

文章编号:1671-6833(2018)04-0064-06

基于 DRNN 网络的轮式机器人鲁棒 H_∞ 控制

彭金柱,卞英楠,周树亮

(郑州大学 电气工程学院,河南 郑州 450001)

摘 要: 针对非完整约束的两轮移动机器人系统中存在建模误差及外扰的情形,提出了一种结合对角递归神经网络和非线性 H_∞ 方法的控制策略.利用对角递归神经网络逼近建模不确定的非线性项, H_∞ 控制则用来实现期望的鲁棒跟踪性能.基于 Lyapunov 稳定性理论,整个系统跟踪误差闭环有界.此外,在外界干扰仅仅积分有界的情形下,系统仍能满足具体的鲁棒跟踪性能.最后,对于相同外扰及不确定性下的移动机器人,将其与控制力矩法进行对比,仿真结果表明,所提方法是有效的.

关键词: 对角递归神经网络;控制力矩法; H_∞ 控制;不确定性; Lyapunov 稳定性

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2018.01.016

0 引言

在轮式机器人系统的轨迹跟踪控制中,对系统中非线性不确定性的处理,提出了诸如 PID^[1]、自适应、鲁棒控制^[2-3]、滑模控制^[4]等不同的单一方法.但是,单一的控制策略无法取得理想的结果.因此,近年来,国内外学者开始提出混合控制的方案.例如,在不校准摄像机视觉参数的前提下,孙妍等^[5]利用视觉反馈信息并结合模糊控制的方法对移动机器人线速度和角速度进行控制,仿真结果证明了该方法的有效性. Spandan 等^[6]构思了一种将滑模控制与延时控制相结合的方法,将二者取长补短,最后基于仿真与单一的滑模控制对比,显示了不错的效果.为了使误差在有限时间内收敛,张扬名等^[7]先采用有限时间控制方法,设计连续状态反馈角速度的控制律,在前向角误差趋于零时,结合反演设计的滑模控制技术,给出平面坐标跟踪误差线速度的控制律并取得不错的跟踪效果.基于切换灰色预测的方法, Wong 等^[8]设计了模糊跟踪系统.在处理不确定环境下的机器人应用上具有不错的灵活性.为了减弱滑模控制的抖振, Yi^[9]将情感学习算法与滑模控制算法结合,同模糊滑模控制及一般滑模控制对比,

验证了所提算法的优良性.考虑到机器人位置难以测量, Wang 等^[10]将视觉监督系统与自适应算法相结合,设计了一种能满足机器人实时轨迹跟踪的控制器.考虑机器人速度不可测量的情形, Shojaei 等^[11]利用动态表面控制方法减少了设计的复杂性,同时结合状态观测器,针对存在建模不确定性的机器人系统提出了新的控制规律.针对包含参数和非参数不确定性下的非完整机器人系统,一种鲁棒自适应时变控制方法被 Shojaei 等^[12]设计出来.

虽然上述研究取得了不错的跟踪效果,但都要求系统的惯性矩阵、重力矩阵以及哥氏力矩阵的精确模型全部已知,或者至少知道其中两个.而笔者所提的混合控制策略仅仅需要知道系统的精确惯性矩阵.当考虑外界干扰存在的情况下, Hwang 等^[13]提出了一种最优 H_∞ 控制并取得较好的效果.考虑外扰是有上界的情形, Khalaji 等^[14]结合了鲁棒控制与自适应控制设计了新的控制器,与反馈线性化动态控制器对比,取得了更好的效果.

彭金柱等^[15]设计了一种结合递归模糊神经网络和鲁棒 H_∞ 控制的方法,并将其用于完整约束的机械臂跟踪控制.借鉴该设计思想,笔者提出了一

收稿日期:2017-06-12;修订日期:2017-09-23
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61773351);河南省青年骨干教师训练计划资助项目(2017GGJS004);河南省自然科学基金资助项目(162300410260);郑州大学优秀青年教师发展基金资助项目(1521319025)
作者简介:彭金柱(1980—),男,河南信阳人,郑州大学副教授,博士,主要从事智能机器人导航、鲁棒控制研究, E-mail: jzpeng@zzu.edu.cn.

