

基于双目视觉的多智能体机器人分布式包含控制^①

邵 暖^{②*} 刘 乐^{**}

(* 河北环境工程学院环境工程系 秦皇岛 066102)

(** 燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004)

摘 要 针对具有静态领导者的多智能体机器人分布式包含控制问题,研究了一种基于耗散 Hamilton 理论与非线性干扰观测器(NDO)的双目视觉伺服控制方法。首先应用图论中的有向图构建机器人间的拓扑关系,使得每个跟随者能够根据邻居机器人的状态信息确定出自己的跟踪目标,并推导出一种针对动态目标点的双目视觉伺服模型。其次通过预反馈控制建立跟随者的耗散 Hamilton 模型,并选用 NDO 对系统中总的不确定项进行动态观测。再次利用互联和阻尼配置以及能量整形方法设计出鲁棒性较强的耗散 Hamilton 控制器,并将 NDO 的观测值及其观测误差的上界估计值引入该控制器中进行补偿,进而驱使跟随者最终收敛到由领导者所形成的凸包内的期望位置。最后以安装双摄像机的 2 自由度机器人为被控对象进行仿真研究,仿真结果验证了上述方法的有效性。

关键词 多智能体机器人, 双目视觉伺服控制, 分布式包含控制, 耗散 Hamilton 模型, 非线性干扰观测器(NDO)

0 引 言

近年来,随着通信和计算机技术的快速发展,多智能体系统作为分布式人工智能研究的一个重要分支,已经成为学术界非常活跃的研究课题之一^[1]。其研究方向主要包括:一致性(consensus)问题,编队(formation)控制,聚结(flocking)控制,汇聚(rendezvous)控制以及包含(containment)控制等。其中包含控制是由多个智能体充当领导角色来引导跟随群体运动,实现被控群体进入由领导群体所包围范围内的一种“类一致性”控制问题,并逐渐成为分布式控制的最新研究领域。

与单体系统不同,在对多智能体系统进行控制设计时,每个跟随者需要获取邻居智能体(与其存在信息传递的领导者或跟随者)的实时状态信息,

从而实现彼此间合作行为的一致性,同时避免在运动过程中的相互碰撞。文献[2]提出一种新颖的协议框架,并将其应用于多智能体在非均匀延迟情况下有向信息图的更新,解决了一定数量智能体之间的一致性問題。文献[3]提出一种基于速度障碍的多智能体碰撞避免行为方法,该方法能够同时协调具有不同跟踪目标的多个智能体运动,并让每个智能体在速度障碍区域之外选择自己的运动速度,以避免与其它智能体发生碰撞。文献[4]在文献[3]的基础上,通过引入角色参数和个性参数来改变跟随者当前的运动速度,从而实现运动的一致性和平滑性。

另一方面,对于具有非线性、强耦合的多智能体系统,单纯地使用线性控制策略已很难达到满意的控制效果^[5],且在实际应用中,由于系统建模不精确,以及摩擦、外扰等不确定性因素的影响,这对控

① 国家自然科学基金(61403332), 河北省自然科学基金(F2015203400), 河北省高等学校科学技术研究(Z2017041), 秦皇岛市科技计划(201703A219)和河北环境工程学院科研基金(BJ201604)资助项目。

② 女,1985年生,博士,讲师;研究方向:视觉伺服控制,多机器人协调跟踪控制;联系人,E-mail: shaonian0427@163.com (收稿日期:2017-06-15)

制系统的设计提出了更高的要求。对此,文献[6-8]采用实际工程中应用极其广泛的 Euler-Lagrange 非线性方程来描述跟随者的动力学特性,并在基于有向图构建的拓扑关系下考虑系统参数摄动和负载扰动等不确定性因素的影响,将自适应算法与滑模变结构控制相结合,针对领导者的不同状态完成了分布式包含控制器的设计。同时,该3篇文献均采用无线传感器进行信息传递与共享,然而网络传输中普遍存在的丢包、时延等因素对系统协调控制的性能及稳定性所产生的影响不容忽视^[9,10]。

基于上述分析,考虑到视觉系统可以自动且快速地获取个体之间的位置信息,故本文将每个机器人看作是一个智能体,采用视觉传感器作为彼此间的通讯设备,并应用图论中的有向图构建多智能体机器人间的拓扑关系,使得跟随者在仅能获取部分领导者信息甚至个别跟随者无法直接获取领导者信息的情况下,通过采集邻居机器人的实时图像信息确定出自己的跟踪目标,进而引导其运动。在跟踪控制器的设计部分,本文将 Hamilton 理论^[11]与非线性干扰观测器(NDO)^[12]相结合,通过预反馈控制建立跟随者的耗散 Hamilton 模型,并构造 NDO 对系统中总的不确定项进行动态观测;利用互联和阻尼配置以及能量整形方法设计出鲁棒性较强的耗散 Hamilton 控制器,并将 NDO 的观测值输出及其观测误差的鲁棒抑制项引入所设计的控制器中进行补偿,进而驱使跟随者最终收敛到由领导者形成凸包内的期望位置。

1 系统描述与图论

假设多智能体机器人系统由 m 个跟随者, $n - m (n > m)$ 个领导者构成,且领导者独立于跟随者运动。其中,跟随者 i 的动力学模型可由 Euler-Lagrange 方程表示为

$$\mathbf{M}_i(\mathbf{q}_i)\ddot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{C}_i(\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i)\dot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{G}_i(\mathbf{q}_i) = \boldsymbol{\tau}_i + \boldsymbol{\omega}_i, \\ i = 1, \dots, m \quad (1)$$

式中, $\mathbf{q}_i \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 为机器人关节位置向量, $\mathbf{M}_i \in \mathbb{R}^{p \times p}$ 是对称且正定的惯性矩阵, $\mathbf{C}_i \in \mathbb{R}^{p \times p}$ 是向心力和哥氏力矩, $\mathbf{G}_i \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 是重力矩向量, $\boldsymbol{\tau}_i \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 为系

统控制力矩, $\boldsymbol{\omega}_i \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 为外扰不确定矩阵。

