cases} \quad (21)$$

其中： $k_1 \neq 0, k_2 \neq 0, k_3 > 0$ 为增益系数； $N(\epsilon_k) = \epsilon_k \cos(\epsilon_k)$ 为非线性增益函数。

该非线性增益函数使得控制律能够根据误差的大小自适应调节控制输入，以提高控制系统的稳定性和收敛速度。

首先，根据假设 1 相机光学中心和特征点之间的相对高度 h 的值已知但是符号未知即其可正可负。若只采用单纯的线性控制如 $N(\epsilon_k) = \epsilon_k$ ，当 $h < 0$ 时，速度的方向会导致机器人朝相反方向运动从而远离目标使误差发散。采用该非线性增益函数，通过余弦函数的对称性与周期性变化可以自适应符号问题，避免由于控制方向错误导致系统发散。

其次，当误差较大时，线性控制如 $N(\epsilon_k) = \epsilon_k$ 会生成过大的速度指令，机器人可能会冲出相机视野。但是，符号周期性反转的余弦函数会触发速度反转，形成自适应阻尼。

考虑到任务环境的复杂性与动态变化，引入了人工势场法实现避障功能。人工势场法实现避障功能的本质是在位形空间中以一个点表示移动机器人和障碍物，当移动机器人靠近障碍物时产生反向的斥力使移动机器人自动远离障碍物，避免碰撞风险。

移动机器人 R_i 与障碍物之间的斥力场函数为：

$$U_{\text{rep}}(\mathbf{p}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta \left(\frac{1}{d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}})} - \frac{1}{d^0} \right)^2 & 0 < d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}}) \leq d^0 \\ 0 & d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}}) > d^0 \end{cases} \quad (22)$$

其中： η 为斥力增益系数， $\eta > 0$ ； \mathbf{p}_{obs} 为障碍物位置， $d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}}) = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{\text{obs}}\|$ 为机器人 R_i 到障碍物的最短距离， d^0 是代表障碍物斥力作用范围阈值。

斥力 F_{rep} 为斥力函数 $U_{\text{rep}}(\mathbf{p}_i)$ 的负梯度表示为：

$$F_{\text{rep}} = -\nabla U_{\text{rep}}(\mathbf{p}_i) = \begin{cases} \eta \left(\frac{1}{d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}})} - \frac{1}{d^0} \right) \cdot \frac{1}{d^2(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}})} & 0 < d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}}) \leq d^0 \\ 0 & d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}}) > d^0 \end{cases} \quad (23)$$

综上，跟随机器人总的期望速度是编队控制律所计算出的速度和斥力所产生的速度之和：

$$\mathbf{U}_{f_total} = \mathbf{U}_f + \mathbf{g}F_{\text{rep}} \quad (24)$$

其中： $\mathbf{U}_f = [v_{fx}^R \ v_{fy}^R \ \omega_f^R]^T$ 表示由非线性增益控制律规划出的速度； $\mathbf{g} = [g \cos \alpha \ g \sin \alpha \ 0]^T$ ， $\alpha = \text{atan2}\left(\frac{y_i^W - y_{\text{obs}}^W}{x_i^W - x_{\text{obs}}^W}\right) - \varphi_i^W$ 表示斥力方向与机器人朝向之间的夹角， g 是斥力到速度指令的比例转换系数。因为全向移动机器人通过横向移动就可以避开障碍物，同时，角速度由编队控制律实时调整以保证领航车上的特征点

始终在相机视野内，额外的斥力干扰角速度可能会破坏视觉伺服的稳定性，所以本文中障碍物斥力对角速度没有影响。

在非线性增益控制律与人工势场法避障方法的协同作用下，控制系统整体是稳定的，且始终满足可见性约束条件，稳定性证明如下。

将总的控制输入即公式 (24) 带入到系统运动学模型即公式 (20) 中，可以得到：

$$\begin{aligned} \dot{\epsilon} &= \xi(\mathbf{G}[k_1 N(\epsilon_v) \ k_2 N(\epsilon_u) \ -k_3 \epsilon_u]^T + \\ \mathbf{J}[v_{lx}^R \ v_{ly}^R]^T + \boldsymbol{\delta}) &= \xi(\mathbf{L}[\epsilon_u \ N(\epsilon_u) \ N(\epsilon_v)]^T + \mathbf{Q}) \end{aligned} \quad (25)$$

其中： $\mathbf{Q} = [q_1 \ q_2]^T = \mathbf{J}[v_{lx}^R \ v_{ly}^R]^T + \boldsymbol{\delta} + \mathbf{g}F_{\text{rep}}$ ，矩阵 $\mathbf{L} = [l_{ij}]_{2 \times 3}$ 的具体参数如下：