种将对角递归神经网络 (DRNN) 和鲁棒 H_∞ 控制相结合的方法,并将其应用于非完整约束的轮式移动机器人轨迹跟踪控制. 在系统仅仅满足惯性矩阵是标称的而其他标称矩阵未知的情形下,利用 DRNN 神经网络逼近系统的非线性项. 而且,鲁棒 H_∞ 控制方法能够保证系统在外界扰动仅仅积分有界的情形下仍能满足特定的跟踪性能. 基于 Lyapunov 稳定性理论证明了所设计的控制系统闭环稳定. 此外,与上述文献中基于小车的动力学研究不同,笔者从小车的左右轮转角考虑.

1 对角递归神经网络

递归神经网络 (RNN) 的最大特点是网络中有一个或多个反馈回路,这使得网络具有良好的动态性能. 笔者采用的对角递归神经网络 (DRNN) 是将 ELMAN 网络的反馈层和隐含层简化为对角阵形式,因而网络结构得到极大简化,同时提高了网络实时性,加快了学习速度,更有利于系统在线学习,它的基本结构如图 1 所示. 由图 1 可知,这是一个 m 维输入 n 维输出的 DRNN 网络,它的输入/输出向量的动态映射关系为:

$$\begin{cases} h_j(t) = g(s_j(t)); \\ s_j(t) = w_j^h h_j(t-1) + \sum w_{mj}^1 x_m(t); \\ y_n(t) = \sum w_{jn}^2 h_j(t), \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x_m(t)$ 是网络的第 m 个输入; $s_j(t)$ 是隐含层第 j 个神经元的输入; $h_j(t)$ 是输出层第 j 个神经元的输出; $y_n(t)$ 是输出层第 n 个神经元的输出. 令 \mathbf{W}^1 、 \mathbf{W}^h 及 \mathbf{W} 分别代表输入层、隐含层及输出层的连接权值矩阵. 并将 \mathbf{W}^1 、 \mathbf{W}^h 矩阵元素全部设为 1, 即输入层与隐含层的连接权重全部取为 1, 反馈层的权重也全部取为 1. 网络隐含层的激活函数取 Sigmoid 函数以及平移后的 Sigmoid 函数, 输出层函数为线性函数. 设 $\mathbf{H}(\cdot) = [h_1(t), h_2(t), \dots, h_m(t)]^T$, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$, 则 DRNN 神经网络的输出可以表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T \mathbf{H}(\cdot), \quad (2)$$

$$\text{其中, } \mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{j1} & \cdots & w_{jn} \end{bmatrix}.$$

2 非完整约束移动机器人系统

对于一个两轮非完整约束移动机器人系统, 考虑外扰的情况下, 它的动力学方程:

$$\bar{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{V}} + \bar{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \mathbf{V} + \bar{\mathbf{G}}(\mathbf{q}) + \bar{\boldsymbol{\tau}}_d = \bar{\boldsymbol{\tau}}, \quad (3)$$

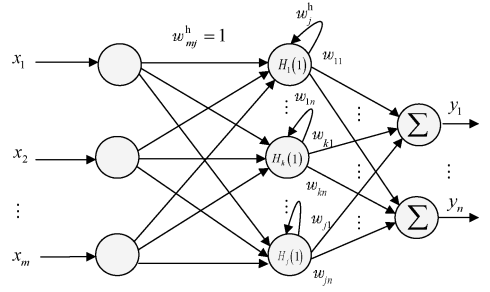


图1 DRNN 神经网络

Fig.1 DRNN neural network

其中, $\mathbf{V} = [v, \omega]^T$, v 为小车速度, ω 为小车转向的角速度. 为了将小车左右轮转角作为研究角度, 由文献[16], 引入变换矩阵:

$$\mathbf{V} = \mathbf{N} \dot{\boldsymbol{\theta}}, \quad (4)$$

$$\text{式中: } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} \frac{r}{2} & \frac{r}{2} \\ \frac{r}{2R} & -\frac{r}{2R} \end{bmatrix}; \dot{\boldsymbol{\theta}} = \begin{bmatrix} \omega_r \\ \omega_l \end{bmatrix}.$$