多智能体机器人间的拓扑关系可用图论来表示,信息流用有向图 $\mathbf{g} = (\mathbf{v}, \boldsymbol{\varepsilon})$ 来描述,其中 $\mathbf{v} = \{1, 2, \dots, n\}$ 是有限的非空节点集; $\boldsymbol{\varepsilon} \subseteq \mathbf{v} \times \mathbf{v}$ 是 $\mathbf{g}$ 的边集,边 $(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) \in \boldsymbol{\varepsilon}$ 表示机器人 j 能够从机器人 i 获取状态信息, j 为 i 的子节点, i 为 j 的父节点。当存在领导者到所有跟随者的有向路径(直接或间接的连通关系)时,则称图 $\mathbf{g}$ 具有有向生成树,且由该类有向图描述的系统所有个体的运动将最终趋于一致^[13]。

将与有向图 $\mathbf{g}$ 相关联的邻接矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 定义为:当 $(\mathbf{v}_j, \mathbf{v}_i) \in \boldsymbol{\varepsilon}$ 时, $a_{ij} > 0$; 否则 $a_{ij} = 0$ 。在本文,对于所有节点,皆令 $a_{ii} = 0$ 。与邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 相关联的拉普拉斯矩阵 $\mathbf{L}_A = [l_{ij}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 定义为 $l_{ii} = \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}$, 并且 $l_{ij} = -a_{ij}, i \neq j$ 。

根据克罗内克积运算法则,可有^[6]

$$(\mathbf{L}_A \otimes \mathbf{I}_p) \begin{bmatrix} \mathbf{x}_F \\ \mathbf{x}_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_1 \otimes \mathbf{I}_p & \mathbf{L}_2 \otimes \mathbf{I}_p \\ \mathbf{0}_{p(n-m) \times m} & \mathbf{0}_{p(n-m) \times (n-m)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_F \\ \mathbf{x}_L \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{L}_1 \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $\mathbf{L}_2 \in \mathbb{R}^{m \times (n-m)}$, $\mathbf{x}_F = [x_1^T, x_2^T, \dots, x_m^T]^T \in \mathbb{R}^{pm}$ 和 $\mathbf{x}_L = [x_{m+1}^T, x_{m+2}^T, \dots, x_n^T]^T \in \mathbb{R}^{p(n-m)}$ 分别表示跟随者和领导者构成的坐标向量。

定义 1^[7]: 定义 $\mathcal{Q}$ 为实向量空间 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^n$ 内的一个集合,如果集合 $\mathcal{Q}$ 中的任何 x, y 都存在 $(1 - \kappa)x + \kappa y \in \mathcal{Q}, \kappa \in [0, 1]$, 则称集合 $\mathcal{Q}$ 是凸的。对于 $\mathbf{V}$ 中点集 $\mathbf{X} = \{x_1, \dots, x_n\}$ 的凸包是指包含 $\mathbf{X}$ 中所有点在内的最小凸集,这里用 $\text{co}\{\mathbf{X}\}$ 来表示。

引理 1^[7]: 如果多智能体间的拓扑关系固定,并且每个跟随者至少能与一个领导者之间存在有向路径,则式(2)中的 $\mathbf{L}_1$ 是正定的; $-\mathbf{L}_1^{-1}\mathbf{L}_2$ 中的每一项都是非负的,且其每一行元素之和等于1; $-(\mathbf{L}_1^{-1}\mathbf{L}_2 \otimes \mathbf{I}_p)\mathbf{x}_L \in \text{co}\{\mathbf{x}_j, j \in \mathbf{v}_L\}$ 。

2 双目视觉伺服控制模型

根据所构造的多智能体机器人间的有向拓扑关系,跟随者 i 的邻居机器人(与其存在信息传递的领导者或跟随者)会生成一个实时目标点作为 i 的期

望状态信号,并引导其运动。然而在仅有部分跟随者能与静态领导者保持直接通讯的情况下,跟随者*i*直接获取的信息可能部分或全部来自其它跟随机器人,即所生成的实时目标点在视觉伺服控制完成之前是随邻居机器人的运动而运动的。因此,建立针对动态目标点的视觉伺服模型是保证多智能体机器人分布式包含控制顺利实现的基础。

本节采用文献[14,15]中使用的一种双目视觉结构,即将两摄像机平行放置,并以左摄像机光心作为摄像机坐标系的原点,其中,摄像机坐标系与像平面坐标系之间存在如下关系:

$$\begin{cases} X_c = \frac{x_1}{x_1 - x_2} B \\ Y_c = \frac{y}{x_1 - x_2} B \\ Z_c = \frac{f}{x_1 - x_2} B \end{cases} \quad (3)$$

式中, (X_c, Y_c, Z_c) 表示空间内某目标点在摄像机坐标系下的坐标值, (x_1, y) 和 (x_2, y) 分别表示该点在左、右像平面坐标系下的坐标值, B 为两摄像机光心距离, f 为焦距。

将式(3)与图论相结合,则跟随者*i*的目标点在其摄像机坐标系下的位置可由下式求得

$$\begin{aligned} C_i &= [X_{Ci} \ Y_{Ci} \ Z_{Ci}]^T \\ &= \frac{1}{\sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}} \sum_{j=1, j \neq i}^n [(a_{ij} \otimes I_p) C_j^i] \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $C_j^i = \left[\frac{x_{1j}^i}{x_{1j}^i - x_{2j}^i} B \ \frac{y_j^i}{x_{1j}^i - x_{2j}^i} B \ \frac{f}{x_{1j}^i - x_{2j}^i} B \right]^T$ 可由机器人*j* (某个领导者或跟随者)在跟随者*i* 摄像

机成像平面上的实时位置信息 (x_{1j}^i, y_j^i) 和 (x_{2j}^i, y_j^i) 求得, a_{ij} 是与有向图 g 相关联的邻接矩阵 A 的第 (i, j) 个元素。

将上式代入式(3)可得跟随者*i*的目标点在其摄像机成像平面上的实时图像坐标:

$$\begin{aligned} m_i &= [x_{1i} \ y_i \ x_{2i}]^T \\ &= \left[\frac{fX_{Ci}}{Z_{Ci}} \ \frac{fY_{Ci}}{Z_{Ci}} \ \frac{f(X_{Ci} - B)}{Z_{Ci}} \right]^T \end{aligned} \quad (5)$$