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} -k_3 f_u (1 + u_n^2) & -\frac{1}{h} k_2 f_u u_n & -\frac{1}{h} k_1 f_u u_n v_n \\ -k_3 f_u u_n v_n & 0 & -\frac{1}{h} k_1 f_v v_n^2 \end{bmatrix}$$

首先，分析 $\boldsymbol{\delta}$ 的有界性。将公式 (17) 等式两边取 \ln 函数逆运算：

$$e^{\epsilon_k} = \frac{e_k + A\sigma_k \rho_k(t)}{A\bar{\sigma}_k \rho_k(t) - e_k} \quad (26)$$

得到：

$$e_k = A \frac{e^{\epsilon_k} \bar{\sigma}_k - \sigma_k}{e^{\epsilon_k} + 1} \rho_k \quad (27)$$

$$\text{记：} T(\epsilon_k) = \frac{e^{\epsilon_k} \bar{\sigma}_k - \sigma_k}{e^{\epsilon_k} + 1}.$$

公式 (26) 带入误差的约束条件公式 (13)： $-A\sigma_k \rho_k < AT(\epsilon_k) \rho_k < A\bar{\sigma}_k \rho_k$ ，那么 $T(\epsilon_k)$ 满足： $-\sigma_k < T(\epsilon_k) < \bar{\sigma}_k$ ，则 $T(\epsilon_k)$ 是有界的。

将公式 (27) 带入公式 (19) 中，可以得到：

$$\delta_k = -\frac{\dot{\rho}_k}{\rho_k} e_k = -\frac{\dot{\rho}_k}{\rho_k} AT(\epsilon_k) \rho_k = -\dot{\rho}_k AT(\epsilon_k) \quad (28)$$

将公式 (11) 关于时间求导：

$$\dot{\rho}_k(t) = -\lambda_\tau \tau \left(1 - \frac{\rho_\infty}{A \max\{\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k\}} \right) e^{-\lambda_\tau \tau} \quad (29)$$

可知 $0 < \dot{\rho}_k \leq -\lambda_\tau \tau \left(1 - \frac{\rho_\infty}{A \max\{\underline{\sigma}_k, \bar{\sigma}_k\}} \right)$ ， $\dot{\rho}_k$ 是有界的。

那么，可得 $\delta_k = -\dot{\rho}_k AT(\epsilon_k)$ 是有界的。

在实际系统中，移动机器人无法与障碍物完全接触（即避免碰撞），故存在最小安全距离 $d_{\text{min}} > 0$ ，那么 $d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_{\text{obs}}) \in [d_{\text{min}}, d^0]$ ，因此存在最大斥力：

$$F_{\text{rep_max}} = \eta \left(\frac{1}{d_{\text{min}}} - \frac{1}{d^0} \right) \cdot \frac{1}{d_{\text{min}}^2} \quad (30)$$

使得斥力满足：

$$0 \leq F_{\text{rep}} \leq \eta \left(\frac{1}{d_{\text{min}}^3} - \frac{1}{d^0 d_{\text{min}}^2} \right) \quad (31)$$

即斥力 F_{rep} 是有界的。

综上, 结合假设 2 移动机器人的速度是有界的, 可得 $\mathbf{Q} = \mathbf{J}^T [v_{lx}^R \quad v_{ly}^R]^T + \boldsymbol{\delta} + \mathbf{g}F_{rep}$ 是有界的。那么, 存在常数 $\Delta_1 > 0, \Delta_2 > 0$ 使得 $|q_1| \leq \Delta_1, |q_2| \leq \Delta_2$ 。

将公式 (25) 拆分得到如下两个系统表达式, 分别表示像素平面上 $u、v$ 方向上的误差状态方程:

$$\dot{\epsilon}_u = \hat{\xi}_u(l_{11}\epsilon_u + l_{12}N(\epsilon_u) + l_{13}N(\epsilon_v) + q_1) \quad (32)$$

$$\dot{\epsilon}_v = \hat{\xi}_v(l_{21}\epsilon_u + l_{22}N(\epsilon_u) + l_{23}N(\epsilon_v) + q_2) \quad (33)$$

构造李雅普诺夫函数:

$$V = \frac{1}{2} \boldsymbol{\epsilon}^T \boldsymbol{\epsilon} \quad (34)$$

李雅普诺夫函数关于时间求导并结合闭环系统公式 (26)、(27), 其导数可以表示为:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \epsilon_u \dot{\epsilon}_u + \epsilon_v \dot{\epsilon}_v = \\ &\epsilon_u (\hat{\xi}_u(l_{11}\epsilon_u + l_{12}N(\epsilon_u) + l_{13}N(\epsilon_v) + q_1) + \\ &\epsilon_v (\hat{\xi}_v(l_{21}\epsilon_u + l_{22}N(\epsilon_u) + l_{23}N(\epsilon_v) + q_2) = \\ &\hat{\xi}_u(l_{11}\epsilon_u^2 + l_{12}\epsilon_u^2 \cos(\epsilon_u) + l_{13}\epsilon_u \epsilon_v \cos(\epsilon_v) + \epsilon_u q_1) + \\ &\hat{\xi}_v(l_{21}\epsilon_u \epsilon_v + l_{23}\epsilon_v^2 \cos(\epsilon_v) + \epsilon_v q_2) \end{aligned} \quad (35)$$

