

控制与决策

Control and Decision

基于自调节有限时间预设性能函数的多智能体系统动态面状态约束量化控制

辛红伟, 李昊齐, 祝国强, 张秀宇

引用本文:

辛红伟, 李昊齐, 祝国强, 张秀宇. 基于自调节有限时间预设性能函数的多智能体系统动态面状态约束量化控制[J]. *控制与决策*, 2023, 38(5): 1319–1326.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1219>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[输出死区下的随机多智能体系统一致性饱和控制](#)

Consensus saturation control for stochastic multi-agent systems with output dead zones

控制与决策. 2023, 38(5): 1249–1257 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0296>

[具有输入量化和全状态约束的非严格反馈随机非线性系统的有限时间动态面控制](#)

Finite-time dynamic surface control for nonstrict-feedback stochastic nonlinear systems with input quantization and full-state constraints

控制与决策. 2022, 37(10): 2575–2584 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0012>

[具有全状态约束和未建模动态的严格反馈系统有限时间自适应动态面控制](#)

Finite-time adaptive dynamic surface control for strict-feedback systems with full state constraints and unmodeled dynamics

控制与决策. 2022, 37(1): 108–118 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1023>

[状态时延和全状态约束下的多智能体系统自适应事件触发控制](#)

Adaptive event-triggered control for multi-agent systems with state time-delays and full state constraints

控制与决策. 2022, 37(4): 892–902 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1046>

[基于神经网络的周期扰动非线性系统自适应渐近跟踪控制](#)

Neural-networks-based adaptive asymptotic tracking control for nonlinear systems with periodic disturbances

控制与决策. 2022, 37(4): 922–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1252>

基于自调节有限时间预设性能函数的多智能体系统 动态面状态约束量化控制

辛红伟^{1,2}, 李昊齐^{1,2}, 祝国强^{1,2†}, 张秀宇^{1,2}

(1. 东北电力大学 自动化工程学院, 吉林省 吉林市 132012;

2. 吉林省精密驱动智能控制国际联合研究中心, 吉林省 吉林市 132012)

摘要: 针对一类非线性多智能体系统, 构建一种基于自调节有限时间预设性能函数的动态面状态约束量化控制策略. 所提出控制方法的主要特点为: 1) 将自调节有限时间预设性能函数与屏障 Lyapunov 函数相结合对多智能体系统的状态进行约束, 使得构建出的约束函数能够根据系统当前跟踪误差自行调节自身参数而无需人为干预; 2) 通过使用动态面控制方法, 避免传统反步控制方法的“微分爆炸”现象, 并设计滤波补偿函数消除因引入动态面方法而产生的滤波误差和信号振荡的问题; 3) 使用 RBF 神经网络逼近系统中未知非线性的同时, 引入量化器以减轻系统的通讯负担, 且所构建量化控制方法仅需量化器具有扇形有界性质即可. 稳定性分析表明, 闭环系统内所有信号均为半全局一致有界的. 仿真环节验证了所提出控制策略的有效性.

关键词: 多智能体系统; 屏障 Lyapunov 函数; 动态面控制; 神经网络; 量化控制; 反步控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1219

引用格式: 辛红伟, 李昊齐, 祝国强, 等. 基于自调节有限时间预设性能函数的多智能体系统动态面状态约束量化控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(5): 1319-1326.

Dynamic surface state constrained quantized control for multi-agent system with an adjustable finite-time prescribed performance function

XIN Hong-wei^{1,2}, LI Hao-qi^{1,2}, ZHU Guo-qiang^{1,2†}, ZHANG Xiu-yu^{1,2}

(1. School of Automation Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China; 2. Jilin Province International Research Center of Precision Drive and Intelligent Control, Jilin 132012, China)

Abstract: For a class of nonlinear multi-agent systems, an adaptive dynamic surface state constrained quantized control scheme with an adjustable finite-time prescribed performance function is investigated. The major properties of the proposed control algorithm are: 1) This method is combined with the barrier Lyapunov function (BLF) to restrict the states of the multi-agent system, thus the constructed constraint function can adjust its own parameters according to the current tracking error of the system without manual intervention. 2) By applying the dynamic surface control method, the “differential explosion” phenomenon of the traditional backstepping control method is avoided, and the filtered compensating function is designed to eliminate the filter error and signal chattering caused by the dynamic surface method. 3) The RBF neural network is utilized to approximate the unknown nonlinearities in the system, and the quantizer is introduced to reduce the communication burden of the system. The presented quantized control strategy requires only that the quantizer has the sector bounded property. The stability analysis demonstrates that all signals of the closed-loop are semi-globally uniformly bounded. Simulation section verifies the effectiveness of the proposed control scheme.

Keywords: multi-agent system; barrier Lyapunov function; dynamic surface control; neural network; quantized control; backstepping control

收稿日期: 2022-07-09; 录用日期: 2022-10-10.

基金项目: 吉林省科技发展计划项目 (20210509053RQ).

责任编辑: 杨涛.

†通讯作者. E-mail: zhugq@neepu.edu.cn.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

随着多智能体系统这一概念在控制领域飞速发展,现代控制系统的研究趋势开始从单智能体系统向多智能体系统发生转变,这逐渐成为当前乃至未来控制算法研究的热点.在这些研究中,最具代表性的是多智能体系统的一致性控制问题^[1-7],即设计一种能够通过各智能体间的信息交换使其输出最终达成一致的策略.作为实现多智能体系统工程应用的理论前提,迄今为止,基于多智能体系统的一致性控制已取得了一定的成果^[8-11].然而,上述研究关注的重点皆为模型细节已知的多智能体系统.事实上,在实际控制系统中,模型中存在未知非线性是不可避免的^[12-13],这也是控制领域经久不衰的热门话题.近年来,RBF神经网络^[14]凭借其较为优秀的泛化能力和逼近性能,开始被应用于反步控制方法,其处理未知非线性的出色能力同样令多智能体系统的相关研究受益^[15-16].但是,传统反步法因存在虚拟控制律反复求导的“微分爆炸”问题,在某种程度上会增加控制器设计过程的复杂度,而动态面控制方法^[17](DSC)的出现令这一问题得到了解决.但是,DSC方法目前也存在一定的缺陷,由于该方法需要在控制器中引入一阶低通滤波器,而滤波器的存在会不可避免地产生滤波误差,结合现有结果^[18-19],使用DSC方法还会令控制系统的信号产生振荡,最终导致控制方法的实际效果无法达到预期要求.此外,上述研究均未考虑到实际环境中多智能体系统在状态受限情况下的控制问题,对于多智能体系统本身特性的研究还有待补充.

