

控制与决策

Control and Decision

非线性严格反馈系统自适应非反步输出反馈控制

那靖, 郑昂, 黄英博

引用本文:

那靖, 郑昂, 黄英博. 非线性严格反馈系统自适应非反步输出反馈控制[J]. *控制与决策*, 2022, 37(9): 2425–2432.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0262>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于未知系统动态估计器的Buck型变换器快速固定时间控制](#)

Unknown system dynamic estimator-based fast fixed-time control of Buck converters

控制与决策. 2022, 37(3): 746–752 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1087>

[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>

[含未校准摄像机参数的非完整移动机器人自适应动态反馈跟踪控制](#)

Adaptive dynamic feedback tracking control for nonholonomic mobile robots with uncalibrated camera parameters

控制与决策. 2022, 37(1): 247–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0730>

[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>

[磁悬浮开关磁阻电机的自适应终端滑模控制](#)

Adaptive terminal sliding mode control of bearingless switched reluctance motor

控制与决策. 2021, 36(6): 1449–1456 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1064>

非线性严格反馈系统自适应非反步输出反馈控制

那靖[†], 郑昂, 黄英博

(昆明理工大学机电工程学院, 昆明 650500)

摘要: 针对传统反步控制器设计方法存在复杂度爆炸、参数收敛难、控制奇异、需全系统状态已知等问题, 提出一种新的可保证参数收敛的未知系统动态辨识和非反步输出反馈自适应控制方法. 首先, 通过定义新的状态变量和系统等价变换, 将严格反馈系统状态反馈控制转化为标准系统的输出反馈控制, 进而设计包含高阶微分器的自适应单步控制器, 避免反步递推设计的问题; 然后, 采用两个神经网络对系统集总未知动态进行估计, 避免传统控制方法在未知控制增益在线估计过零引发的奇异问题; 最后, 构造一种新的自适应算法在线更新神经网络权值确保其收敛到真实值, 进而实现对未知系统动态的精准辨识. 基于 Lyapunov 定理的分析表明, 跟踪误差和估计误差均可收敛到零点附近紧集. 基于液压伺服系统模型的对比仿真验证了所提出方法的有效性和优越性.

关键词: 严格反馈系统; 自适应控制; 非反步控制; 神经网络; 参数估计

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0262

引用格式: 那靖, 郑昂, 黄英博. 非线性严格反馈系统自适应非反步输出反馈控制 [J]. 控制与决策, 2022, 37(9): 2425-2432.

Adaptive non-backstepping output-feedback control of nonlinear strict-feedback systems

NA Jing[†], ZHENG Ang, HUANG Ying-bo

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: To remedy the issues of explosion of complexity, nonconvergent parameter estimation, control singularity, and stringent requirement on the full states in the conventional backstepping methods, this paper proposes a new adaptive identification scheme with guaranteed convergence and an adaptive output-feedback control method for nonlinear strict-feedback systems without using backstepping. By defining new state variables and a coordinate transformation, the state-feedback control of strict-feedback systems can be transformed into an output-feedback control of the derived canonical model. Then, an one-step adaptive control with high-order differentiators is designed. Furthermore, two neural networks (NNs) are employed to approximate the lumped unknown dynamics so as to avoid the potential singularity in the existing control designs. To ensure the convergence of parameter estimation, a novel adaptive law is constructed to online update the NN weights. We adopt the Lyapunov method to prove that the tracking error and estimation error can converge to a small compact set around zero. Comparative simulations based on a hydraulic servo system are performed to show the effectiveness and superiority of the proposed methods.

Keywords: strict-feedback systems; adaptive control; non-backstepping control; neural network; parameter estimation

0 引言

非线性系统控制在近 30 年得到了较好的发展, 并提出了很多控制方法, 如自适应控制^[1]、滑模控制^[2]、神经网络控制^[3]、反步控制^[4]等. 在不同结构系统中, 严格反馈系统^[5]可代表许多实际对象动态^[6-7], 因此, 其控制器设计问题一直是学术界关注的热点. 针对严格反馈系统的递推结构, 反步控制^[5]

是一种有效的方法, 并已被推广至高阶系统^[8-9]. 文献 [10-11] 研究具有全状态约束、输入饱和和控制方向未知的不确定系统自适应控制问题. 但传统反步法对严格反馈非线性系统假定了一些匹配条件, 且需要计算虚拟控制信号的高阶微分, 造成了复杂度爆炸问题. 为克服此问题, 动态面控制方法^[12-13]通过引入低通滤波近似虚拟控制器的微分信号, 解决了反步控制

收稿日期: 2021-02-09; 录用日期: 2021-07-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61922037, 61873115, 62003153); 云南省基础计划研究项目 (202001AV070001).

责任编辑: 解学军.

[†]通讯作者. E-mail: najing25@163.com.

中的复杂度爆炸问题,但依然基于递推设计思想,并通常假设系统全状态已知,限制了其在液压伺服系统等的实际使用。

为克服反步法递推设计带来的问题,文献[14]提出了一种等价转化方法,将原系统等价转为标准模型,设计了含观测器的自适应输出反馈控制器,并引入神经网络对系统未知动态进行在线逼近。为解决神经网络权值收敛慢、计算量大的问题,先期针对非线性纯反馈系统提出了一类新的坐标变换方法,将纯反馈系统的状态反馈控制转化为标准系统的输出反馈控制问题,并提出一类简单的未知动态估计器^[15],为实现复杂非线性系统控制器设计提供了新思路。此外,为放松系统全状态已知的假设,文献[9]将状态观测器与反步法相融合设计了依赖于观测器的自适应输出反馈控制器,该方法被进一步推广至随机时滞系统^[16]。上述含神经网络的控制器设计中,由于自适应学习的引入,控制器会存在潜在的控制奇异问题(在线估计的控制增益存在可能的过零现象)。