因为 $\cos(\epsilon_k) \leq 1$, 所以:

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \hat{\xi}_u(l_{11}\epsilon_u^2 + l_{12}\epsilon_u^2 + l_{13}\epsilon_u \epsilon_v + \epsilon_u q_1) + \\ &\hat{\xi}_v(l_{21}\epsilon_u \epsilon_v + l_{23}\epsilon_v^2 + \epsilon_v q_2) \end{aligned} \quad (36)$$

结合基本不等式关系 $ab \leq \frac{1}{2}(a^2 + b^2)$, 可以将导数 \dot{V} 化简得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \hat{\xi}_u \left(l_{11}\epsilon_u^2 + l_{12}\epsilon_u^2 + l_{13} \left(\frac{\epsilon_u^2}{2} + \frac{\epsilon_v^2}{2} \right) + \left(\frac{\epsilon_u^2}{2} + \frac{q_1^2}{2} \right) \right) + \\ &\hat{\xi}_v \left(l_{21} \left(\frac{\epsilon_u^2}{2} + \frac{\epsilon_v^2}{2} \right) + l_{23}\epsilon_v^2 + \left(\frac{\epsilon_v^2}{2} + \frac{q_2^2}{2} \right) \right) \end{aligned} \quad (37)$$

令 $\bar{\xi} = \max\{\hat{\xi}_u, \hat{\xi}_v\}$, 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \bar{\xi} \left(l_{11}\epsilon_u^2 + l_{12}\epsilon_u^2 + l_{13} \left(\frac{\epsilon_u^2}{2} + \frac{\epsilon_v^2}{2} \right) + \left(\frac{\epsilon_u^2}{2} + \frac{q_1^2}{2} \right) + \right. \\ &l_{21} \left(\frac{\epsilon_u^2}{2} + \frac{\epsilon_v^2}{2} \right) + l_{23}\epsilon_v^2 + \left. \left(\frac{\epsilon_v^2}{2} + \frac{q_2^2}{2} \right) \right) \end{aligned} \quad (38)$$

又因为 $|q_1| \leq \Delta_1, |q_2| \leq \Delta_2$, 进一步化简得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \bar{\xi} \left[\left(l_{11} + l_{12} + \frac{l_{13} + l_{21} + 1}{2} \right) \epsilon_u^2 + \right. \\ &\left. \left(l_{23} + \frac{l_{13} + l_{21} + 1}{2} \right) \epsilon_v^2 + \frac{\Delta_1^2 + \Delta_2^2}{2} \right] \end{aligned} \quad (39)$$

取 $k_3 > \max \left\{ \frac{l_{12} + (l_{13} + 1)/2}{f_u(1 + u_n^2) + \frac{u_n v_n}{2}}, \frac{2l_{23} + l_{13} + 1}{f_u u_n v_n} \right\}$, 使得:

$$\begin{cases} l_{11} + l_{12} + \frac{l_{13} + l_{21} + 1}{2} < 0 \\ l_{23} + \frac{l_{13} + l_{21} + 1}{2} < 0 \end{cases} \quad (40)$$

又因为 $\bar{\xi} > 0$, 那么 \dot{V} 满足:

$$\dot{V} \leq -m_1 \epsilon_u^2 - m_2 \epsilon_v^2 + \frac{\Delta_1^2 + \Delta_2^2}{2} \quad (41)$$

$$m_1 = - \left(l_{11} + l_{12} + \frac{l_{13} + l_{21} + 1}{2} \right),$$

$$m_2 = - \left(l_{23} + \frac{l_{13} + l_{21} + 1}{2} \right).$$

定义状态向量的范数 $\|\boldsymbol{\epsilon}\| = \sqrt{\epsilon_u^2 + \epsilon_v^2}$, 则:

$$\dot{V} \leq -\min(m_1, m_2) \|\boldsymbol{\epsilon}\|^2 + \frac{\Delta_1^2 + \Delta_2^2}{2} \quad (42)$$

由一致最终有界 (UUB, uniformly ultimately bounded) 可知, 系统状态最终收敛于以下区域:

$$\|\boldsymbol{\epsilon}\| \leq \sqrt{\frac{(\Delta_1^2 + \Delta_2^2)/2}{\min(m_1, m_2)}} \quad (43)$$

即 $\boldsymbol{\epsilon}$ 是有界的, 所以根据预设性能控制的原理像素误差 \boldsymbol{e} 始终满足相机视场角的可见性约束条件, 且像素误差 e_k 受控于一个随时间收缩的边界区域内, 误差有界并最终会收敛到指定的范围内即预设的稳态误差 ρ_∞ 。至此, 证明完毕。