在工程应用中,经常会遇到实际模型受到状态限制的情况^[20-21],而这种情况下状态的受限区域既可视为保证系统稳定运行的安全状态集,也可被看作是工业系统中状态的最佳工作区间.为处理此类具有约束条件的系统,在控制器设计过程中引入屏障Lyapunov函数是一种有效的解决方式^[22-23],对于多智能体系统而言也同样如此.但是目前为止,关于多智能体系统的状态约束研究多假设系统的受限状态为常数有界^[24-26],对于状态时变有界的研究较少.其中,文献[27-28]考虑了状态时变受限的多智能体系统,并针对该系统设计了时变状态约束控制算法.然而,上述控制方法所研究的时变状态受限情况仅采用了与时间变量相关的时变约束函数,这导致其并不适用于状态受限集合受系统参数影响的多智能体系统,即无法根据系统当前参数对状态的受限区域进行实时调整.可见,如今对于多智能体系统状态约束的研究还并不充分,需要进行更深入的研究.

在需要进行大量信息交换的多智能体系统中,信号传输也是需要考虑的关键问题之一.随着智能体的数量增多,系统的通信负担也将急剧增加.不仅如此,随着现代数字设备的普及,实际系统的信号在经过信道传输前往往需要被数字化.因此,量化器^[29]作为信号离散化和减轻通信负担的有效手段,逐渐被应用于多智能体系统的研究^[30-31].值得注意的是,状态受限多智能体系统在其量化控制方面的研究仍然存在一定的空缺,这也是本文需要讨论的问题之一.

综上所述,针对一类具有未知非线性的状态受限多智能体系统,本文提出一种基于自调节状态约束函数的动态面量化控制策略,具体内容如下.

1) 通过将自调节函数和屏障Lyapunov函数融入至反步控制方法,使得系统状态能够始终保持在一个随系统当前跟踪误差改变而变化的有界区域内;

2) 为简化控制方法并避免传统反步法的“微分爆炸”问题,使用动态面控制技术优化控制器结构的同时,设计滤波误差补偿函数消除因引入该技术而产生的滤波误差和信号振荡的问题;

3) 使用RBF神经网络逼近系统中的未知函数,同时采用一种仅需具有扇形有界性质的量化器将系统的输入信号离散化,降低量化控制方法的构建门槛,并以此减轻系统的通讯负担.

1 预备知识

1.1 系统描述

本文考虑一组由 N 个 n 阶非线性系统所组成的多智能体系统,其动态模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_{i,k} = g_{i,k}x_{i,k+1} + f_{i,k}(\bar{x}_{i,k}), & k = 1, 2, \dots, n-1, \\ \dot{x}_{i,n} = g_{i,n}Q(u_i) + f_{i,n}(\bar{x}_{i,n}), \\ y_i = x_{i,1}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N$; $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}]^T \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \mathbf{R}$, $Q(u_i) \in \mathbf{R}$ 分别为第 i 个智能体的状态、输出和量化输入; $g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,n}$ 为已知常数增益; $f_{i,1}(\bar{x}_{i,1}), f_{i,2}(\bar{x}_{i,2}), \dots, f_{i,n}(\bar{x}_{i,n})$ 为未知非线性函数且 $\bar{x}_{i,k} = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,k}]^T$.

在每个智能体前加入具有如下扇形有界性质^[32]的量化器:

$$|Q_i(u_i) - u_i| \leq \chi_i |u_i| + (1 - \chi_i) \varphi_i, \quad (2)$$

其中 $0 < \chi_i < 1$ 和 $\varphi_i > 0$ 为已知常数.上述扇形有界性质(2)涵盖了许多类型的量化器^[31],本文以一种典型的对数量化器为例,其具体形式如下式所示:

$$Q_i(u_i) = \begin{cases} \frac{(1 + \chi_i)^{m+1} \varphi_i}{(1 - \chi_i)^m}, \\ \frac{(1 + \chi_i)^m \varphi_i}{(1 - \chi_i)^m} \leq u_i < \frac{(1 + \chi_i)^{m+1} \varphi_i}{(1 - \chi_i)^{m+1}}; \\ 0, 0 \leq u_i < \varphi_i; \\ -Q_i(u_i), u_i < 0. \end{cases} \quad (3)$$

其中 $m=0, 1, \dots$ 满足式(2).