针对自适应控制增益奇异问题,文献[17]提出在奇异点附近对估计增益进行替换,但会带来非线性不能完全补偿的问题。文献[18]建议将系统未知动态进行重组估计,并被推广至多输入多输出系统^[19]。上述方法用于严格反馈系统时依然采用反步法设计,故对高阶系统存在复杂度剧增的问题。文献[20]提出将控制器中的未知控制增益进行整体估计,并给出自适应辨识和控制方法,避免了控制器中的奇异问题。纵观现有自适应控制方法可知,传统自适应律采用控制误差进行驱动,难以保证估计参数(如神经网络权值等)快速、准确收敛到真实值,因此难以对系统未知动态进行精准估计,进而影响瞬态控制性能。

针对上述问题,本文以严格反馈系统为对象,提出一种新的可确保估计参数收敛的非反步、非奇异、输出反馈自适应控制器设计方法。所提出方法仅采用可测量的系统输出,避免了反步法复杂的递推设计过程,并解决了控制奇异、收敛慢等问题。构建的自适应律能够保证参数估计快速收敛,故在实现输出跟踪的同时能够对系统未知动态实现精准辨识。首先,为实现单步反馈控制,引入等价变换将严格反馈系统转化为标准系统,并采用高阶微分器实现未知状态快速估计;然后,为避免未知控制增益估计带来的奇异问题,将系统未知动态进行重组并采用两个神经网络分别进行逼近;最后,为实现神经网络权值快速收敛,提出一种新的含权值估计误差修正的自适应律。该自适应律克服了传统梯度自适应律鲁棒性差的问题,也解决了鲁棒自适应律不收敛的问题。基于液压伺服系统^[21]对比仿真验证了所提出方法的有效性。

1 系统模型与等价转化

1.1 系统模型

考虑一类严格反馈非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2; \\ \dot{x}_i = f_i(\bar{x}_i) + g_i(\bar{x}_i)x_{i+1}, i = 2, 3, \dots, n-1; \\ \dot{x}_n = f_n(\bar{x}_n) + g_n(\bar{x}_n)u; \\ y = x_1. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\bar{x}_i = [x_1, x_2, \dots, x_i]^T \in \mathbf{R}^i (i=1, 2, \dots, n)$ 为系统状态变量; $u(t), y(t) \in \mathbf{R}$ 分别为控制输入和系统输出; $f_i(\cdot) (i=1, 2, \dots, n)$ 为未知连续非线性函数; $g_i(\cdot) \neq 0 (i=1, 2, \dots, n)$ 为未知控制增益函数。

本文目的在于:设计一个自适应输出反馈控制器 u 使系统输出 x_1 跟踪给定参考信号 x_d , 同时对系统未知动态 $f_i(\cdot)$ 和 $g_i(\cdot)$ 实现精确辨识。

注1 对于严格反馈系统(1),反步控制已得到了广泛应用^[4,5,8,22],但需要多步递推设计,过程较复杂,且一般要求状态变量 x_1, x_2, \dots, x_n 全部已知^[23-24]。与现有结果不同,本文将介绍一类非反步输出反馈控制器,仅要求系统输出 x_1 可测, x_2, x_3, \dots, x_n 可为未知。

1.2 等价转化

为实现非反步控制,定义1组新的状态变量,并提出等价变换将严格反馈系统(1)转化为标准模型。定义状态变量^[25]为

$$\begin{cases} z_1 = x_1; \\ z_i = \dot{z}_{i-1}, i = 2, 3, \dots, n-1; \\ y = z_1 = x_1. \end{cases} \quad (2)$$

则 z_2 的时间导数可计算为

$$\begin{aligned} \dot{z}_2 &= \frac{\partial f_1}{\partial x_1} \dot{x}_1 + \frac{\partial g_1}{\partial x_1} \dot{x}_1 x_2 + g_1 \dot{x}_2 = \\ & \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_1} + \frac{\partial g_1}{\partial x_1} x_2 \right) (f_1 + g_1 x_2) + g_1 (f_2 + g_2 x_3) = \\ & \alpha_2(\bar{x}_2) + \beta_2(\bar{x}_2) x_3. \end{aligned} \quad (3)$$

其中

$$\begin{aligned} \alpha_2(\bar{x}_2) &= \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_1} + \frac{\partial g_1}{\partial x_1} x_2 \right) (f_1 + g_1 x_2) + g_1 f_2, \\ \beta_2(\bar{x}_2) &= g_1 g_2. \end{aligned}$$

与上述类似,对于 $i = 3, 4, \dots, n$, 可得

$$\dot{z}_i = \alpha_i(\bar{x}_i) + \beta_i(\bar{x}_i) x_{i+1}. \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} \alpha_i(\bar{x}_i) &= \sum_{j=1}^{i-1} \left(\frac{\partial \alpha_{i-1}}{\partial x_j} + \frac{\partial \beta_{i-1}}{\partial x_j} x_i \right) (f_j + g_j x_{j+1}) + \\ & \beta_{i-1} f_i, \\ \beta_i(\bar{x}_i) &= \beta_{i-1} g_i = \prod_{j=1}^i g_j, \\ x_{n+1} &= u. \end{aligned} \quad (5)$$

根据新定义的状态变量 $z_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 和上述等价变换, 严格反馈系统模型 (1) 可重写为

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2; \\ \dot{z}_i = z_{i+1}, \quad i = 2, 3, \dots, n-1; \\ \dot{z}_n = \alpha_n(\bar{x}_n) + \beta_n(\bar{x}_n)u; \\ y = z_1. \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\alpha_n(\bar{x}_n)$ 和 $\beta_n(\bar{x}_n)$ 为上述定义的包含未知系统动态 f_i, g_i 的连续函数. 非线性系统 (1) 满足 $g_i(\cdot) \neq 0$, 故等价系统控制增益满足 $\beta_n(\bar{x}_n) \neq 0$. 不失一般性, 假设式 (6) 中的控制增益函数 β_n 严格为正且 $0 < b_1 \leq \beta_n \leq b_2$, 其中 b_1 和 b_2 为正常数.