2.3 编队控制实现流程及仿真分析

在 Matlab 中对提出的方法进行仿真, 实现对控制律队形保持、人工势场在线避障功能的验证, 仿真结果如图 3 所示。仿真实验中, 编队由领航移动机器人 R_0 和跟随移动机器人 R_1, R_2 组成。设计领航移动机器人的速度为 $v_{lx} = 0.1 \text{ m/s}, v_{ly} = 0 \text{ m/s}, \omega_l = 0 \text{ m/s}^2$, 沿 x 方向做匀速直线运动, 从起始位置 (5, 4) 运动到目标点 (23, 4)。由于跟随机器人在编队运行过程中会需要加速靠近领航机器人以保持队形, 所以限制跟随机器人的最大线速度为 0.25 m/s , 最大角速度为 1.0 rad/s , 最大加速度为 1.0 m/s^2 。移动机器人的初始位姿为: 领航车 $[5 \ 4 \ 0]^T$ 、跟随车 1 $[3.6 \ 4.5 \ -\pi/10]^T$ 、跟随车 2 $[4 \ 3.5 \ -\pi/15]^T$ 。

设置期望队形为三角形: 在世界坐标系下, 跟随车 1 和 2 相对于领航车在 x 方向上落后 1 m、在 y 方向上分别偏移 +0.4 m 和 -0.4 m。取 $h_1 = -0.15 \text{ m}, h_2 = 0.15 \text{ m}$ 。单目相机的参数为 $u_0 = 320 \text{ pixels}, v_0 = 240 \text{ pixels}, f_u = f_v = 616 \text{ pixels}$, 由此得到特征点的期望像素坐标, $(u_1^d, v_1^d) = (566.4, 24.4), (u_2^d, v_2^d) = (73.6, 24.4)$ 。

静态非线性控制器的参数设置如下: $k_1 = 1.5, k_2 = 0.1, k_3 = 0.5$, 性能函数的参数设置为 $A = 1.8, \tau = 0.4, \lambda_\tau = 1.5, \rho_\infty = 10$ 。

图 3 (a) 是编队的运行轨迹图, 为了验证移动机器人的避障能力, 在位置 (8, 4.3) 和 (13, 3.5) 处分别放置了障碍物 1 和障碍物 2。跟随车通过障碍物产生的斥力绕过了障碍物; 避开障碍物后, 跟随车恢复期望队形并保持队形继续运动直至到达目标点。

图 3 (b) 是编队误差图, 它是领航车在跟随车之间实际队形与期望队形的距离误差。从图中可以看到跟随车从初始位置运动到期望队形过程中编队误差逐渐减

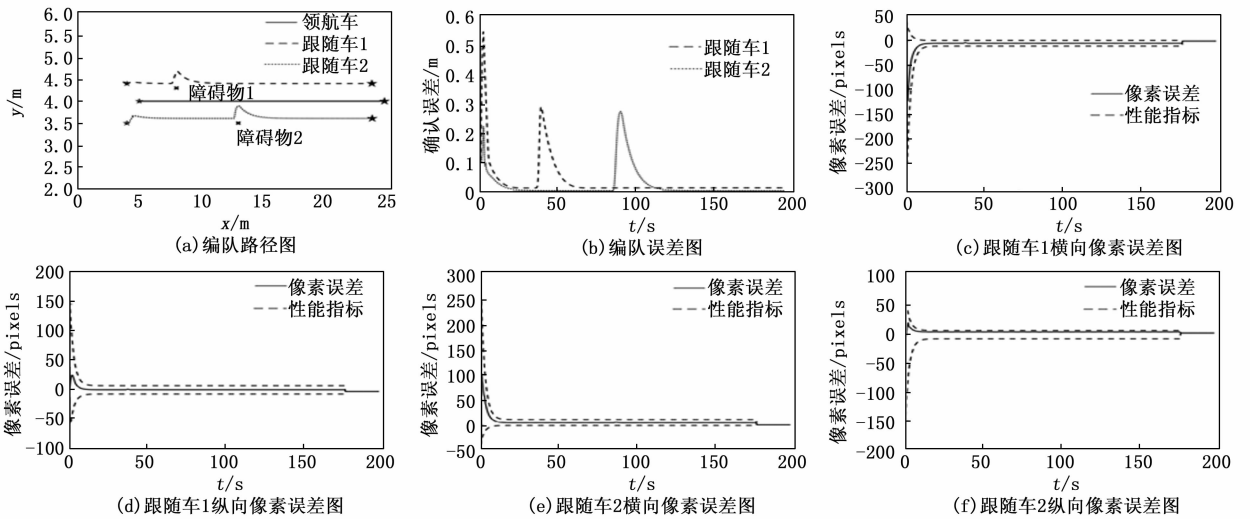


图 3 仿真结果图

小；遇到障碍物时编队误差明显增大，脱离障碍物后恢复队形到期望队形编队误差逐渐收敛到 0。图 3 (c~f) 是编队过程中特征点的像素误差的变化曲线，虚线是误差约束条件，由图可得在躲避障碍物时像素误差有所波动，但曲线始终在约束条件的范围内，说明特征点满足相机的可见性要求。