令 $u_i^{Ci} = [T_{CXi} \ T_{CYi} \ T_{CZi} \ \omega_{CXi} \ \omega_{CYi} \ \omega_{CZi}]^T$ 表示跟随者*i*的末端执行器在其摄像机坐标系下的平移和旋转速度, $V_{oi}^{Wi} = [T_{OXi} \ T_{OYi} \ T_{OZi}]^T$ 表示跟随者*i*的目标点在其基坐标系下的运动速度,并有下关系式成立^[16]:

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_{Ci} \\ \dot{Y}_{Ci} \\ \dot{Z}_{Ci} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & -Z_{Ci} & Y_{Ci} \\ 0 & -1 & 0 & Z_{Ci} & 0 & -X_{Ci} \\ 0 & 0 & -1 & -Y_{Ci} & X_{Ci} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{CXi} \\ T_{CYi} \\ T_{CZi} \\ \omega_{CXi} \\ \omega_{CYi} \\ \omega_{CZi} \end{bmatrix} + {}^{Ci}R_{Wi} \begin{bmatrix} T_{OXi} \\ T_{OYi} \\ T_{OZi} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, ${}^{Ci}R_{Wi}$ 表示跟随者*i*的基坐标系相对于摄像机坐标系的旋转矩阵。

综合式(3)和(6),则目标点的图像特征变化速度为

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{x}_{1i} \\ \dot{y}_i \\ \dot{x}_{2i} \end{bmatrix}}_{m_i} = \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{x_{2i} - x_{1i}}{B} & 0 & \frac{x_{1i}(x_{1i} - x_{2i})}{fB} & \frac{x_{1i}y_i}{f} & -\frac{x_{1i}^2 + f^2}{f} & y_i \\ 0 & \frac{x_{2i} - x_{1i}}{B} & \frac{y_i(x_{1i} - x_{2i})}{fB} & \frac{y_i^2 + f^2}{f} & -\frac{x_{1i}y_i}{f} & -x_{1i} \\ \frac{x_{2i} - x_{1i}}{B} & 0 & \frac{x_{2i}(x_{1i} - x_{2i})}{fB} & \frac{x_{2i}y_i}{f} & -\frac{x_{1i}x_{2i} + f^2}{f} & y_i \end{bmatrix}}_{J_{image_i}} \underbrace{\begin{bmatrix} T_{CXi} \\ T_{CYi} \\ T_{CZi} \\ \omega_{CXi} \\ \omega_{CYi} \\ \omega_{CZi} \end{bmatrix}}_{u_i^{Ci}}$$

$$+ \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{x_{1i} - x_{2i}}{B} & 0 & -\frac{x_{1i}(x_{1i} - x_{2i})}{fB} \\ 0 & \frac{x_{1i} - x_{2i}}{B} & -\frac{y_i(x_{1i} - x_{2i})}{fB} \\ \frac{x_{1i} - x_{2i}}{B} & 0 & -\frac{x_{2i}(x_{1i} - x_{2i})}{fB} \end{bmatrix}}_{J_{0i}} \underbrace{C_i R_{Wi} \begin{bmatrix} T_{OXi} \\ T_{OYi} \\ T_{OZi} \end{bmatrix}}_{V_{0i}^{Ci}} \quad (7)$$

式中,图像雅克比矩阵 J_{image_i} 中的各项元素均可通过目标点在像平面坐标系下的坐标值计算得到,从而避免了对深度信息 Z_{Ci} 的估计。

根据机器人微分运动学特性方程^[16],跟随者 i 的末端执行器在其摄像机坐标系下的运动速度 u_i^{Ci} 与其关节速度 $\dot{q}_i$ 存在如下关系:

$$u_i^{Ci} = \begin{bmatrix} C_i R_{Wi} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & C_i R_{Wi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & T(q_i) \end{bmatrix} J_A(q_i) \dot{q}_i \quad (8)$$

式中, $T(q_i)$ 是一个转化矩阵, $J_A(q_i)$ 为分析雅克比矩阵。

综合式(7)和式(8),则跟随者 i 目标点的图像特征变化速度、关节运动速度以及目标点在摄像机坐标系下的运动速度三者间的关系可描述为

$$\dot{m}_i = \underbrace{J_{\text{image}_i} \begin{bmatrix} C_i R_{Wi} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & C_i R_{Wi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & T(q_i) \end{bmatrix} J_A(q_i)}_{J_{ri}} \dot{q}_i + J_{0i} V_{0i}^{Ci} \quad (9)$$

式中, J_{ri} 为机器人复合雅克比矩阵。

注 1: 跟随者 i 的目标点是与其邻居机器人的实时位置信息相关且相异的,因此将该点的运动路径作为跟随者 i 的期望运行轨迹,可以避免其与邻居机器人间的运动碰撞。

3 分布式包含控制系统的设计

本节采用基于图像的视觉伺服控制方法,将跟随者 i 目标点的实时图像特征 m_i 作为视觉反馈信息,与其期望的图像特征 m_{di} 形成图像误差后加载到基于耗散 Hamilton 理论和 NDO 设计的视觉伺服控制器中,进而驱使跟随者 i 的末端执行器跟踪其目标点运动,并最终收敛到由领导者所形成凸包内的期望位置,实现多智能体机器人系统的分布式包含控制。

3.1 跟随系统的耗散 Hamilton 模型及 NDO 的设计

为便于研究,将式(1)中的惯性矩阵 $M_i(q_i)$ 分解为^[17]

$$M_i(q_i) = W_i^T(q_i) W_i(q_i) \quad (10)$$

式中, $W_i(q_i) \in \mathbb{R}^{p \times p}$ 为满秩矩阵。

$$\text{令 } \varphi_{1i} = q_i, \varphi_{2i} = W_i \dot{\varphi}_{1i}, \varphi_{3i} = m_i - \int J_{0i} V_{0i}^{Ci} dt,$$

进而可将式(1)和式(7)重新整理为

$$\begin{cases} \dot{\varphi}_{1i} = L_i \varphi_{2i} \\ \dot{\varphi}_{2i} = S_i \varphi_{2i} + U_i + F_i \\ \dot{\varphi}_{3i} = J_{ri} L_i \varphi_{2i} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $L_i = W_i^{-1}$, $S_i = (\dot{W}_i - W_i^{-T} C_i) W_i^{-1} = -S_i^T$, $U_i = L_i^T \tau_i$, 且 $F_i = L_i^T (\omega_i - G_i)$ 为总的不确定项。