通过上述变换可将严格反馈系统 (1) 等价于输出 z_1 的标准系统 (6), 避免使用反步法的递推设计, 且 $y = z_1 = x_1$ 成立, 故可针对系统 (6) 设计控制器实现原系统 (1) 对给定目标的跟踪. 但在系统 (6) 中, 状态 $z_i (i = 2, 3, \dots, n)$ 不能直接测量且函数 $\alpha_n(\bar{x}_n)$ 和 $\beta_n(\bar{x}_n)$ 未知, 需在控制器设计中考虑.

1.3 高阶微分器

为克服状态 $z_i (i = 2, 3, \dots, n)$ 未知问题, 考虑输出 $y = z_1 = x_1$ 可直接测量, 而 z_2, z_3, \dots, z_n 均为可测输出 z_1 的高阶导数, 利用如下高阶微分器^[26-27]进行观测:

$$\begin{cases} \dot{\hat{z}}_1 = v_1, \\ v_1 = -\kappa_1 |\hat{z}_1 - y|^{\frac{n-1}{n+1}} \text{sign}(\hat{z}_1 - y) + \dot{z}_2; \\ \vdots \\ \dot{\hat{z}}_i = v_i, \\ v_i = -\kappa_i |\hat{z}_i - v_{i-1}|^{\frac{n-i+1}{n-i+2}} \text{sign}(\hat{z}_i - v_{i-1}) + \dot{z}_{i+1}; \\ \vdots \\ \dot{\hat{z}}_n = v_n, \\ v_n = -\kappa_n |\hat{z}_n - v_{n-1}|^{\frac{1}{2}} \text{sign}(\hat{z}_n - v_{n-1}) + \dot{z}_{n+1}; \\ \dot{\hat{z}}_{n+1} = -\kappa_{n+1} \text{sign}(\hat{z}_{n+1} - v_n). \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_n > 0$ 为观测器增益, x_1 为观测器输入, $\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_n$ 为未知状态 z_1, z_2, \dots, z_n 的估计. 根据文献 [26-27], 上述微分器具有有限时间收敛特性.

2 自适应系统辨识和输出反馈控制

首先对系统未知动态 α_n, β_n 进行辨识, 进而设计输出反馈控制器. 为解决 β_n 在线估计带来的控制器奇异问题, 提出一种新的非奇异控制器设计框架.

2.1 未知系统动态辨识

为避免 β_n 直接估计存在过零进而引发控制器中奇异性的问题, 将系统 (6) 最后子动态系统重写为

$$u = \frac{1}{\beta_n} \dot{z}_n - \frac{\alpha_n}{\beta_n}. \quad (8)$$

由式 (8), 采用 2 个神经网络分别估计重构后的未知动态为

$$\begin{cases} \frac{1}{\beta_n} = w_1^{*\top} \phi_1 + \varepsilon_1, \\ \frac{\alpha_n}{\beta_n} = w_2^{*\top} \phi_2 + \varepsilon_2. \end{cases} \quad (9)$$

其中: $w_1^* = [w_{11}^*, w_{12}^*, \dots, w_{1n}^*]^\top \in \mathbf{R}^N$ 和 $w_2^* = [w_{21}^*, w_{22}^*, \dots, w_{2n}^*]^\top \in \mathbf{R}^N$ 为理想权值向量; $\phi_1 = [\phi_{11}, \phi_{12}, \dots, \phi_{1n}]^\top \in \mathbf{R}^N$ 和 $\phi_2 = [\phi_{21}, \phi_{22}, \dots, \phi_{2n}]^\top \in \mathbf{R}^N$ 为神经网络基向量; ε_1 和 ε_2 为神经网络误差, 满足 $|\varepsilon_1| \leq \varepsilon_{1N}, |\varepsilon_2| \leq \varepsilon_{2N}, \varepsilon_{1N}, \varepsilon_{2N}$ 为正常数.

引入上述神经网络估计, 系统 (8) 可写为

$$u = w_1^{*\top} \phi_1 \dot{z}_n - w_2^{*\top} \phi_2 + \varepsilon, \quad (10)$$

其中 $\varepsilon = \varepsilon_1 \dot{z}_n - \varepsilon_2$ 为神经网络逼近误差.

由于系统状态 z_n 未知, 利用微分器 (7) 的观测值 \hat{z}_n 代替, 有

$$u = w_1^{*\top} \phi_1 \dot{\hat{z}}_n - w_2^{*\top} \phi_2 + \xi, \quad (11)$$

其中 $\xi = \varepsilon + w_1^{*\top} \phi_1 \dot{\hat{z}}_n$ 为有界的辨识误差.

为得到未知网络权值 w_1^*, w_2^* 的估计, 将介绍一类新型自适应律. 由于系统估计状态导数 $\dot{\hat{z}}_n$ 未知 (仅有系统估计状态 \hat{z}_n 已知), 对式 (11) 两侧引入低通滤波操作 $(\cdot)_f = \frac{1}{\rho s + 1}(\cdot), \rho > 0$ 为滤波常数, 并利用 Laplace 反变换 (忽略指数收敛初始条件 $\hat{z}_n(0)$ 的影响) 可得 \hat{z}_n 和 $\dot{\hat{z}}_n$ 的滤波变量 \hat{z}_{nf} 和 $\dot{\hat{z}}_{nf}$ 为

$$\begin{cases} \hat{z}_{nf} = \frac{\hat{z}_n}{\rho s + 1}, \quad \hat{z}_{nf}(0) = 0, \\ \dot{\hat{z}}_{nf} = \frac{\hat{z}_n - \hat{z}_{nf}}{\rho}. \end{cases} \quad (12)$$

类似地, 分别对 ϕ_1, ϕ_2, u 和 ξ 定义滤波变量 $\phi_{1f} = \phi_1 / (\rho s + 1), \phi_{2f} = \phi_2 / (\rho s + 1), u_f = u / (\rho s + 1), \xi_f = \xi / (\rho s + 1)$. 其中: $\phi_{1f}(0) = 0, \phi_{2f}(0) = 0, u_f(0) = 0, \xi_f(0) = 0$.