3 实验平台介绍及实验结果分析

为了进一步验证该编队保持和避障策略，设计了实验平台进行实物实验。该实验系统平台由树莓派 4B 作为主控，是核心处理单元，搭载 Ubuntu 22.04 操作系统、ROS2-humble 机器人操作系统以及 ROS2 Agent 通信代理，以实现机器人之间的实时数据交互与编队控制。实验系统的设计如图 4 所示，两台移动机器人分别被定义为领航车与跟随车，二者通过异构通信协议协同工作。

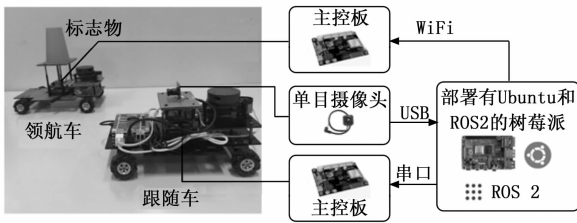


图 4 实验系统示意图

领航车作为运动基准单元，其顶部固定有高辨识度的黄色立方体标志物作为视觉定位系统的特征靶标。领航车主控板内置运动驱动模块，通过无线网络实时接收来自树莓派的速度指令，实时调整线速度与角速度。树莓派固定在跟随车上，通过 USB 接口与单目摄像头、跟随车的主控板与激光雷达转接板建立物理连接，构成三级控制链路：位于顶层的树莓派运行 ROS2 节点，负

责视觉数据和雷达数据处理与决策生成；中层主控板解析串口指令并转换为电机控制信号；底层执行机构采用增量式 PID 算法驱动直流减速电机，实现精准运动控制。

实验中采用的单目摄像头的分辨率为 640×480 ，图像采集频率为 30 Hz。为了更好地匹配摄像头的采集频率，树莓派也以 30 Hz 的频率将根据编队队形生成的速度信息发布给跟随者，跟随者需要拥有更大的速度限制以便更快地实现编队队形，同时考虑到移动机器人物理条件的限制，将领航者和跟随者的最大运动速度限定为：

$$\begin{cases} v_{f\max}^R = \sqrt{(v_{fx}^{R2} + v_{fy}^{R2})_{\max}} = 0.25 \text{ m/s} \\ \omega_{f\max}^R = 1.0 \text{ rad/s} \end{cases} \quad (44)$$

实验环境长约 5 米，地面平整，光照条件稳定，以确保视觉伺服系统能够准确识别特征点。为了考察跟随车的避障能力，在其行进路径上放置了一个方形纸箱，模拟实际应用中可能遇到的静态障碍。障碍物的尺寸适中，既能对编队行进产生干扰，又不会完全阻断通行。实验过程中，跟随车需在确保视觉特征点可见的前提下，依靠人工势场法计算合理的避障路径，并在绕过障碍后尽快恢复编队队形。

实验中，设置领航车的速度为 $v_{lx} = 0.1 \text{ m/s}$ 、 $v_{ly} = 0 \text{ m/s}$ 、 $\omega_l = 0 \text{ m/s}^2$ ，领航车与跟随车之间的期望编队位置误差为 $(\Delta x, \Delta y) = (1, -0.4)$ ，将特征色块的几何中心作为特征点，其距离相机光学中心的高度 $h = 0.06 \text{ m}$ 。通过 USB 端口，图像被采集到树莓派 4B 中进行图像处理，提取到特征色块的几何中心在图像坐标系下的坐标。那么，根据队形得到特征点在像素坐标系下的期望坐标为 $(u^d, v^d) = (503, 197)$ 。