将式(11)的状态向量定义为

$$X_i = [\varphi_{1i}^T \quad \varphi_{2i}^T \quad \varphi_{3i}^T]^T \quad (12)$$

进而可将式(11)重新整理成如下形式:

$$\dot{X}_i = \begin{bmatrix} \dot{\varphi}_{1i} \\ \dot{\varphi}_{2i} \\ \dot{\varphi}_{3i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & L_i & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & S_i & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & J_{ri} L_i & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{1i} \\ \varphi_{2i} \\ \varphi_{3i} \end{bmatrix} + g_1 U_i + g_1 F_i \quad (13)$$

式中, $g_1 = [\mathbf{0} \quad I \quad \mathbf{0}]^T$ 。

对系统式(13)进行预反馈控制,以便于将其描述为耗散 Hamilton 模型的形式,设计:

$$U_i = \tilde{U}_i - L_i^T \varphi_{1i} - L_i^T J_{ri}^T \varphi_{3i} \quad (14)$$

式中, $\tilde{U}_i$ 为新的控制输入。

将式(14)代入式(13)可得

$$\begin{aligned} \dot{X}_i &= \begin{bmatrix} \dot{\varphi}_{1i} \\ \dot{\varphi}_{2i} \\ \dot{\varphi}_{3i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & L_i & \mathbf{0} \\ -L_i^T & S_i & -L_i^T J_{ri}^T \\ \mathbf{0} & J_{ri} L_i & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{1i} \\ \varphi_{2i} \\ \varphi_{3i} \end{bmatrix} \\ &\quad + g_1 \tilde{U}_i + g_1 F_i \end{aligned} \quad (15)$$

选取系统式(15)的 Hamilton 能量函数:

$$H_i(X_i) = \frac{1}{2}(\varphi_{1i}^T \varphi_{1i} + \varphi_{2i}^T \varphi_{2i} + \varphi_{3i}^T \varphi_{3i}) \quad (16)$$

则系统式(15)的耗散 Hamilton 模型可描述为

$$\dot{X}_i = [J_i(X_i) - R_i(X_i)] \frac{\partial H_i(X_i)}{\partial X_i} + g_1 \tilde{U}_i + g_1 F_i \quad (17)$$

式中, $J_i(X_i) = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & L_i & \mathbf{0} \\ -L_i^T & S_i & -L_i^T J_{ri}^T \\ \mathbf{0} & J_{ri} L_i & \mathbf{0} \end{bmatrix}$, $R_i(X_i) =$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}.$$

对于系统中总的不确定项 F_i , 可通过设计如下形式的 NDO 对其进行动态观测:

$$\begin{cases} \hat{F}_i = Q_i + A_i \varphi_{2i} \\ \dot{Q}_i = -A_i Q_i + A_i(-A_i \varphi_{2i} - S_i \varphi_{2i} - U_i) \end{cases} \quad (18)$$

式中, $\hat{F}_i$ 为 F_i 的观测值, A_i 为待设计的 NDO 增益。

定义 NDO 的观测误差:

$$\tilde{F}_i = F_i - \hat{F}_i \quad (19)$$

假设相对于 NDO 的动态特性, F_i 的变化是缓慢的, 即 $\dot{F}_i \approx 0$, 则 NDO 观测误差的动态方程可写为

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{F}}_i &= -\dot{\hat{F}}_i = -\dot{Q}_i - A_i \dot{\varphi}_{2i} \\ &= A_i Q_i - A_i(-A_i \varphi_{2i} - S_i \varphi_{2i} - U_i) \\ &\quad - A_i(S_i \varphi_{2i} + U_i + F_i) \\ &= A_i(\hat{F}_i - F_i) = -A_i \tilde{F}_i \end{aligned} \quad (20)$$

3.2 耗散 Hamilton 控制器的设计

将式(15)中各状态变量的期望平衡点取为 $X_i^* = [\varphi_{1i}^* \quad \varphi_{2i}^* \quad \varphi_{3i}^*]^T$ 。而由式(16)可知, 系统的能量函数在期望的平衡点处不能取得极小值, 因而需要对其进行整形。将期望的 Hamilton 能量函数 $H_{di}(X_i)$ 取为

$$\begin{aligned} H_{di}(X_i) &= \frac{1}{2}(\varphi_{1i} - \varphi_{1i}^*)^T(\varphi_{1i} - \varphi_{1i}^*) \\ &\quad + \frac{1}{2}(\varphi_{2i} - \varphi_{2i}^*)^T(\varphi_{2i} - \varphi_{2i}^*) \\ &\quad + \frac{1}{2}(\varphi_{3i} - \varphi_{3i}^*)^T(\varphi_{3i} - \varphi_{3i}^*) \end{aligned} \quad (21)$$

由于 $\frac{\partial H_{di}(X_i)}{\partial X_i} = (X_i - X_i^*)$, 可知在 $X_i = X_i^*$

处, $\frac{\partial H_{di}(X_i)}{\partial X_i} = 0$ 且 $H_{di}(X_i)$ 的海森矩阵 $\frac{\partial^2 H_{di}(X_i)}{\partial X_i^2} > 0$, 因此系统式(15)在平衡点 X_i^* 处是稳定的。

进一步, 通过互联和阻尼配置的方法来完成系统式(15)的耗散 Hamilton 控制器的设计。将互联和阻尼矩阵选取如下:

$$\begin{cases} J_{ai}(X_i) = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & j_{i12} & j_{i13} \\ -j_{i12} & \mathbf{0} & j_{i23} \\ -j_{i13} & -j_{i23} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \\ R_{ai}(X_i) = \begin{bmatrix} r_{i11} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & r_{i22} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & r_{i33} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (22)$$

式中, $j_{i12}, j_{i13}, j_{i23}$ 与 $r_{i11}, r_{i22}, r_{i33}$ 分别为待设计的互联和阻尼系数, 且 $J_{ai}(X_i)$ 和 $R_{ai}(X_i)$ 满足:

$$\begin{cases} J_{di}(X_i) = J_i(X_i) + J_{ai}(X_i) = -J_{di}^T(X_i) \\ R_{di}(X_i) = R_i(X_i) + R_{ai}(X_i) \end{cases} \quad (23)$$