引理 1^[20] 考虑连续函数 $\chi(x) = \chi_1(x)\chi_2(x)$, 其中 $\chi_1(x)$ 和 $\chi_2(x)$ 也是连续函数. 应用低通滤波器 $1/(\rho s + 1)$, 其滤波函数 $\chi_f(x)$ 可写为

$$\chi_f(x) = \chi_{1f}(x)\chi_{2f}(x) + \delta. \quad (13)$$

其中: $\chi_{1f}(x)$ 和 $\chi_{2f}(x)$ 分别为 $\chi_1(x)$ 和 $\chi_2(x)$ 单独通过滤波器的函数, δ 为高阶截断误差.

将低通滤波器应用于 $\phi_1 \dot{\hat{z}}_n$, 由引理 1, 得到

$$(\phi_1 \dot{\hat{z}}_n)_f = \phi_{1f} \dot{\hat{z}}_{nf} + \delta. \quad (14)$$

根据上述分析, 对式 (8) 引入低通滤波, 得到

$$u_f = W^{*\top} \Phi_f + \gamma. \quad (15)$$

其中: $\gamma = \delta + \xi_f$ 为集总误差, $W^* = [w_1^{*\top}, w_2^{*\top}]^\top$ 为增广权值向量, $\Phi_f = [\phi_{1f}(\hat{z}_n - \hat{z}_{nf}) / \rho, -\phi_{2f}]^\top$ 为增广回归向量.

为实现增广权值 W^* 估计并保证其估计值 \hat{W} 收敛到真值 W^* , 设计基于估计误差 $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ 的自适应律. 定义辅助变量 $M(t) \in \mathbf{R}^{2N \times 2N}$ 和 $N(t) \in \mathbf{R}^{2N \times 1}$ 为

$$\begin{cases} \dot{M}(t) = -\mu M + \frac{\mu \Phi_f \Phi_f^T}{\nu + \Phi_f^T \Phi_f}, & M(0) = 0; \\ \dot{N}(t) = -\mu N + \frac{\mu \Phi_f u_f^T}{\nu + \Phi_f^T \Phi_f}, & N(0) = 0. \end{cases} \quad (16)$$

其中: μ 和 ν 为正常数, 用于保证 $M(t)$ 和 $N(t)$ 有界. 通过求解式(16)可知, $N(t) = M(t)W^* - \Delta$ 成立, 其中 $\Delta = \int_0^t e^{-\mu(t-\tau)} \frac{\mu \Phi_f \gamma}{\nu + \Phi_f^T \Phi_f} d\tau$ 为有界变量, 满足 $\|\Delta\| \leq \bar{\Delta}$.

为采用已知变量表征估计误差, 定义向量

$$E = M\hat{W} - N. \quad (17)$$

考虑式(16)和(17), 可知 $E = -M\dot{\hat{W}} + \Delta$. 通过上述滤波操作和辅助变量, 计算得到的变量 E 中包含了估计误差 \tilde{W} . 故 E 可用于设计如下自适应律:

$$\dot{\hat{W}} = -\Gamma E, \quad (18)$$

其中 $\Gamma > 0$ 为自适应学习增益.

定理1 针对自适应律(18), 若回归向量 Φ 满足持续激励条件, 则神经网络权值误差 \tilde{W} 指数收敛到零点附近紧集.

证明 选择 Lyapunov 函数为 $V = \frac{1}{2} \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W}$, 由(17)和(18)计算其导数为

$$\dot{V} = \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} = -\tilde{W}^T M \dot{\hat{W}} + \tilde{W}^T \Delta. \quad (19)$$

当回归向量 Φ 满足持续激励条件时, Φ_f 也持续激励, 即存在 $\varsigma > 0, T_1 > 0$, 使得 $\forall t > 0$, 有

$$\int_t^{t+T_1} \frac{\mu \Phi_f \Phi_f^T}{\nu + \Phi_f^T \Phi_f} d\tau \geq \varsigma I. \quad (20)$$

由式(16), 得到

$$M(t) > e^{-\mu t} \int_{t-T}^t \frac{\mu \Phi_f \Phi_f^T}{\nu + \Phi_f^T \Phi_f} d\tau \geq \sigma I, \quad (21)$$

其中 $\sigma = e^{-\mu T_1} \varsigma$ 为正常数. 故由式(19), 得到

$$\dot{V} \leq -\tilde{W}^T M \dot{\hat{W}} + \tilde{W}^T \Delta \leq -cV + b, \quad (22)$$

其中 $c = \sigma / \lambda_{\max}(\Gamma^{-1})$, $b = \bar{\Delta}^2 / 2\sigma$ 均为正常数. 由 Lyapunov 定理可知, V 和估计误差 \tilde{W} 将指数收敛到零点附近邻域内. \square

注2 通过引入辅助变量 M 和 N , 利用已知系统测量计算估计误差 E 并驱动自适应律(18). 与传统梯度算法相比, 该自适应律保证估计权值 \hat{W} 收敛到真实值 W^* 附近, 可实现对未知系统动态的准确估计.

2.2 控制器设计及稳定性分析

为实现跟踪控制, 定义跟踪误差为

$$e = z - \bar{x}_d, \quad r = [\mathcal{Y}^T, 1]e. \quad (23)$$

其中: $\bar{x}_d = [x_d, \dot{x}_d, \dots, x_d^{(n-1)}]^T$ 为参考轨迹, $\mathcal{Y} = [\mathcal{Y}_1, \mathcal{Y}_2, \dots, \mathcal{Y}_{n-1}]^T$ 使得 $s^{n-1} + \mathcal{Y}_{n-1}s^{n-2} + \dots + \mathcal{Y}_1$ 为 Hurwitz 多项式. 当标量 r 有界/收敛时, 跟踪误差 e 也有界/收敛^[28].