假设智能体的拓扑结构可用图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 表示, 每个智能体均被视为一个节点, 将领导者智能体视为第 $N + 1$ 个节点, 其输出为 y_{N+1} . 图 \mathcal{G} 由一组节点集 $\mathcal{V} = \{1, 2, \dots, N + 1\}$ 和一组边集 $\mathcal{E} \subseteq \mathcal{V} \times \mathcal{V}$ 组成. 若边 $(i, j) \in \mathcal{E}$ 且 $i \neq j$, 则第 i 个智能体可获得第 j 个智能体的相关信息, 称第 j 个智能体为第 i 个智能体的邻居智能体. 第 i 个智能体的邻居智能体集合可表示为 $\Pi_i = \{j | (i, j) \in \mathcal{E}\}$, 将表示其邻居关系的邻接矩阵 A 定义为

$$A = [a_{ij}] \in \mathbf{R}^{(N+1) \times (N+1)} = \begin{cases} a_{ij} > 0, (i, j) \in \mathcal{E}; \\ a_{ij} = 0, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

定义多智能体系统的Laplacian矩阵 $L = D - A$, 其中度矩阵 $D = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_{N+1}\}$ 且满足 $d_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N+1} a_{ij}$. 因此, Laplacian矩阵可描述为如下形式:

$$L = \begin{bmatrix} L_1 & L_2 \\ 0_{1 \times N} & 0 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{(N+1) \times (N+1)}. \quad (5)$$

假设1 领导者智能体的输出信号 y_{N+1} 为有界值, 且其每一阶导数均为连续有界的.

注1 现有成果^[29-30]多利用明确的量化器表达式研究量化问题, 而本文放宽了这一限制, 受文献^[32]启发, 所构建的量化控制方法仅需量化器具有如式(2)所述的扇形有界性质即可实现, 这使得许多典型的量化器均适用于所提出方法, 如目前2种主流的量化器: 迟滞量化器^[29-30]和对数量化器^[31].

1.2 自调节有限时间预设性能函数

本文将自调节有限时间预设性能函数^[33]与屏障Lyapunov函数^[22]相结合对多智能体系统的状态进行约束, 相比传统的性能函数, 所采用的性能函数不仅能够有限时间内达到预设目标值, 且能够根据系统当前的跟踪误差动态地调节自身参数, 其具体形式为

$$M_i(t) =$$

$$\left\{ \begin{aligned} & \left(\mu_{i,0}(0) - \frac{t}{T_{i,e}} \right) e^{(1 - \frac{T_{i,e}}{T_{i,e} - t})} + \mu_{i,e}(0), & 0 \leq t < t_{i,1}; \\ & \vdots \\ & \beta_{i,0}(q) + \beta_{i,1}(q)t + \beta_{i,2}(q)t^2 + \dots + \\ & \beta_{i,2n+1}(q)t^{2n+1}, & t_{i,q} \leq t < t_{i,q} + \Delta t_{i,q}; \\ & \left(\mu_{i,0}(q) - \frac{t}{T_{i,e}} \right) e^{(1 - \frac{T_{i,e}}{T_{i,e} - t})} + \mu_{i,e}(q), & t_{i,q} + \Delta t_{i,q} \leq t < t_{i,q+1} < T_{i,e}; \\ & \vdots \\ & \left(\mu_{i,0}(\bar{k}) - \frac{t}{T_{i,e}} \right) e^{(1 - \frac{T_{i,e}}{T_{i,e} - t})} + \mu_{i,e}(\bar{k}), & t_{i,\bar{k}+1} \leq t < T_{i,e}; \\ & \mu_{i,e}(\bar{k}), T_{i,e} \leq t < +\infty. \end{aligned} \right. \quad (6)$$

其中: $q = 1, 2, \dots, \bar{k} - 1, \bar{k}$ 为调整次数; $M_i(t) = [M_{i,1}(t), M_{i,2}(t), \dots, M_{i,n}(t)]^T$; $\beta_{i,0}, \beta_{i,1}, \dots, \beta_{i,2n+1}$ 为调整参数; $t_{i,q} > 0$ 和 $\Delta t_{i,q} > 0$ 分别为初始时间和调整时间间隔; $T_{i,e}$ 为稳定时间; $\mu_{i,0}(q)$ 和 $\mu_{i,e}(q)$ 为设计参数, 并被定义为如下形式:

$$\mu_{i,0}(q+1) = \begin{cases} r_{\mu_{i,0}} \mu_{i,0}(q), r_{i,1} |\kappa_i| < M_i(t), \\ t_{i,q} + \bar{r}_{i,1} \Delta t_{i,q} < T_{i,e} \text{ 且} \\ \mu_{i,0}(i+1) > \mu_{i,e}(i+1) > \bar{\mu}; \\ \mu_{i,0}(q), \text{ otherwise.} \end{cases}$$

$$\mu_{i,e}(q+1) = \begin{cases} r_{\mu_{i,e}} \mu_{i,e}(q), r_{i,1} |\kappa_i| < M_i(t), \\ t_{i,q} + \bar{r}_{i,1} \Delta t_{i,q} < T_{i,e} \text{ 且} \\ \mu_{i,0}(i+1) > \mu_{i,e}(i+1) > \bar{\mu}; \\ \mu_{i,e}(q), \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $r_{\mu_{i,0}}, r_{\mu_{i,e}}, r_{i,1}, \bar{r}_{i,1}$ 为调节参数, 且 $r_{\mu_{i,0}} \in (0, 1)$, $r_{\mu_{i,e}} \in (0, 1)$, $r_{i,1} > 1, \bar{r}_{i,1} > 1$; $\kappa_i = y_i - y_{N+1}$ 为系统的跟踪误差; $\bar{\mu}$ 为 $\mu_{i,e}$ 的下确界. 若定义 $\bar{t}_{i,q} = t_{i,q} + \Delta t_{i,q}$, 则参数矩阵 $\beta_i = [\beta_{i,0}, \beta_{i,1}, \dots, \beta_{i,2n+1}]^T$ 可通过求解下式得到:

$$A_{i,q} \beta_{i,q} = \bar{A}_{i,q}. \quad (8)$$

其中

$$\bar{A}_{i,q} =$$

$$\begin{bmatrix}
 \left(\mu_{i,0}(q-1) - \frac{t_{i,q}}{T_{i,e}}\right)e^{(1-\frac{T_{i,e}}{T_{i,e}-t_{i,q}})} + \\
 \mu_{i,e}(q-1) - \frac{1}{T_{i,e}} \frac{e^{\frac{t_{i,q}}{T_{i,e}-T_{i,e}}}}{(T_{i,e}-t_{i,q})^2} (T_{i,e}^2 - \\
 3t_{i,q}T_{i,e} + \mu_{i,0}(q-1)T_{i,e}^2 + t_{i,q}^2) \\
 \vdots \\
 \left(\left(\mu_{i,0}(q-1) - \frac{t_{i,q}}{T_{i,e}}\right)e^{(1-\frac{T_{i,e}}{T_{i,e}-t_{i,q}})} + \right. \\
 \left. \mu_{i,e}(q-1)\right)^{(n)} \\
 \left(\mu_{i,0}(q) - \frac{\bar{t}_{i,q}}{T_{i,e}}\right)e^{(1-\frac{T_{i,e}}{T_{i,e}-\bar{t}_{i,q}})} + \mu_{i,e}(q) - \\
 \frac{1}{T_{i,e}} \frac{e^{\frac{\bar{t}_{i,q}}{T_{i,e}-T_{i,e}}}}{(T_{i,e}-\bar{t}_{i,q})^2} (T_{i,e}^2 - 3\bar{t}_{i,q}T_{i,e} + \\
 \mu_{i,0}(q)T_{i,e}^2 + \bar{t}_{i,q}^2) \\
 \vdots \\
 \left(\left(\mu_{i,0}(q) - \frac{\bar{t}_{i,q}}{T_{i,e}}\right)e^{(1-\frac{T_{i,e}}{T_{i,e}-\bar{t}_{i,q}})} + \mu_{i,e}(q)\right)^{(n)}
 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix}
 1 & \bar{t}_{i,q} & \bar{t}_{i,q}^2 & \dots & \bar{t}_{i,q}^n \\
 0 & 1 & 2\bar{t}_{i,q} & \dots & n\bar{t}_{i,q}^{n-1} \\
 0 & 0 & 2 & \dots & n(n-1)\bar{t}_{i,q}^{n-2} \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 0 & 0 & \dots & 0 & n!
 \end{bmatrix}_{(n+1) \times (n+1)},$$

$$A_{i,q,22} = \begin{bmatrix}
 \bar{t}_{i,q}^{n+1} & (n+1)\bar{t}_{i,q}^n & \dots \\
 \bar{t}_{i,q}^{n+2} & (n+2)\bar{t}_{i,q}^{n+1} & \dots \\
 \vdots & \vdots & \ddots \\
 \bar{t}_{i,q}^{2n+1} & (2n+1)\bar{t}_{i,q}^{2n} & \dots
 \end{bmatrix} \rightarrow$$

$$\left[\begin{array}{c}
 \left(\prod_{w=2}^{n+1} w\right) \bar{t}_{i,q} \\
 \left(\prod_{w=3}^{n+2} w\right) \bar{t}_{i,q}^2 \\
 \vdots \\
 \left(\prod_{w=n+2}^{2n+1} w\right) \bar{t}_{i,q}^{n+1}
 \end{array} \right]^T \quad (11)$$

$$A_{i,q} = \begin{bmatrix} A_{i,q,11} & A_{i,q,12} \\ A_{i,q,21} & A_{i,q,22} \end{bmatrix}_{(2n+2) \times (2n+2)}, \quad (10)$$

且有

$$A_{i,q,11} = \begin{bmatrix}
 1 & t_{i,q} & t_{i,q}^2 & \dots & t_{i,q}^n \\
 0 & 1 & 2t_{i,q} & \dots & nt_{i,q}^{n-1} \\
 0 & 0 & 2 & \dots & n(n-1)t_{i,q}^{n-2} \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 0 & 0 & \dots & 0 & n!
 \end{bmatrix}_{(n+1) \times (n+1)},$$

$$A_{i,q,12} = \begin{bmatrix}
 t_{i,q}^{n+1} & (n+1)t_{i,q}^n & \dots \\
 t_{i,q}^{n+2} & (n+2)t_{i,q}^{n+1} & \dots \\
 \vdots & \vdots & \ddots \\
 t_{i,q}^{2n+1} & (2n+1)t_{i,q}^{2n} & \dots
 \end{bmatrix} \rightarrow$$

$$\left[\begin{array}{c}
 \left(\prod_{w=2}^{n+1} w\right) t_{i,q} \\
 \left(\prod_{w=3}^{n+2} w\right) t_{i,q}^2 \\
 \vdots \\
 \left(\prod_{w=n+2}^{2n+1} w\right) t_{i,q}^{n+1}
 \end{array} \right]^T,$$

$$A_{i,q,21} =$$

1.3 RBF 神经网络

本文使用RBF神经网络^[14]逼近多智能体系统中的未知非线性函数,其具体形式为

$$F(Z) = W^{*T}S(Z) + \delta(Z). \quad (12)$$

其中: $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]^T$ 为输入向量; $W = [W_1, W_2, \dots, W_l]^T \in \mathbf{R}^l, l > 1$ 为神经网络的节点数; $S(Z) = [S_1(Z), S_2(Z), \dots, S_l(Z)]^T$ 为高斯基函数,并被定义为 $S_i(Z) = \exp\left[\frac{-(Z - \omega_i)^T(Z - \omega_i)}{2\theta_i^2}\right], \omega_i = [\omega_{i,1}, \omega_{i,2}, \dots, \omega_{i,n}]^T$ 为高斯基函数的中心向量; θ_i 为高斯基函数 $S_i(Z)$ 的宽度; W^* 为最优权重向量,且有 $W^{*T} = \arg \min_{W \in \mathbf{R}^l} \{ \sup_{Z \in \Omega_z} |F(Z) - W^T S(Z)| \}, \Omega_z \in \mathbf{R}^n$ 为一个紧集; $\delta(Z)$ 为逼近误差.