式中, $J_{di}(X_i), R_{di}(X_i)$ 分别为期望的互联和阻尼矩阵。

设计适当的控制器 $\tilde{U}_i$, 使得下式定义的偏微分方程成立:

$$\begin{aligned} [J_i(X_i) - R_i(X_i)] \frac{\partial H_i(X_i)}{\partial X_i} + g_1 \tilde{U}_i + g_1 F_i \\ = [J_{di}(X_i) - R_{di}(X_i)] \frac{\partial H_{di}(X_i)}{\partial X_i} \end{aligned} \quad (24)$$

将相关系数代入上式可以得出:

$$j_{i12} = j_{i13} = r_{i11} = r_{i22} = 0 \quad (25)$$

同时控制器 $\tilde{U}_i$ 可设计为

$$\begin{aligned} \tilde{U}_i &= L_i^T \varphi_{1i}^* - S_i \varphi_{2i}^* - K_{mi}(\varphi_{2i} - \varphi_{2i}^*) \\ &\quad + L_i^T J_{ri}^T \varphi_{3i}^* - F_i \end{aligned} \quad (26)$$

式中, $K_{mi} = \frac{j_{i23}^2}{r_{i33}}$ 。

将 NDO 的观测值输出 $\hat{F}_i$ 引入所设计的控制器式(26)中, 并假设 NDO 的观测误差 $\tilde{F}_i$ 是有界的, 但上界未知, 即

$$\|\tilde{\mathbf{F}}_i\| \leq N_i, N_i \in \mathbb{R}^+ \quad (27)$$

设计如下自适应律对观测误差 $\tilde{\mathbf{F}}_i$ 的上界值 N_i 进行估计:

$$\dot{\hat{N}}_i = K_N \left[\frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right) - K_\sigma \hat{N}_i \right] \quad (28)$$

式中, $K_N, K_\sigma > 0$ 为待设计的参数。

注2:通过引入 $K_\sigma \hat{N}_i$ 项对式(28)进行修正, 可避免当参数摄动和负载扰动等不确定性因素存在时, 上界值 N_i 的自适应切换增益值持续增加直至无界的弊端。

对于具有静态领导者的多智能体机器人系统, 跟随者 i 的期望目标是最终收敛到由静态领导者形成的凸包内, 因此有 $\boldsymbol{\varphi}_{2i}^* = 0$ 。此时, 控制器 $\tilde{\mathbf{U}}_i$ 可重新设计为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{U}}_i = & \mathbf{L}_i^T \boldsymbol{\varphi}_{1i}^* + \mathbf{L}_i^T \mathbf{J}_{ri}^T \boldsymbol{\varphi}_{3i}^* - \mathbf{K}_{mi} \boldsymbol{\varphi}_{2i} - \hat{\mathbf{F}}_i \\ & - \hat{N}_i \mathbf{g}_1^{-1} \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right) \end{aligned} \quad (29)$$

式中, $\hat{N}_i \mathbf{g}_1^{-1} \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right)$ 为对观测误差 $\tilde{\mathbf{F}}_i$ 的鲁棒抑制

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \dot{\mathbf{X}}_i + K_N^{-1} \tilde{N}_i \dot{\tilde{N}}_i + \tilde{\mathbf{F}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{F}}}_i \\ = & \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \left\{ [\mathbf{J}_i - \mathbf{R}_i] \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} + \mathbf{g}_1 \left(\mathbf{L}_i^T \boldsymbol{\varphi}_{1i}^* + \mathbf{L}_i^T \mathbf{J}_{ri}^T \boldsymbol{\varphi}_{3i}^* - \mathbf{K}_{mi} \boldsymbol{\varphi}_{2i} - \hat{\mathbf{F}}_i - \hat{N}_i \mathbf{g}_1^{-1} \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right) \right) + \mathbf{g}_1 \mathbf{F}_i \right\} + K_N^{-1} \tilde{N}_i \dot{\tilde{N}}_i + \tilde{\mathbf{F}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{F}}}_i \\ = & \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \left\{ [\mathbf{J}_{di} - \mathbf{R}_{di}] \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} + \mathbf{g}_1 \tilde{\mathbf{F}}_i - \hat{N}_i \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right) \right\} + K_N^{-1} \tilde{N}_i \dot{\tilde{N}}_i + \tilde{\mathbf{F}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{F}}}_i \\ = & - \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \mathbf{R}_{di} \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} + \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \mathbf{g}_1 \tilde{\mathbf{F}}_i - N_i \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right) + K_\sigma \tilde{N}_i \dot{\tilde{N}}_i - A_i \tilde{\mathbf{F}}_i^T \tilde{\mathbf{F}}_i \\ \leq & - \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \mathbf{R}_{di} \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} + K_\sigma \tilde{N}_i \dot{\tilde{N}}_i - A_i \tilde{\mathbf{F}}_i^T \tilde{\mathbf{F}}_i \end{aligned} \quad (32)$$

根据不等式 $xy \leq -\frac{1}{2}x^2 + \frac{1}{2}(x+y)^2$, 可有

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & - \frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \mathbf{R}_{di} \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} - \frac{K_\sigma}{2} \tilde{N}_i^2 + \frac{K_\sigma}{2} N_i^2 - A_i \tilde{\mathbf{F}}_i^T \tilde{\mathbf{F}}_i \\ \leq & - \lambda_{1i} \left(\left\| \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right\|^2 + \left\| \tilde{N}_i \right\|^2 + \left\| \tilde{\mathbf{F}}_i \right\|^2 \right) \\ & + \lambda_{2i} \end{aligned} \quad (33)$$

式中, $\lambda_{1i} = \min \left\{ R_{d\min}, \frac{K_\sigma}{2}, A_i \right\}$, $\lambda_{2i} = \frac{K_\sigma}{2} N_i^2$, $R_{d\min}$

为 $\mathbf{R}_{di}$ 的最小特征值。

补偿项。

至此, 综合式(11)、(14)和(29), 则多智能体机器人系统(1)的分布式包含控制器可最终设计为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\tau}_i = & (\boldsymbol{\varphi}_{1i}^* - \boldsymbol{\varphi}_{1i}) + \mathbf{J}_{ri}^T (\boldsymbol{\varphi}_{3i}^* - \boldsymbol{\varphi}_{3i}) - \mathbf{L}_i^T \mathbf{K}_{mi} \boldsymbol{\varphi}_{2i} \\ & - \left(\hat{\mathbf{F}}_i + \hat{N}_i \mathbf{g}_1^{-1} \text{sgn} \left(\frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right) \right) \end{aligned} \quad (30)$$