由于系统状态 z 未知, 利用微分器(7)观测状态 \hat{z} 替代 z , 可定义实际误差 \hat{e} 和 \hat{r} 为

$$\begin{aligned} \hat{e} &= \hat{z} - \bar{x}_d, \\ \hat{r} &= [\mathcal{Y}^T, 1]\hat{e}. \end{aligned} \quad (24)$$

将系统(6)代入式(23), 有

$$\dot{r} = [0, \mathcal{Y}^T]e + \alpha_n + \beta_n u - x_d^{(n)}. \quad (25)$$

将神经网络(9)代入式(25), 得到

$$\frac{1}{\beta_n} \dot{r} = W^* \Psi + \varphi + \varepsilon_1 [0, \mathcal{Y}^T]e. \quad (26)$$

其中: $\Psi = [\phi_1 [0, \mathcal{Y}^T]e - \phi_1 x_d^{(n)}; \phi_2]$ 为增广回归向量, $\varphi = (w_1^* \phi_1 + \varepsilon_1) [0, \mathcal{Y}^T]e + \varepsilon_2 - \varepsilon_1 u$ 为微分器和神经网络逼近误差.

为实现跟踪误差 r 收敛, 设计控制器 u 为

$$u = -k\hat{r} - \hat{w}_1^T \phi_1 ([0, \mathcal{Y}^T]e - x_d^{(n)}) - \hat{w}_2^T \phi_2. \quad (27)$$

其中: $k > 0$ 为反馈增益, \hat{e} 和 \hat{r} 为式(24)中定义的控制误差, \hat{w}_1 和 \hat{w}_2 分别为理想权值 w_1^* 和 w_2^* 的估计, ϕ_1 和 ϕ_2 为基向量, $x_d^{(n)}$ 为参考轨迹的 n 阶导数.

将式(27)代入(26), 得到

$$\frac{1}{\beta_n} \dot{r} = -k\hat{r} + \tilde{W}^T \Psi + \varphi + \varepsilon_1 [0, \mathcal{Y}^T]e. \quad (28)$$

在上述控制器中需在线更新神经网络权值 \hat{W} . 受定理1启发, 联合辅助变量 E 和跟踪误差 \hat{r} 设计如下自适应律:

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma(\Psi \hat{r} - aE). \quad (29)$$

其中: $\Gamma > 0$ 为学习增益, $a > 0$ 为修正系数.

为分析闭环系统稳定性和实际跟踪误差收敛性, 定义观测器引入的误差 \tilde{z} 和 \tilde{r} 为

$$\begin{aligned} \tilde{z} &= e - \hat{e} = z - \hat{z}, \\ \tilde{r} &= r - \hat{r} = [\mathcal{Y}^T, 1]\tilde{z}. \end{aligned} \quad (30)$$

根据上述观测误差定义, 得到

$$\frac{1}{\beta_n} \dot{\tilde{r}} = -k\hat{r} + \tilde{W}^T \Psi + \epsilon + \varepsilon_1 [0, \mathcal{Y}^T]e, \quad (31)$$

其中 $\epsilon = [\mathcal{Y}^T, 1]\tilde{z} / \beta_n + \varphi$ 为有界微分器误差, 即 $|\epsilon| \leq \epsilon_N$.

闭环控制系统的稳定性及跟踪误差和估计误差的收敛性可归纳为如下定理.

定理2 考虑严格反馈非线性系统(1), 设计微分器(7)、控制器(27)和自适应律(29), 若神经网络回归向量 Ψ 满足持续激励条件, 则闭环系统中的所有信号

有界,且控制误差变量 r 、跟踪误差 e 和权值估计误差 \tilde{W} 均收敛到零点附近聚集.

证明 选择Lyapunov函数为

$$V = \frac{1}{2}\hat{r}^2 + \frac{1}{2}b_1\tilde{W}^T\Gamma^{-1}\tilde{W}. \quad (32)$$

对 V 求导并结合式(29)和(31),有

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \hat{r}\dot{\hat{r}} + b_1\tilde{W}^T\Gamma^{-1}\dot{\tilde{W}} = \\ & -\beta_n k\hat{r}^2 + (\beta_n - b_1)\tilde{W}^T\Psi\hat{r} + \beta_n\varepsilon_1\hat{r}[0, \Upsilon^T]\hat{e} + \\ & \beta_n\varepsilon\hat{r} - ab_1\tilde{W}^TM\tilde{W} + ab_1\tilde{W}^T\Delta. \end{aligned} \quad (33)$$

由式(24)可得 $|\hat{r}| \geq |\hat{e}|/c_1, c_1 = \lambda_{\min}([\Upsilon^T, 1])$,故

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\beta_n k\hat{r}^2 + (\beta_n - b_1)\tilde{W}^T\Psi\hat{r} + \beta_n\varepsilon\hat{r} + \\ & \beta_n\varepsilon_1\frac{c_2}{c_1}|\hat{r}|^2 - ab_1\tilde{W}^TM\tilde{W} + ab_1\tilde{W}^T\Delta \leq \\ & -b_1\bar{k}\hat{r}^2 + (\beta_n - b_1)\tilde{W}^T\Psi\hat{r} + \beta_n\varepsilon\hat{r} - \\ & ab_1\tilde{W}^TM\tilde{W} + ab_1\tilde{W}^T\Delta. \end{aligned} \quad (34)$$

其中: $c_2 = \lambda_{\max}([0, \Upsilon^T])$, $\bar{k} = k - \varepsilon_{1N}c_2/c_1$. 故可通过选择较大增益 k 使得 $\bar{k} > 0$.