假设2 最优权重向量 W^* 满足 $\|W^*\| \leq \bar{W}$, 且逼近误差 $\delta(Z)$ 满足 $|\delta(Z)| \leq \bar{\delta}$, 其中 $\bar{\delta}$ 为常数.

引理1 对于正实数 a, b, c 以及满足 $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$ 的正实数 p, q , 有如下杨氏不等式^[34] 成立:

$$ab \leq c^p \frac{a^p}{p} + c^{-q} \frac{b^q}{q}. \quad (13)$$

2 控制器设计步骤

本节考虑如式(1)所示的多智能体系统,通过引入RBF神经网络并构建滤波误差补偿函数,设计一种动态面状态约束量化控制方法. 定义 $c_{i,k}, \rho_{i,k}, \bar{\rho}_{i,k}, \gamma_{i,k}, \eta_{i,k} (k = 1, 2, \dots, n)$ 和 ϕ_i 为正设计参数,则控制器设计分为 n 个步骤. 所提出控制策略的结构如图1所示.

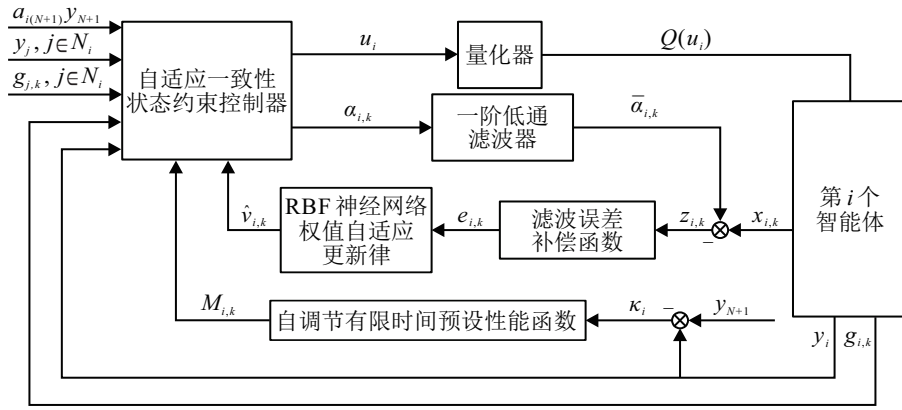


图1 控制策略结构

3 稳定性分析

定理1 考虑由 N 个智能体所组成的多智能体系统(1)以及满足式(2)的 N 个量化器、自调节有限时间预设性能函数(6)、RBF神经网络(12)。若假设1和假设2成立,则通过选取合适的设计参数 $c_{i,k}$ 、 $\rho_{i,k}$ 、 $\bar{\rho}_{i,k}$ 、 $\gamma_{i,k}$ 、 $\eta_{i,k}$ ($k = 1, 2, \dots, n$) 和 ϕ_i ,所提出动态面状态约束量化控制策略可保证:闭环系统中的所有信号均为半全局一致有界的,且系统状态可被限制在一个能够自调节的有界范围内。

4 仿真验证

为验证所提出控制方法的有效性,本节对第3节所构建的控制策略进行仿真验证。在本节中,考虑一组由4个非线性系统所组成的多智能体系统,其具体动态模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_{i,1} = g_{i,1}x_{i,2}, \\ \dot{x}_{i,2} = g_{i,2}Q(u_i) + \sin(x_{i,1}) \cos(x_{i,2}), \\ y_i = x_{i,1}. \end{cases} \quad (14)$$

其中: $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}]^T$ 、 y_i 、 $Q(u_i)$ 分别为系统的状态、输出和输入信号, $g_{i,1}$ 和 $g_{i,2}$ 为已知常数增益, $\sin(x_{i,1}) \cos(x_{i,2})$ 为未知非线性函数。该多智能体系统中智能体个数为 $N = 4$,多智能体系统的通讯拓扑结构如图2所示。将其邻接矩阵 A 和 Laplacian 矩阵 L 分别定义为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, L = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 3 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

将多智能体系统的参数设置为 $g_{i,1} = [1, 1, 1, 1]^T$, $g_{i,2} = [10, 10, 10, 10]^T$, 其中 $i = 1, 2, 3, 4$ 。定义 $\ddot{y}_r + 2\dot{y}_r +$

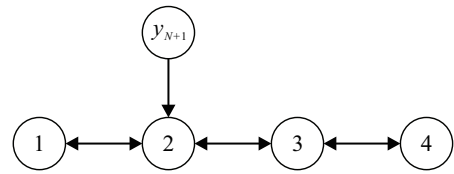


图2 多智能体通讯拓扑结构

$y_r = 1.5 \sin(0.5t)$ 为领导者产生参考信号 y_{N+1} 的等式且仅第2个智能体可获得。此外,每个智能体的初始状态设置为 $y_i(0) = [0.6, 0.5, 0.7, 0.8]^T$ 且 $\dot{y}_i(0) = [0, 0, 0, 0]^T$, 其余初始参数皆设置为0。自调节有限时间预设性能函数分别设置为 $\mu_{i,0,1}(0) = [2, 2, 2, 2]^T$, $\mu_{i,0,2}(0) = [2, 2, 2, 2]^T$, $\mu_{i,e,1} = [1.6, 1.6, 1.6, 1.6]^T$, $\mu_{i,e,2} = [1.6, 1.6, 1.6, 1.6]^T$, $T_{i,e,1} = T_{i,e,2} = 10$ s, $\Delta t_{i,q,1} = \Delta t_{i,q,2} = 0.1$ s, $r_{\mu_{i,0,1}} = r_{\mu_{i,0,2}} = r_{\mu_{i,e,1}} = r_{\mu_{i,e,2}} = 0.8$, $\mu_{i,0}(q+1) = 0.8 \mu_{i,0}(q)$ 和 $\mu_{i,e}(q+1) = 0.8 \mu_{i,e}(q)$, 且仅在满足如下不等式时进行自调整:

$$\begin{aligned} 1.1|\kappa_i| &< M_i(t), \\ t_{i,q} + 2\Delta t_{i,q} &< T_{i,e}, \\ \mu_{i,0}(i+1) &> \mu_{i,e}(i+1) > 2. \end{aligned} \quad (16)$$