定理1:针对含有 m 个跟随者的多智能体机器人系统式(1), 采用双目视觉伺服模型式(7), 构造非线性观测器式(18), 设计参数自适应律式(28)和分布式包含控制器式(30), 则多智能体机器人系统式(1)是最终一致有界稳定的; 且当 $K_\sigma = 0$ 时, 系统式(1)是渐近稳定的。

证明:选取系统的 Lyapunov 函数:

$$V = H_{di}(\mathbf{X}_i) + \frac{1}{2} K_N^{-1} \tilde{N}_i^2 + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{F}}_i^T \tilde{\mathbf{F}}_i \quad (31)$$

求式(31)的时间导数, 并将式(20)、(28)、(29)、(30)代入可得:

此外, 式(31)可进一步演变为

$$\begin{aligned} V = & \left\| \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right\|^2 + \frac{1}{2} K_N^{-1} \left\| \tilde{N}_i \right\|^2 + \frac{1}{2} \left\| \tilde{\mathbf{F}}_i \right\|^2 \\ \leq & \frac{1}{2} \lambda_{3i} \left(\left\| \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \right\|^2 + \left\| \tilde{N}_i \right\|^2 + \left\| \tilde{\mathbf{F}}_i \right\|^2 \right) \end{aligned} \quad (34)$$

式中, $\lambda_{3i} = \max \{ 2, K_N^{-1}, 1 \}$ 。

综合式(33)和(34)可得

$$\dot{V} \leq - \frac{2\lambda_{1i} V}{\lambda_{3i}} + \lambda_{2i} \quad (35)$$

对上式两边求积分可得

$$V(t) \leq \exp\left(-\frac{2\lambda_{1i}t}{\lambda_{3i}}\right)\left(V(0) - \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}\right) + \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}} \quad (36)$$

由式(36)可知, 当 $V(0) \leq \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}$ 时, 有 $V(t)$

$$\leq -\exp\left(-\frac{2\lambda_{1i}}{\lambda_{3i}}t\right) + \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}, \text{ 即 } V(t) < \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}, \text{ 并由此}$$

可得 $V(t) > 0$, $V(t) < V(\infty) = \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}$; 同理, 当

$V(0) > \frac{\lambda_{3i}\lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}$ 时, 可有 $V(t) < 0, V(t) \leq V(0)$ 。

由以上分析可知多智能体机器人系统式(1)是最终一致有界稳定的,且有界域为

$$V(t) \leq \max \left\{ \frac{\lambda_{3i} \lambda_{2i}}{2\lambda_{1i}}, V(0) \right\} \quad (37)$$

而当 $K_\sigma = 0$ 时,由式(32)可知

$$V \leq -\frac{\partial^T H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \mathbf{R}_{di} \frac{\partial H_{di}}{\partial \mathbf{X}_i} \leq 0 \quad (38)$$

此时,多智能体机器人系统式(1)可最终收敛到最大不变集 $\{V=0\} \subset \{r_{i33}^T(\varphi_{3i}-\varphi_{3i}^*)=0, \forall t \geq 0\}$, 即 $\varphi_{3i} \rightarrow \varphi_{3i}^*$ 。又因为 $m_i = \varphi_{3i} - \int J_{0i} V_{0i}^{Ci} dt$, 可知 $m_{di} = \varphi_{3i}^* - \int J_{0i} V_{0i}^{Ci} dt$, 因此 $m_i - m_{di} = \varphi_{3i} - \varphi_{3i}^*$, 且当 $\varphi_{3i} \rightarrow \varphi_{3i}^*$ 时, 有 $m_i \rightarrow m_{di}$, 即基于图像的视觉伺服控制任务完成, 故根据 LaSalle 不变原理可知多智能体机器人系统式(1)是渐进稳定的。

4 仿真研究

本节选取 4 个 2 自由度机器人作为跟随者, 分别标号为 $F1$ 、 $F2$ 、 $F3$ 、 $F4$, 3 个静态领导者分别标号为 $L1$ 、 $L2$ 、 $L3$ 。7 个机器人遵循的引导法则如图 1 所示。

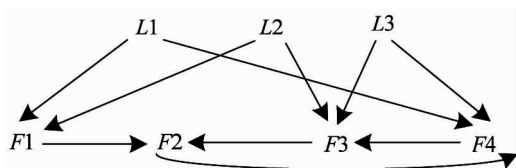


图1 多智能体机器人间的拓扑关系

在每个跟随者的末端执行器后方0.3m处安装两台同型号的 CCD 摄像机,其结构示意图如图 2 所示。

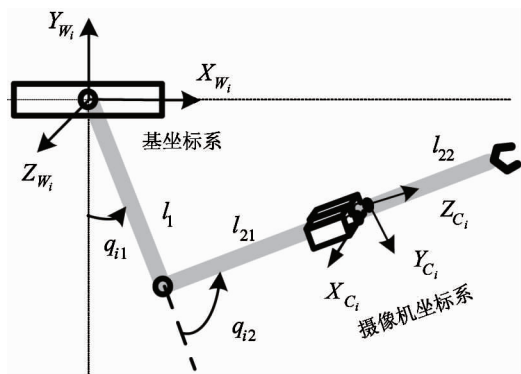


图2 跟随者结构示意图

假设 4 个跟随者的基坐标系方向相同,且将跟随者 $F1$ 的基坐标系作为整个多机器人系统的世界坐标系,则根据图 2 中摄像机坐标系与基坐标系的方向关系,可以确定:

$$\mathbf{J}_A(\mathbf{q}_i) = \begin{bmatrix} l_{21} \cos(q_{i1} + q_{i2}) + l_1 \cos q_{i1} & l_{21} \cos(q_{i1} + q_{i2}) \\ l_{21} \sin(q_{i1} + q_{i2}) + l_1 \sin q_{i1} & l_{21} \sin(q_{i1} + q_{i2}) \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$${}^{Ci}\mathbf{R}_{Wi} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ -\cos(q_{i1} + q_{i2}) & -\sin(q_{i1} + q_{i2}) & 0 \\ \sin(q_{i1} + q_{i2}) & \cos(q_{i1} + q_{i2}) & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{T}(\mathbf{q}_i) = \begin{bmatrix} 0 & -\sin(q_{i1} + q_{i2}) & 0 \\ 0 & \cos(q_{i1} + q_{i2}) & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 杆长 } l_1 = l_{21}$$