当回归向量 Ψ 满足持续激励时,由定理1证明可知 $\lambda_{\min}(M) > \sigma$,有

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -b_1\bar{k}\hat{r}^2 + (b_1 + b_2)\|\tilde{W}^T\Psi\|\|\hat{r}\| + \beta_n\varepsilon_N|\hat{r}| - \\ & ab_1\sigma\|\tilde{W}\|^2 + ab_1\|\tilde{W}\|\bar{\Delta}. \end{aligned} \quad (35)$$

对 $\|\tilde{W}^T\Psi\|\|\hat{r}\|, \|\tilde{W}\|\bar{\Delta}$ 和 $\beta_n\varepsilon_N|\hat{r}|$ 应用Young不等式并代入式(35),得到

$$\dot{V} \leq -\alpha V + \eta. \quad (36)$$

其中: $\alpha = \min\left\{\bar{k}b_1 - \frac{2(b_1 + b_2)\|\Psi\|^2}{\sigma ab_1}, \frac{a\sigma}{\lambda_{\max}(\Gamma^{-1})}\right\}$, $\eta = b_2^2\varepsilon_N^2/2b_1\bar{k} + ab_1\bar{\Delta}^2/\sigma$. 可知,当反馈增益 k 和修正系数 a 足够大时, α, η 均为正常数. 根据Lyapunov定理可得,控制误差 \hat{r} 和估计误差 \tilde{W} 有界并收敛到零点附近聚集内. 由式(24)、(29)和 \tilde{z} 有界,可得实际跟踪误差 r, e 和 \hat{e} 有界,进而估计参数 \hat{W} 有界,并由式(27)可知控制信号 u 有界. \square

注3 传统控制方法一般用2个神经网络分别估计 α_n 和 β_n ,故 β_n 的估计将出现在控制器分母中,存在潜在的过零奇异问题. 本文设计的控制器(29)中2个神经网络 $\hat{w}_1\phi_1$ 和 $\hat{w}_2\phi_2$ 分别用于估计 $1/\beta_n$ 和 α_n/β_n ,避免了估计值在控制器分母引发的奇异问题. 此外,所提出自适应律可保证估计权值 \hat{W} 收敛到真实值 W^* 的邻域,实现了系统未知动态的准确辨识.

3 仿真验证

为验证所提出控制和辨识方法的有效性,考虑一类非线性液压伺服系统^[21],其结构如图1所示.

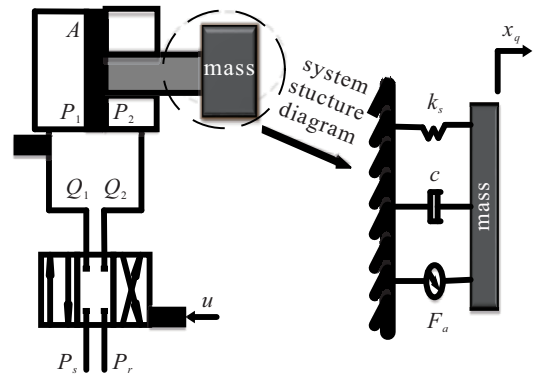


图1 液压伺服阀控系统结构

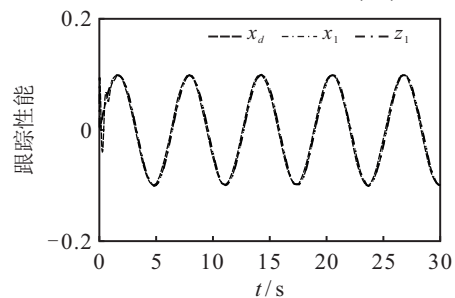
根据文献[21],系统模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = -\frac{k_s}{m}x_1 - \frac{c}{m}x_2 + x_3, \\ \dot{x}_3 = -\frac{\varpi A^2}{m}x_2 - \varpi C_t x_3 + \frac{\varpi A\psi}{m}u, \\ y = x_1, \end{cases} \quad (37)$$

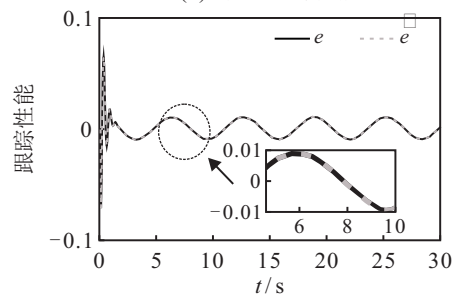
其中 $\varpi = 4\beta_e/V_t$. 模型参数为 $m = 40 \text{ kg}, k_s = 15000 \text{ N/m}, c = 1500 \text{ N/(m/s)}, V_t = 6.5312 \times 10^{-5} \text{ m}^3, A = 3.2656 \times 10^{-4} \text{ m}^2, C_t = 4 \times 10^{-13} \text{ (m}^3/\text{s)/Pa}, \beta_e = 700 \text{ Mpa}, \psi = 0.01 \text{ (m}^3/\text{s)/V}$.

选择正弦信号 $x_d = 0.1\sin t$ 为期望轨迹,系统初始状态为 $x(0) = [0.1, 0.03, 0.02]^T$,对比控制器和观测器的瞬态特性. 微分器(7)的参数为 $\kappa_1 = 20, \kappa_2 = 2.5, \kappa_3 = 0.5, \kappa_4 = 0.1$. 控制器(27)和自适应律(29)的参数为 $\Gamma = 4, k = 15, \Upsilon = [80, 1, 1]^T$. 选取RBF神经网络,节点个数设置为 $N = 16$.

所提出非奇异输出反馈控自适应制的仿真结果如图2~图6所示. 图2为控制器(27)在初始条件



(a) 位置跟踪性能



(b) 位置跟踪误差

图2 位置跟踪控制性能和跟踪误差

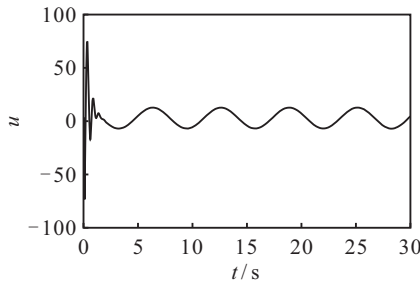
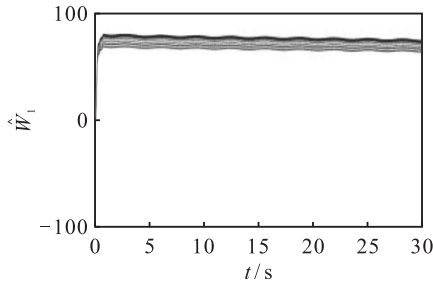
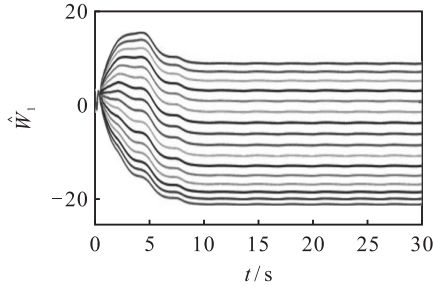