将 $\chi_i = [0.2, 0.2, 0.2, 0.2]^T$, $\varphi_i = [0.1, 0.1, 0.1, 0.1]^T$ 设置为量化器参数; RBF神经网络的高斯基函数中心向量 ω_i 设置为 $[-9, -7, -5, -3, 0, 3, 5, 7, 9]$, 高斯基函数宽度设置为 $\theta_i = [10, 10, 10, 10]^T$; 将一阶低通滤波器的时间常数设置为 $\iota_{i,1} = [3 \times 10^{-3}, 3 \times 10^{-3}, 3 \times 10^{-3}, 3 \times 10^{-3}]^T$; 设计参数分别设置为 $c_{i,1} = c_{i,2} = [20, 20, 20, 20]^T$, $\rho_{i,1} = [2, 2, 2, 2]^T$, $\rho_{i,2} = [0.01, 0.01, 0.01, 0.01]^T$, $\bar{\rho}_{i,1} = [2, 2, 2, 2]^T$, $\bar{\rho}_{i,2} = [0.01, 0.01, 0.01, 0.01]^T$, $\gamma_{i,1} = \gamma_{i,2} = [1, 1, 1, 1]^T$, $\eta_{i,1} = \eta_{i,2} = [1, 1, 1, 1]^T$, $\phi_i = [0.01, 0.01, 0.01, 0.01]^T$ 。

为验证所提出控制算法的有效性,将使用传统性能函数且未经滤波误差补偿的纯动态面量化控制方法(PDSQC)与所提出控制方法进行跟踪性能的比较,

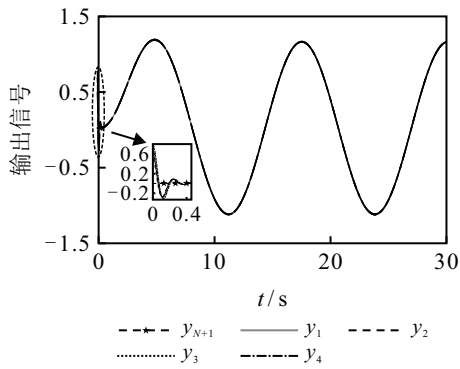
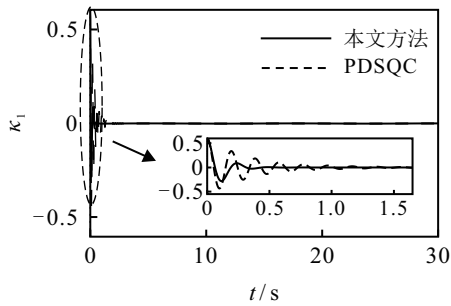
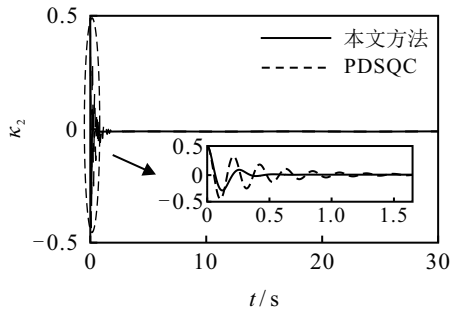