静态非线性控制器的参数设置如下： $k_1 = 0.5$ 、 k_2

$=0.1, k_3=0.01$, 性能函数的参数设置为 $A=2, \tau=0.6, \lambda_r=1.5, \rho_\infty=20$ 。

如图 5 所示, 移动机器人编队运行过程主要可以概括为四个连续演化的阶段: 初始队形、在线避障、恢复队形、队形保持。

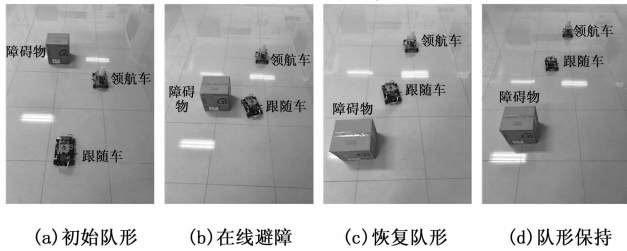


图 5 编队过程

如图 5 (a) 所示为初始队形阶段, 即实验的初始阶段, 移动机器人编队按照初始队形出发, 调整前进的速度至设置的期望队形并保持稳定运行, 确保系统整体协调一致。如图 5 (b) 所示为在线避障阶段, 即当跟随机器人检测到前方存在障碍物时, 为了避免碰撞, 跟随机器人启动基于人工势场法的避障策略, 动态调整移动机器人的速度使其路径发生偏移, 逐步远离障碍物, 保证安全通行。如图 5 (c) 所示为恢复队形阶段, 当跟随机器人成功绕开障碍物时, 此时跟随机器人与领航机器人之间的相对位置已经发生了较大的偏移, 此时需要调整跟随车速度加速向期望位置靠近直至恢复期望队形, 恢复编队的稳定性和一致性。如图 5 (d) 所示为队形保持阶段, 跟随机器人基本恢复了最初的队形, 随着时间的推移, 编队继续稳定运行, 当领航机器人到达目标点, 跟随机器人也同步到达期望位置, 整个实验过程结束。

整个编队控制实验过程中, 通过日志以表格的形式详细记录了机器人运动的关键数据, 包括领航车和跟随车的速度变化情况、路径信息以及跟随车的避障调整过程等重要数据; 并对编队误差与像素误差做了统计分析, 如表 1、表 2 所示。

表 1 编队误差统计分析

运行阶段	均值/m	标准差/m
初始队形	0.042	0.004
在线避障	0.115	0.028
恢复队形	0.068	0.019
队形保持	0.038	0.003

分析表 1 中编队误差的统计结果, 系统表现出良好的稳定性和稳态精度: 在初始队形阶段, 系统可达到 0.042 m 的定位精度 (标准差为 0.004 m), 反映出控制算法优异的初始收敛能力; 在线避障阶段, 误差均值上

升至 0.115 m (标准差为 0.028 m), 出现一定的扰动; 进入恢复阶段, 误差均值迅速下降至 0.068 m (标准差为 0.019 m), 表明系统具备较强的恢复能力; 队形保持阶段, 系统有 0.038 m 的稳态精度 (标准差为 0.003 m), 相较初始状态精度提升 9.5%、波动性降低 25%。

表 2 像素误差 e_x 统计分析

像素误差 e_x	均值/pixels	标准差/pixels
初始队形	-72.88	27.11
在线避障	-78.71	10.33
恢复队形	-23.69	15.94
队形保持	-6.76	1.69

基于表 2 的横向像素误差统计分析: 初始队形阶段, 存在均值为 -72.88 pixels 的像素误差 (标准差 27.11 pixels); 避障阶段, 均值微增至 -78.71 pixels, 但标准差较大幅度地减至 10.33 pixels, 表明控制器在扰动下成功抑制横向波动; 恢复阶段, 误差均值大幅收敛至 -23.69 pixels (较避障阶段改善 69.9%); 队形保持阶段, 实现 -6.76 pixels 的精准定位 (标准差 1.69 pixels), 较初始阶段误差减小 90.7% 且波动性下降 93.8%。

纵向像素误差 e_y 在整个编队过程中都相对比较稳定, 均值为 11.19 pixels, 标准差为 3.75 pixels。

随后, 利用 Matlab 将离线数据处可视化, 绘制了该实验中机器人编队的轨迹图、编队队形误差曲线以及像素误差曲线变化图, 如图 6 (a~d) 所示。

如图 6 (a) 是移动机器人编队的运行轨迹, 可以观察到两台机器人在初始时刻以初始位置分别为 (2, 1)、(1, 1.45) 的队形出发。领航车以 0.1 m/s 的速度向前做匀速直线运动, 跟随车通过编队控制器实时调整运动速度以保持期望的队形向前运动。从运动轨迹上可以看出, 跟随车先保持期望队形向前运动, 当遇到障碍物时轨迹产生明显的偏移, 通过避障算法成功绕开障碍物后恢复至期望队形并保持前进直至到达目标点停止运行。

如图 6 (b) 是机器人编队运行过程中的队形误差图, 描述了跟随车与领航车在整个编队运动过程中的误差变化趋势。从曲线中可以看出, 在前 10 s 内, 误差整体较小且波动平稳, 表明跟随车能够较好地保持编队队形。在 10~18 s 之间, 误差出现显著上升, 并在 18 s 左右达到峰值约 0.18 m, 这与实验过程中跟随车避障的阶段相对应。当跟随车检测到障碍物并主动调整路径以规避碰撞风险时, 由于路径发生偏移, 导致队形误差显著增大。随后, 在 18~40 s 之间, 误差逐渐降低, 反映出跟随车在避障后通过速度调整逐步恢复到预期队形。至 40 s 之后, 误差趋于稳定, 并最终回落至较小范围, 表明跟随车成功恢复了编队结构并保持运动一致