图3 控制信号



(a) 不含误差变量的估计神经网络权值



(b) 含误差变量的估计神经网络权值

图4 神经网络权值 \hat{W}

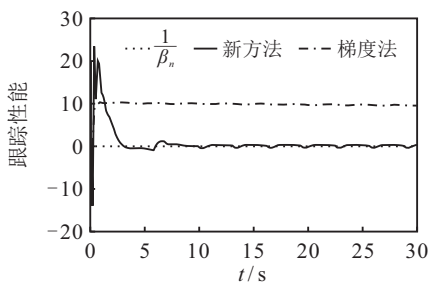


图5 神经网络对 $1/\beta_n$ 辨识对比结果

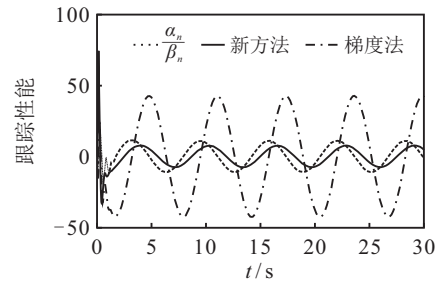


图6 神经网络对 α_n/β_n 辨识对比结果

下对给定参考轨迹 x_d 的跟踪结果和微分器(7)的输出. 结果表明, 所提出自适应输出反馈控制器不仅使系统输出 x_1 精确跟踪给定的参考信号 x_d , 同时微分器的输出变量 \hat{z}_1 也能够对系统状态进行精准观测. 此外, 经过短时间抖动后, 控制系统跟踪误差和微分器观测误差均收敛于零点附近的一个小邻域. 控制信号 u 如图3所示, 该信号较为平滑, 有利于实际工程应用. 但在瞬态阶段, 其幅值可能超过液压阀的限幅, 需在后续引入抗饱和补偿. 图4为不含误差向量 E 和含有误差向量 E 两种情况下得到的神经网络权值对比结果. 由图4可见, 所提出含误差 E 修正项自适应律的神经网络权值 \hat{W} 具有更好的收敛性(如图4), 而图4(a)给出的不含有误差 E 修正的梯度方法得到的权值估计 \hat{W} 有明显的振荡, 进而影响对未知动态的辨识效果. 图5和图6分别为采用两类自适应律的神经网络对系统未知动态 $1/\beta_n$ 、 α_n/β_n 的辨识性能, 进一步验证了所提出新型自适应律的优越性. 上述结果表明, 本文引入的含有误差 E 修正项对自适应律的收敛性有很好的作用, 该收敛性能有助于实现对系统未知动态实现精确辨识.

将所提出自适应控制方法与传统状态反馈自适应神经网络反步控制方法^[5]进行对比仿真, 系统输出跟踪的对比控制结果如图7所示.

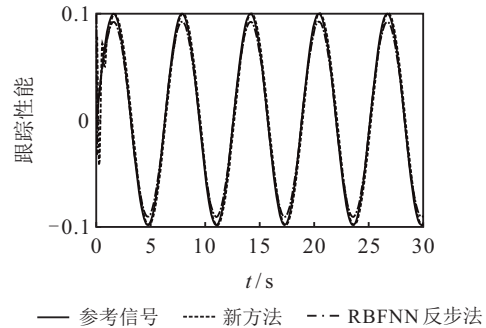


图7 传统反步法与所提出算法跟踪性能对比

由图7可见, 所提出自适应神经网络单步控制方法虽仅采用系统的输出信号用于反馈, 但其对未建模动态具有更好的估计能力, 故取得了更好的稳态位置跟踪结果. 其在瞬态阶段具有一定的超调是由观测器的瞬态收敛过程引起, 可通过调节参数进一步改

进. 此外, 基于自适应神经网络的单步控制策略, 避免了传统反步控制中复杂度爆炸的问题, 放松了对系统状态全部已知的要求.

4 结 论

为克服传统自适应反步控制中复杂度爆炸和由控制增益估计过零引起的奇异等问题, 本文针对非线性严格反馈系统提出了一种非反步非奇异自适应输出反馈控制器设计方法. 首先, 将严格反馈系统等价变换为标准模型, 通过单步控制即可实现输出跟踪. 采用微分器实现标准模型未知状态观测, 放松对系统全状态已知的假设; 然后, 引入神经网络对重构的系统未知动态和控制增益进行估计, 避免了控制奇异问题; 最后, 设计一类新的包含估计误差修正的自适应律在线估计神经网络权值, 确保其收敛到真值附近, 从而实现了对系统未知动态的精准辨识. 理论分析验证了控制系统的稳定性及跟踪误差和估计误差的收敛性. 基于一类液压伺服系统模型的仿真结果验证了所提出方法的有效性和优越性. 该思路可在后续研究中推广至非线性纯反馈系统, 并进一步考虑控制饱和和输出约束等问题.