$$= 0.45 \text{ m}, l_{22} = 0.3 \text{ m}_\odot$$

将系统式(11)中的相关参数取为:

$$\mathbf{W}_i(\mathbf{q}_i) = \begin{bmatrix} \alpha_i & \frac{\gamma_i}{\beta_i} \\ 0 & \frac{\beta_i}{\alpha_i} \end{bmatrix}, \mathbf{L}(\mathbf{q}_i) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha_i} & -\frac{\gamma_i}{\alpha_i \beta_i} \\ 0 & \frac{\alpha_i}{\beta_i} \end{bmatrix},$$

$$\alpha_i = \sqrt{2.66 + 0.42 \cos q_{i2}}, \quad \beta_i =$$

$$\sqrt{0.69 - 0.04 \cos^2 q_{i2}}, \gamma_i = 0.21 \cos q_{i2} + 0.29。$$

各机器人初始时刻在世界坐标系下的坐标值分别为: $L1(0) = [0.66, 0.37]^T$, $L2(0) = [0.56, 0.27]^T$, $L3(0) = [0.56, 0.47]^T$, $F1(0) = [0.36, 0.22]^T$, $F2(0) = [0.31, 0.33]^T$, $F3(0) = [0.31, 0.41]^T$, $F4(0) = [0.36, 0.52]^T$; 起始关节角度分别为: $q_1(0) = q_2(0) = [-120^\circ, -150^\circ]^T$, $q_3(0) = q_4(0) = [-60^\circ, 150^\circ]^T$ 。

本文所设计控制器主要参数取为: $K_m = \begin{bmatrix} 1000 & 0 \\ 0 & 10000 \end{bmatrix}$, $K_N = 3$, $K_\sigma = 10$, $\omega = [2\sin(10t); 2\sin(10t)]$ 。

跟随者的末端执行器在世界坐标系 X - Y 平面上的运动轨迹如图 3 所示。图中黑色圆圈表示 3 个领导者, 黑色三角形表示由领导者形成的凸包, 4 个小方块分别表示 4 个跟随者的末端执行器。图 4 为各末端执行器的位置随时间变化的轨迹。

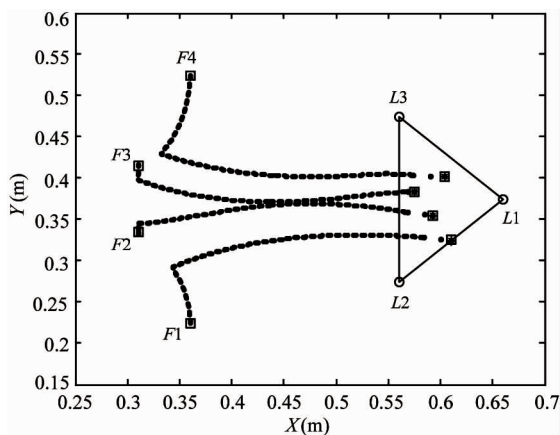


图 3 跟随者的末端执行器在世界坐标系 X - Y 平面的运动轨迹

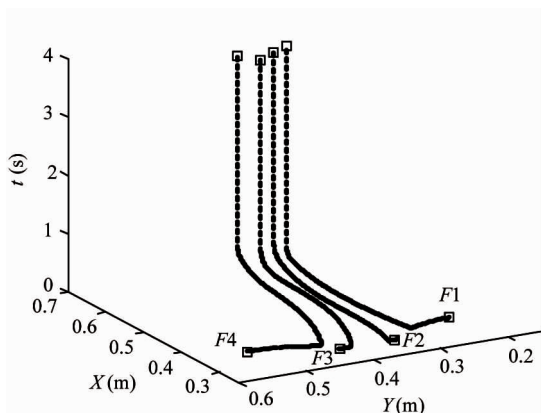


图 4 跟随者的末端执行器在各时刻的位置信息

从图 3 和图 4 可以看出: (1) 各跟随者在本文所设计控制器的作用下逐渐逼近由领导者形成的凸包, 并最终收敛到凸包内的期望位置。 (2) 尽管拓扑关系中跟随者 $F2$ 无法直接获取所有静态领导者的状态信息, 但可通过获取跟随者 $F1$ 和 $F3$ 的状态信息来引导其运动。 (3) 在整个运动过程中, 各跟随者之间无路径交叉重叠现象, 避免了互相碰撞的发生。

图 5 为跟随者的目标点在成像平面上的位置跟踪误差曲线。可以看出: 经过短暂的调整后, 各跟随者的位置跟踪误差逐渐收敛到零, 即 $m_i \rightarrow m_{di}$, 双目视觉伺服控制任务得以实现。