性。整体来看,该误差曲线清晰地展示了编队避障过程中误差的动态变化情况,以及跟随车如何在避障后通过控制策略重新调整至理想的队形状态。

如图 6 (c~d) 是编队过程中特征点像素误差的变化曲线,通过横向与纵向像素误差的动态变化曲线,直观反映了编队控制过程中机器人特征点在图像平面上的跟踪精度与约束满足情况。可以看出,虽然跟随机器人因为障碍物触发了避障动作,横向和纵向误差都出现了短暂的波动和瞬时增大,但二者均未突破虚线所示的基于误差性能函数的严格约束边界,验证了控制器在动态扰动下仍能维持特征点于相机视野内的可见性要求,并有效保障了视觉伺服过程的稳定性和系统整体性能的可靠性。

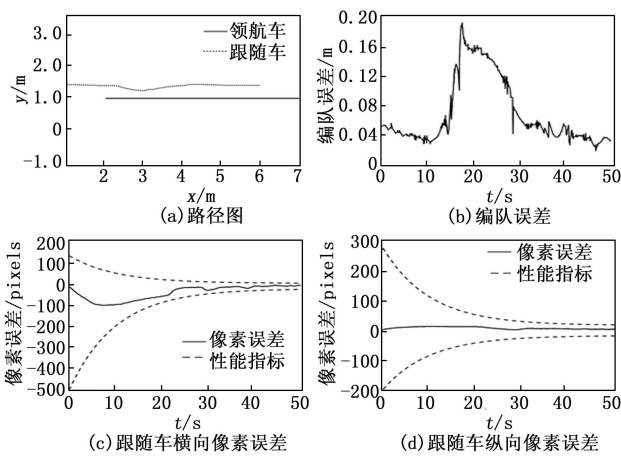


图 6 实验结果图

4 结束语

针对基于图像视觉伺服 (IBVS) 的领航-跟随编队控制算法中单目摄像头无法提供深度信息以及视场角约束和避障问题,基于预设性能约束与误差转换提出了一种低复杂度的非线性增益控制律,并结合人工势场法实现了移动机器人的在线避障与动态路径调整。基于领航-跟随法的控制模式和单目摄像头透视模型,结合领航、跟随车之间的期望相对位置信息,形成期望像素坐标。根据非线性增益控制设计出的跟随车的速度实现编队控制并保持特征点可见性。考虑到环境中存在障碍物的情况,通过获取雷达数据再结合人工势场法中的斥力势场实现动态避障与路径优化。最后,在 Matlab 中进行仿真实验,实验结果验证了所提算法的可行性,在搭建的实物平台上进行实验,结果进一步验证了所提算法的有效性和实用性。

参考文献:

[1] HE S, DONG C, DAI S L. Adaptive neural formation control for underactuated unmanned surface vehicles with

collision and connectivity constraints [J]. Ocean engineering, 2021, 226: 1-11.

[2] 田大新, 黄米琪, 李嘉炜, 等. 车辆编队的队形控制方法及应用综述 [J]. 移动通信, 2020, 44 (11): 52-57.

[3] 张浩杰, 苏治宝, 杨甜甜. 基于 USARSim 和 ROS 的无人平台编队仿真系 [J]. 自动化学报, 2021, 47 (6): 1390-1400.

[4] 刘银萍, 杨宜民. 多机器人编队控制的研究综述 [J]. 控制工程, 2010, 17 (s3): 182-186.

[5] WANG P K C. Navigation strategies for multiple autonomous mobile robots moving in formation [J]. Journal of robotic systems, 1991, 8 (2): 177-195.

[6] 陈梅, 丁明刚, 郑涛. 基于领航-跟随法的多机器人系统轨迹跟踪控制 [J]. 控制工程, 2019, 26 (1): 37-42.

[7] LEWIS M A, TAN K H. High precision formation control of mobile robots using virtual structures [J]. Autonomous robots, 1997, 4: 387-403.

[8] 李正平, 鲜斌. 基于虚拟结构法的分布式多无人机鲁棒编队控制 [J]. 控制理论与应用, 2020, 37 (11): 2423-2431.

[9] BALCH T, ARKIN R C. Behavior-based formation control for multirobot teams [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1998, 14 (6): 926-939.

[10] FAX J A, MURRAY R M. Information flow and cooperative control of vehicle formations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49 (9): 1465-1476.

[11] 张凤, 孙哲, 孟彬. 多移动机器人编队控制研究进展 [J]. 大众科技, 2009 (10): 47-48, 31.

[12] HUTCHINSON S, HAGER G D, CORKE P I. A tutorial on visual servo control [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, 12 (5): 651-670.