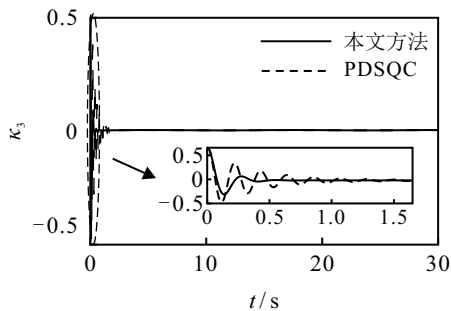
图3 输出信号 y_i



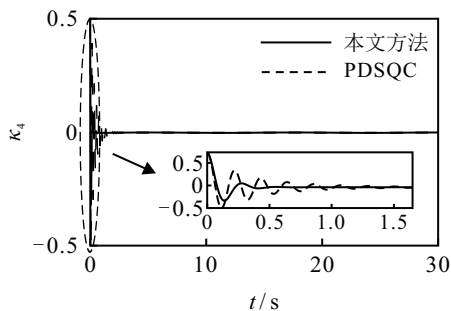
(a) 第1个智能体的跟踪误差对比



(b) 第2个智能体的跟踪误差对比

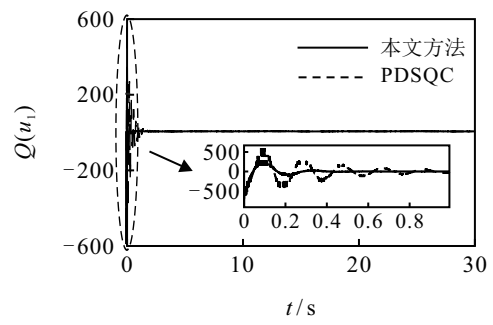


(c) 第3个智能体的跟踪误差对比

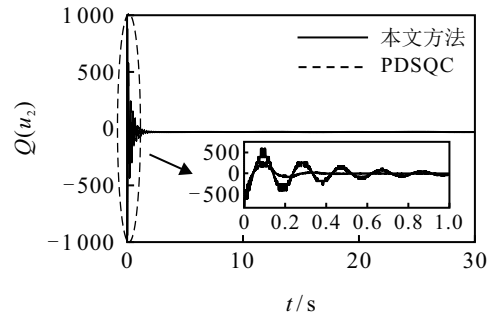


(d) 第4个智能体的跟踪误差对比

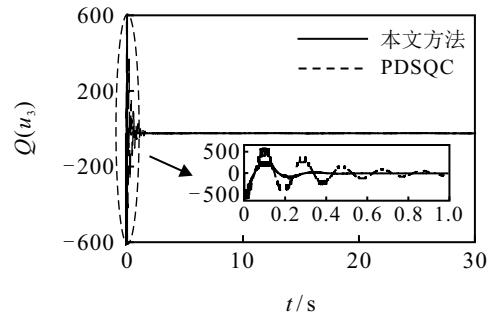
图4 所提出方法与PDSQC方法跟踪误差 κ_i 对比



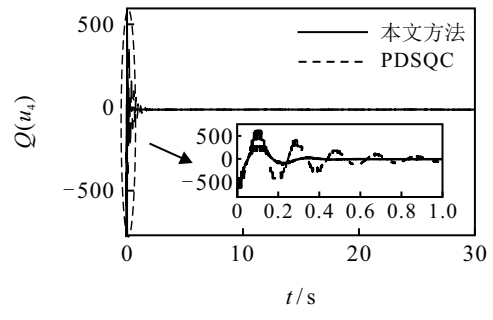
(a) 第1个智能体的量化输入对比



(b) 第2个智能体的量化输入对比



(c) 第3个智能体的量化输入对比



(d) 第4个智能体的量化输入对比

图5 所提出方法与PDSQC方法量化输入 $Q(u_i)$ 对比

图3~图5为实验仿真结果. 图3为所提出控制方法的跟踪性能, 图4为所提出控制方法的跟踪误差 κ_i 与PDSQC方法的跟踪误差对比. 实验结果表明, 所提出方法收敛速度更快的同时信号振荡的幅度和频率也更小. 图5为所提出控制方法与PDSQC方法的量化输入信号对比实验. 由图5可见, 所提出方法的输入信号振荡幅度更小, 这是所设计的滤波误差补偿函数发挥了作用. 此外, 表1为系统稳定时的最大跟踪误差(MVTE)和均方根误差(RMSVTE), 并与PDSQC方

法进行了比较. 由表1可见, 在不影响最终控制效果的前提下, 所提出方法的MVTE与RMSVTE明显低于PDSQC方法, 无论是跟踪误差 κ_i 还是邻居一致误差 $e_{i,1}$, 均仅有PDSQC方法的一半左右, 这表明所构建的控制方法在控制性能方面具有较为明显的优势.

差 $e_{i,1}$, 均仅有PDSQC方法的一半左右, 这表明所构建的控制方法在控制性能方面具有较为明显的优势.

表1 MVTE和RMSVTE

	控制方法	κ_1	κ_2	κ_3	κ_4	$e_{1,1}$	$e_{2,1}$	$e_{3,1}$	$e_{4,1}$
MVTE	本文方法	3.39e-04	2.91e-04	4.35e-04	4.83e-04	4.81e-05	1.92e-04	9.62e-05	4.81e-05
	PDSQC	6.53e-04	5.60e-04	8.39e-04	9.32e-04	9.30e-05	3.72e-04	1.86e-04	9.31e-05
RMSVTE	本文方法	2.38e-04	2.04e-04	3.06e-04	3.40e-04	3.40e-05	1.36e-04	6.80e-05	3.40e-05
	PDSQC	4.64e-04	3.98e-04	5.96e-04	6.62e-04	6.62e-05	4.64e-04	3.98e-04	5.96e-04

5 结论

本文针对一类非线性多智能体系统, 设计了一种基于自调节有限时间预设性能函数的动态面状态约束量化控制器. 通过将性能函数与屏障Lyapunov函数融合至反步设计法, 保证了系统的全部状态均能够在根据系统参数自我调节的有界范围内. 利用动态面控制技术规避了传统反步设计法的“微分爆炸”现象, 并设计了滤波误差补偿函数消除因引入一阶低通滤波器而产生的滤波误差和系统信号振荡的问题. 此外, 使用RBF神经网络逼近系统中未知非线性函数的同时, 引入了一种仅需具有扇形有界性质的量化器, 大幅降低了系统的通信负担. 所提出控制策略的有效性已进行了相应的实验验证

参考文献(References)

[1] Yang H Y, Zhang Z X, Zhang S Y. Consensus of second-order multi-agent systems with exogenous disturbances[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2011, 21(9): 945-956.

[2] 黄红伟, 黄天民, 吴胜. 事件触发机制下的二阶多智能体系统的一致性[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2261-2267. (Huang H W, Huang T M, Wu S. Event-triggered consensus control of second-order multi-agent systems[J]. Control and Decision, 2017, 32(12): 2261-2267.)

[3] Hou W Y, Fu M Y, Zhang H S, et al. Consensus conditions for general second-order multi-agent systems with communication delay[J]. Automatica, 2017, 75: 293-298.

[4] 陈世明, 姜根兰, 张正. 通信受限的多智能体系统二分实用一致性[J]. 自动化学报, 2022, 48(5): 1318-1326. (Chen S M, Jiang G L, Zhang Z. Bipartite practical consensus control of multi-agent systems with communication constraints[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(5): 1318-1326.)

[5] Cao W, Liu L, Feng G. Distributed adaptive output consensus of unknown heterogeneous non-minimum phase multi-agent systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9: 1-12.

[6] Zhang X, Zheng S, Ahn C K, et al. Adaptive neural consensus for fractional-order multi-agent systems with faults and delays[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, DOI: 10.1109/TNNLS.2022.3146889.

[7] Zhu G Q, Li H Q, Zhang X Y, et al. Adaptive consensus quantized control for a class of high-order nonlinear multi-agent systems with input hysteresis and full state constraints[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(9): 1574-1589.