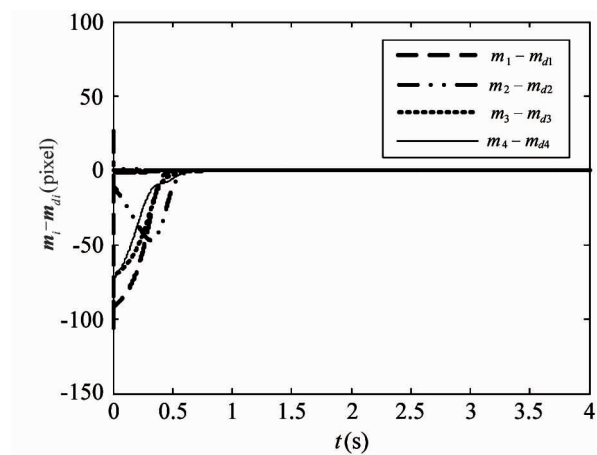


图 5 像平面位置误差曲线

图 6 为 NDO 的观测值曲线。可以看出, 所设计的 NDO 对各跟随者总的不确定项实现了有效的动态观测, 且各观测器调节平稳, 收敛速度快。

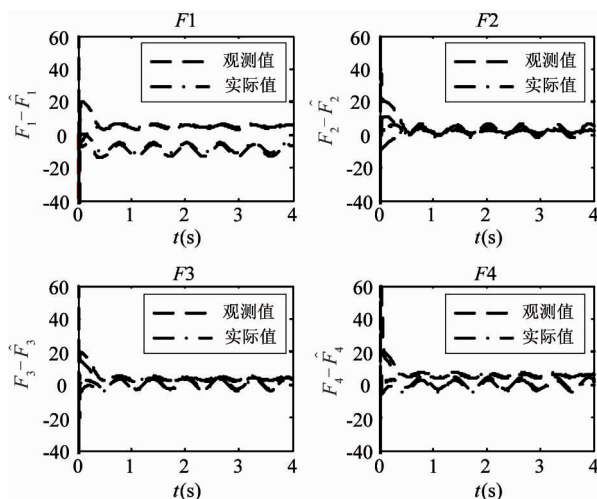


图 6 NDO 的观测值曲线

5 结 论

本文将双目视觉伺服控制方法引入多智能体机器人系统的分布式包含控制问题中。选用图论中的有向图与双目视觉理论相结合,构建出各机器人间的拓扑关系,并确定出跟随者的跟踪目标。基于机器人微分运动学特性,推导出目标点的图像特征变化速度、关节运动速度以及目标点在摄像机坐标系下的运动速度这三者间的对应关系。通过预反馈控制建立了跟随者的耗散 Hamilton 模型,并对系统中的不确定项构造 NDO 对其进行观测。利用互联和阻尼配置以及能量整形方法设计出鲁棒性较强的耗散 Hamilton 控制器,该控制器具有结构简单、调节参数少等优点。将 NDO 的观测值及其观测误差的上界估计值引入所设计的控制器中进行补偿,有效地提高了多智能体机器人系统的鲁棒稳定性和控制精度。仿真结果表明,本文所提出的控制方法能够驱动跟随者的末端执行器最终收敛到由领导者形成凸包内的期望位置,且 NDO 对各跟随者系统中的不确定项实现了有效的动态观测。

参考文献

[1] 李丽,方华京. 具有采样时延的多智能体系统的一致性跟踪[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(8): 88-92

[2] Lee D J, Spong M W. Agreement with non-uniform information delays[C]. In: Proceedings of the American Control Conference, Minneapolis, USA, 2006. 756-761

[3] Berg J V D, Lin M, Manocha D. Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation[C]. In: Proceedings of the IEEE Conference on Robotics and Automation, Pasadena, USA, 2008. 1928-1935

[4] 李猛,梁加红,李石磊. 一种改进的多智能体碰撞避免行为[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(3): 92-98

[5] Moradi M, Malekizade H. Neural network identification based multivariable feedback linearization robust control for a two-link manipulator[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, 2013, 72(2): 167-178

[6] Meng Z Y, Lin Z L, Ren W. Leader-follower swarm

tracking for networked Lagrange systems[J]. *Systems & Control Letters*, 2012, 61: 117-126

[7] Mei J, Ren W, Ma G F. Distributed containment control for Lagrangian networks with parametric uncertainties under a directed graph[J]. *Automatica*, 2012, 48(4): 653-659

[8] Mei J, Ren W, Chen J, et al. Distributed adaptive coordination for multiple Lagrangian systems under a directed graph without using neighbors' velocity information[J]. *Automatica*, 2013, 49(6): 1723-1731

[9] 刘成林,田玉平. 具有时延的多个体系统的一致性问题综述[J]. 控制与决策, 2009, 24(11): 1601-1608

[10] Olfati-Saber R, Fax J A, Murray R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(1): 215-233

[11] 王玉振,程代展. 广义哈密顿实现及其在基于能量的准 Lyapunov 函数构造中的应用[J]. 控制理论与应用, 2004, 19(4): 511-515

[12] 席雷平,陈自力,齐晓慧. 基于非线性干扰观测器的机械臂自适应反演滑模控制[J]. 信息与控制, 2013, 42(4): 470-477

[13] Jadbabaie A, Lin J, Morse A S. Coordination of groups of mobile autonomous agents using nearest neighbor rules[J]. *IEEE Transactions Automatic Control*, 2003, 48(6): 988-1001

[14] Yang B, Li H G, Kang Z B, et al. Hamiltonian-based binocular visual servoing of camera-in-hand robotic systems[C]. In: Proceedings of 2012 International Conference on Modelling, Identification and Control, Wuhan, China, 2012. 388-393

[15] Yang B, Li H G, Sha X P, et al. An Immersion & invariance based speed observer for visual servoing[J]. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2012, 17(3): 212-222

[16] Nasisi O, Carelli R. Adaptive servo visual robot control[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, 43: 51-78

[17] Astolfi A, Ortega R, Venkatraman A. A globally exponentially convergent immersion and invariance speed observer for n degrees of freedom mechanical systems[C]. In: Proceedings of the Joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference, Shanghai, China, 2009. 6508-6513

Distributed containment control for multi-agent robots based on binocular vision

Shao Nuan^{*}, Liu Le^{**}

(^{*} Department of Environmental Engineering, Hebei University of Environmental Engineering, Qinhuangdao 066102)

(^{**} School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

Abstract

Aiming at the distributed containment control problem of multi-agent robots with static leaders, a binocular visual servo control strategy based on the dissipative Hamilton theory and nonlinear disturbance observe (NDO) is studied. Firstly, the topological relationship among robots is built by using directed graphs in the graph theory to make each follower determine its tracking target according to the status information of neighbor robots, and to derive a binocular visual servo model for the dynamic target point. Secondly, the dissipative Hamilton model of followers is built through pre-feedback control, and nonlinear disturbance observers are used to observe the total uncertainties of the system dynamically. Thirdly, dissipative Hamilton controllers with strong robustness are designed by utilizing the interconnection and damping assignment and the energy shaping strategy. Besides, the observation values of NDOs and the upper bound estimation values of observation errors are introduced into the designed controllers to make compensation, and then the followers are driven to converge to desired positions in the convex hull spanned by the leaders ultimately. Finally, a simulation study using four two-DOF (degree of freedom) binocular vision robots is carried out, and the simulation results show the validity of the proposed control strategy.

Key words: multi-agent robots, binocular visual servo control, distributed containment control, dissipative Hamilton model, nonlinear disturbance observer(NDO)