[13] TRON R, THOMAS J, LOIANNO G, et al. A distributed optimization framework for localization and formation control: Applications to vision-based measurements [J]. IEEE Control Systems Magazine, 2016, 36 (4): 22-44.

[14] PAPANIKOLOPOULOS N P, KHOSLA P K, KANADE T. Visual tracking of a moving target by a camera mounted on a robot: a combination of control and vision [J]. Robotics & Automation IEEE Transactions On, 1993, 9 (1): 14-35.

[15] 蒋平, 沈世锦, 陈辉堂, 等. 基于图像误差的机器人运动目标自适应跟踪 [J]. 机器人, 1997, 19 (6): 431-437.

[16] GANS N R, HUTCHINSON S A, CORKE P I. Performance tests for visual servo control systems, with application to partitioned approaches to visual servo control

- [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2003, 22 (10/11): 955–981.
- [17] PANAGOUD, KUMAR V. Cooperative visibility maintenance for leader-follower formations in obstacle environments [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30 (4): 831–844.
- [18] JIN Z, WU J, LIU A, et al. Policy-based deep reinforcement learning for visual servoing control of mobile robots with visibility constraints [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 69 (2): 1898–1908.
- [19] WANG Y, LANG H, DE SILVA C W. A hybrid visual servo controller for robust grasping by wheeled mobile robots [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2009, 15 (5): 757–769.
- [20] 郑延斌, 席鹏雪, 王林林, 等. 基于人工势场法的多智能体编队避障方法 [J]. *计算机应用*, 2018, 38 (12): 3380–3384.
- [21] 付雷, 秦一杰, 何顶新, 等. 基于改进人工势场法的多机器人编队避障 [J]. *控制工程*, 2022, 29 (3): 388–396.
- [22] 李伟, 张永超, 宁君, 等. 基于改进人工势场法的欠驱动无人船编队协同避碰避障 [J]. *控制与决策*, 2025, 40 (1): 252–260.
- [23] HESHMATI-ALAMDARI S, BECHLIOLIS C P, LIAROKAPIS M V, et al. Prescribed performance image based visual servoing under field of view constraints [C] // 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2014: 2721–2726.
- [24] ORTEGA R, ASTOLFI A, BARABANOV N E. Non-linear PI control of uncertain systems: an alternative to parameter adaptation [J]. *Systems & Control Letters*, 2002, 47 (3): 259–278.
- [25] LIN J, MIAO Z, ZHONG H, et al. Adaptive image-based leader-follower formation control of mobile robots with visibility constraints [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 68 (7): 6010–6019.
- [26] ZHAO C, HUANG X, LI Y, et al. A double-channel hybrid deep neural network based on CNN and BiLSTM for remaining useful life prediction [J]. *Sensors*, 2020, 20: 7109.
- [27] WANG X, HUANG T, ZHU K, et al. LSTM-based broad learning system for remaining useful life prediction [J]. *Mathematics*, 2022, 10: 2066.
- [28] KAZEMI S M, GOEL R, EGHBALI S, et al. Time2vec: learning a vector representation of time [arXiv]. *ArXiv Preprint ArXiv*: 1907.05321, 2019.
- [29] LI Z J, CHENG D J, ZHANG H B, et al. Multi-feature spaces cross adaption transfer learning-based bearings piece-wise remaining useful life prediction under unseen degradation data [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2024, 60: 102413.
- [30] VASWANI A. Attention is all you need [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
- [31] CHEN D, HONG W, ZHOU X. Transformer network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 19621–19628.
- [32] REN L, WANG H, HUANG G. DLformer: a dynamic length transformer-based network for efficient feature representation in remaining useful life prediction [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023.
- [33] GUO P, LIU Q, YU S, et al. A transformer with layer-cross decoding for remaining useful life prediction [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79 (10): 11558–11584.
- [34] SATEESH BABU G, ZHAO P, LI X L. Deep convolutional neural network based regression approach for estimation of remaining useful life [C] // Database Systems for Advanced Applications; 21st International Conference, DASFAA 2016, Dallas, TX, USA, 2016: 214–228.
- [35] ZHENG S, RISTOVSKI K, FARAHAT A, et al. Long short-term memory network for remaining useful life estimation [C] // 2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), IEEE, 2017: 88–95.
- [36] SU C, LI L, WEN Z. Remaining useful life prediction via a variational autoencoder and a time-window-based sequence neural network [J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2020, 36 (5): 1639–1656.
- [37] LIN L, WU J, FU S, et al. Channel attention & temporal attention based temporal convolutional network: a dual attention framework for remaining useful life prediction of the aircraft engines [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2024, 60: 102372.
- [38] SONG Y, GAO S, LI Y, et al. Distributed attention-based temporal convolutional network for remaining useful life prediction [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 8 (12): 9594–9602.
- [39] ZHANG J, LI X, TIAN J, et al. An integrated multi-head dual sparse self-attention network for remaining useful life prediction [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 233: 109096.