[8] Hong Y G, Hu J P, Gao L X. Tracking control for multi-agent consensus with an active leader and variable topology[J]. Automatica, 2006, 42(7): 1177-1182.

[9] Su H S, Wang X F, Lin Z L. Flocking of multi-agents with a virtual leader[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(2): 293-307.

[10] Li H Q, Chen G, Huang T W, et al. Event-triggered distributed average consensus over directed digital networks with limited communication bandwidth[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(12): 3098-3110.

[11] 席裕庚, 黄维, 李晓丽. 具有状态预测器的多智能体系统一致性研究[J]. 控制与决策, 2010, 25(5): 769-772. (Xi Y G, Huang W, Li X L. Consensus of multi-agent system with state predictor[J]. Control and Decision, 2010, 25(5): 769-772.)

[12] Yang H J, Ye D. Adaptive fixed-time bipartite tracking consensus control for unknown nonlinear multi-agent systems: An information classification mechanism[J]. Information Sciences, 2018, 459: 238-254.

[13] Wang G. Distributed control of higher-order nonlinear multi-agent systems with unknown non-identical control directions under general directed graphs[J]. Automatica, 2019, 110: 108559.

[14] Li Y H, Qiang S, Zhuang X Y, et al. Robust and adaptive backstepping control for nonlinear systems using RBF neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(3): 693-701.

[15] Chen W S, Hua S Y, Sam Ge S. Consensus-based distributed cooperative learning control for a group of discrete-time nonlinear multi-agent systems using neural networks[J]. Automatica, 2014, 50(9): 2254-2268.

[16] Sharafian A, Bagheri V, Zhang W D. RBF neural

- network sliding mode consensus of multiagent systems with unknown dynamical model of leader-follower agents[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2018, 16(2): 749-758.
- [17] Swaroop D, Hedrick J K, Yip P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(10): 1893-1899.
- [18] Yu J P, Zhao L, Yu H S, et al. Barrier Lyapunov functions-based command filtered output feedback control for full-state constrained nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2019, 105: 71-79.
- [19] Li Y X. Finite time command filtered adaptive fault tolerant control for a class of uncertain nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2019, 106: 117-123.
- [20] Li Z J, Liu J Q, Huang Z C, et al. Adaptive impedance control of human-robot cooperation using reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(10): 8013-8022.
- [21] Huang D Y, Yang C G, Pan Y P, et al. Composite learning enhanced neural control for robot manipulator with output error constraints[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(1): 209-218.
- [22] Liu Y J, Tong S C. Barrier Lyapunov functions-based adaptive control for a class of nonlinear pure-feedback systems with full state constraints[J]. *Automatica*, 2016, 64: 70-75.
- [23] 司文杰, 王聪, 董训德, 等. 全状态约束的时滞系统神经网络输出反馈控制[J]. *控制与决策*, 2017, 32(9): 1537-1546.
(Si W J, Wang C, Dong X D, et al. Neural output-feedback control for time-delay systems with full-state constraints[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(9): 1537-1546.)
- [24] Zhang Y H, Liang H J, Ma H, et al. Distributed adaptive consensus tracking control for nonlinear multi-agent systems with state constraints[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2018, 326: 16-32.
- [25] Li K W, Li Y M. Fuzzy adaptive optimal consensus fault-tolerant control for stochastic nonlinear multiagent systems[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2022, 30(8): 2870-2885.
- [26] Yao D J, Dou C X, Zhao N, et al. Practical fixed-time adaptive consensus control for a class of multi-agent systems with full state constraints and input delay[J]. *Neurocomputing*, 2021, 446: 156-164.
- [27] Yang B, Xiao W B, Yin H, et al. Adaptive neural control for multiagent systems with asymmetric time-varying state constraints and input saturation[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2020, 30(12): 4764-4778.
- [28] Meng W C, Yang Q M, Si J, et al. Consensus control of nonlinear multiagent systems with time-varying state constraints[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(8): 2110-2120.
- [29] Yu X W, Lin Y. Adaptive backstepping quantized control for a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, 62(2): 981-985.
- [30] 朱新峰, 丁文武, 张天平. 具有输入量化和全状态约束的非严格反馈随机非线性系统的有限时间动态面控制[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2575-2584.
(Zhu X F, Ding W W, Zhang T P. Finite-time dynamic surface control for nonstrict-feedback stochastic nonlinear systems with input quantization and full-state constraints[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(10): 2575-2584.)
- [31] Wang C L, Wen C Y, Wang W, et al. Output-feedback adaptive consensus tracking control for a class of high-order nonlinear multi-agent systems[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2017, 27(18): 4931-4948.
- [32] Liu T, Jiang Z P, Hill D J. A sector bound approach to feedback control of nonlinear systems with state quantization[J]. *Automatica*, 2012, 48(1): 145-152.
- [33] Liu C G, Liu X P, Wang H Q, et al. Finite-time adaptive tracking control for unknown nonlinear systems with a novel barrier Lyapunov function[J]. *Information Sciences*, 2020, 528: 231-245.
- [34] Young W H. On classes of summable functions and their Fourier series[J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A, Containing Papers of A Mathematical and Physical Character*, 1912, 87(594): 225-229.

作者简介

辛红伟(1981—), 男, 讲师, 博士生, 从事多智能体一致性控制的研究, E-mail: erick.chn@qq.com;

李昊齐(1995—), 男, 硕士生, 从事多智能体一致性控制的研究, E-mail: lihaoqi13339398289@163.com;

祝国强(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事非线性系统自适应控制、多智能体协同控制等研究, E-mail: zhugq@necpu.edu.cn;

张秀宇(1980—), 男, 教授, 博士生导师, 从事非线性系统鲁棒自适应控制、微驱动系统智能控制等研究, E-mail: zhangxiuyu80@163.com.

(责任编辑: 魏冰)