参考文献(References)

- [1] Sharma R, Zare F, Nešić D, et al. A hidden block in a grid connected active front end system: Modelling, control and stability analysis[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 11852-11866.
- [2] Yang J, Li S H, Su J Y, et al. Continuous nonsingular terminal sliding mode control for systems with mismatched disturbances[J]. *Automatica*, 2013, 49(7): 2287-2291.
- [3] Na J, Huang Y B, Wu X, et al. Active adaptive estimation and control for vehicle suspensions with prescribed performance[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, 26(6): 2063-2077.
- [4] Tri N M, Nam D N C, Park H G, et al. Trajectory control of an electro hydraulic actuator using an iterative backstepping control scheme[J]. *Mechatronics*, 2015, 29: 96-102.
- [5] Krstić M, Kanellakopoulos I, Kokotović P. *Nonlinear and adaptive control design*[M]. New York: John Wiley, 1995.
- [6] 陈中天, 陈强, 孙明轩, 等. 航天器全状态约束输出反馈控制[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(2): 355-364. (Chen Z T, Chen Q, Sun M X, et al. Full state constrained output feedback control for rigid spacecraft[J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(2): 355-364.)
- [7] Huang Y B, Na J, Wu X, et al. Approximation-free control for vehicle active suspensions with hydraulic actuator[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(9): 7258-7267.
- [8] 张显库, 张国庆, 陈秀嘉. 一种非线性反馈反步递推算法的线性弱化[J]. *控制与决策*, 2015, 30(9): 1641-1645. (Zhang X K, Zhang G Q, Chen X J. A kind of linear reduction of backstepping algorithm based on nonlinear feedback[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(9): 1641-1645.)
- [9] Tong S C, Li Y, Li Y M, et al. Observer-based adaptive fuzzy backstepping control for a class of stochastic nonlinear strict-feedback systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B, Cybernetics: A Publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, 2011, 41(6): 1693-1704.
- [10] Wu Y, Xie X J. Adaptive fuzzy control for high-order nonlinear time-delay systems with full-state constraints and input saturation[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2020, 28(8): 1652-1663.
- [11] Wu Y, Xie X J. Robust adaptive control for state-constrained nonlinear systems with input saturation and unknown control direction[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(2): 1192-1202.
- [12] 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.
- [13] Xu B, Shi Z K, Yang C G, et al. Composite neural dynamic surface control of a class of uncertain nonlinear systems in strict-feedback form[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(12): 2626-2634.
- [14] Park J H, Kim S H, Moon C J. Adaptive neural control for strict-feedback nonlinear systems without backstepping[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(7): 1204-1209.
- [15] Na J, Yang J, Wang S B, et al. Unknown dynamics estimator-based output-feedback control for nonlinear pure-feedback systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2021, 51(6): 3832-3843.
- [16] Li Y, Tong S C, Li Y M. Observer-based adaptive fuzzy backstepping control for strict-feedback stochastic nonlinear systems with time delays[J]. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 2012, 8(12): 8103-8114.
- [17] Li Y, Tong S C, Li Y M. Observer-based adaptive fuzzy backstepping control of MIMO stochastic nonlinear strict-feedback systems[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2012, 67(2): 1579-1593.

- [18] Ge S S, Wang C. Direct adaptive NN control of a class of nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(1): 214-221.
- [19] Ge S S, Wang C. Adaptive neural control of uncertain MIMO nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(3): 674-692.
- [20] Zheng D D, Pan Y P, Guo K, et al. Identification and control of nonlinear systems using neural networks: A singularity-free approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(9): 2696-2706.
- [21] 那靖, 董宇, 丁海港, 等. 含执行机构未知动态的液压伺服系统输出反馈控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1077-1084.
(Na J, Dong Y, Ding H G, et al. Output feedback control for hydraulic servo systems with unknown actuator dynamics[J]. Control and Decision, 2020, 35(5): 1077-1084.)
- [22] 陈强, 楼成林, 南余荣, 等. 一类不确定非线性系统的自适应支持向量回归建模与动态面控制[J]. 控制与决策, 2019, 34(1): 63-71.
(Chen Q, Lou C L, Nan Y R, et al. Adaptive support vector regression modeling and dynamic surface control of a class of uncertain nonlinear systems[J]. Control and Decision, 2019, 34(1): 63-71.)
- [23] 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.
- [24] Na J, Li Y P, Huang Y B, et al. Output feedback control of uncertain hydraulic servo systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(1): 490-500.
- [25] Na J, Ren X M, Zheng D D. Adaptive control for nonlinear pure-feedback systems with high-order sliding mode observer[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2013, 24(3): 370-382.
- [26] Levant A. Higher-order sliding modes, differentiation and output-feedback control[J]. International Journal of Control, 2003, 76(9/10): 924-941.
- [27] Levant A. Robust exact differentiation via sliding mode technique[J]. Automatica, 1998, 34(3): 379-384.
- [28] Khalil H K, Grizzle J W. Nonlinear systems[M]. Upper Saddle River: Prentice hall, 2002.

作者简介

那靖(1982—), 男, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、参数估计、非线性控制及应用等研究, E-mail: najing25@163.com;

郑昂(1992—), 女, 硕士生, 从事自适应控制及伺服系统控制的研究, E-mail: zhengang1017@163.com;

黄英博(1991—), 男, 副教授, 博士, 从事智能自适应控制、汽车悬架系统主动控制等研究, E-mail: Yingbo_Huang@126.com.

(责任编辑: 魏冰)

下 期 要 目

- 变阶分数阶微分方程的数值解法综述 孙宝, 等
- 消息传递方法及其在信息融合中的应用 郭振, 等
- 基于CBAM-CNN的模拟电路故障诊断 杜先君, 等
- 基于TN-LP-LSTM-SVM混合模型的原油期货次日价格变化方向和波动率大小预测 赵戈雅, 等
- 考虑政府补贴及环境设计的再制造闭环供应链生产决策 姚锋敏, 等
- 基于改进集成学习分类的代理辅助进化算法 顾清华, 等
- 基于方形邻域和随机数组的哈里斯鹰优化算法 刘小龙, 等
- 基于多区域中心点预测的动态多目标优化算法 马学敏, 等
- 基于多尺度残差注意网络的轻量级行人属性识别算法 张再腾, 等
- 特种部队算法: 一种新的元启发式算法 潘科, 等
- 基于三端注意力机制的视网膜血管分割算法 曹飞道, 等