其中, r 和 R 分别代表小车的轮半径和两轮间距的一半; ω_r 和 ω_l 则分表代表右轮与左轮的角速度. 将式(4)代入式(3), 同时 $\hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) = \bar{\mathbf{M}}(\mathbf{q})\mathbf{N}$, $\hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \bar{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\mathbf{N}$, 得到:

$$\hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) \ddot{\boldsymbol{\theta}} + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) \dot{\boldsymbol{\theta}} + \bar{\mathbf{G}}(\mathbf{q}) + \bar{\boldsymbol{\tau}}_d = \bar{\boldsymbol{\tau}}. \quad (5)$$

由于受到测量误差、环境和负重变化等因素的影响, 机器人动态模型式(5)中的参数 $\hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q})$ 、 $\hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 、 $\bar{\mathbf{G}}(\mathbf{q})$ 是难以精确获得的. 因而笔者假设它们可以分解为标称部分 $\hat{\mathbf{M}}_0(\mathbf{q})$ 、 $\hat{\mathbf{C}}_0(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 、 $\bar{\mathbf{G}}_0(\mathbf{q})$ 和不确定部分 $\Delta\hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q})$ 、 $\Delta\hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 、 $\Delta\bar{\mathbf{G}}(\mathbf{q})$, 且存在如下关系:

$$\hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) = \hat{\mathbf{M}}_0(\mathbf{q}) + \Delta\hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q});$$

$$\hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \hat{\mathbf{C}}_0(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \Delta\hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}); \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{G}}(\mathbf{q}) = \bar{\mathbf{G}}_0(\mathbf{q}) + \Delta\bar{\mathbf{G}}(\mathbf{q}),$$

如果不考虑系统建模误差及外扰的存在, 根据控制力矩法 (CTC 方法), 可以设计如下控制律:

$$\begin{aligned} \bar{\boldsymbol{\tau}} = & \hat{\mathbf{M}}_0(\mathbf{q}) (\ddot{\boldsymbol{\theta}}_d + \mathbf{K}_v \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{K}_p \mathbf{e}) + \\ & \hat{\mathbf{C}}_0(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \dot{\boldsymbol{\theta}} + \bar{\mathbf{G}}_0(\mathbf{q}), \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{e} = [e_r \ e_l]^T = \boldsymbol{\theta}_d - \boldsymbol{\theta}$, 代表轮子转角误差, $\boldsymbol{\theta}_d$ 代表期望的转角, $\boldsymbol{\theta} = [\theta_r \ \theta_l]^T$ 代表轮子转角, θ_r 代表右轮转角, θ_l 代表左轮转角; \mathbf{K}_p 、 \mathbf{K}_v 为增益矩阵; $\ddot{\boldsymbol{\theta}}_d$ 代表期望角加速度. 将式(7)带入式(5), 化简后得:

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0. \tag{8}$$

选择合适的 K_v, K_p 即可保证系统闭环稳定, 然而实际系统不可能精确建模和忽视外扰的存在, 因此有,

$$\hat{M}_0(q)\ddot{\theta} + T(x_e) + \bar{\tau}_d = \bar{\tau}, \tag{9}$$

式中: $T(x_e) = \Delta \hat{M}(q)\ddot{\theta} + \hat{C}(q, \dot{q})\dot{\theta} + \hat{G}(q)$ 为系统的非线性项, 接下来将用 DRNN 神经网络来逼近.

3 基于 DRNN 神经网络的鲁棒控制器

假设移动机器人系统中, 只有惯性矩阵的标称模型已知, 而其他部分则未知. 然后, 利用 DRNN 神经网络快速逼近能力来逼近 $T(x_e)$, 即

$$T(x_e) = W^{*T}H(\cdot) + \varepsilon, \tag{10}$$

式中: W^* 表示最优值矩阵; $H(\cdot)$ 表示 DRNN 神经网络的隐层输出; ε 表示网络的逼近误差项. 假设存在 Ω_w 并满足 $\Omega_w = \{W \in R^{m \times n} : \|W\| \leq M_w\}$, 且最优网络权值 W^* 能落在紧集 Ω_w 中, 可表示为 $W^* = \operatorname{argmin}\{\sup |T(x_e) - W^T H(\cdot)|\}$. 针对移动机器人系统, 现设计如下控制器:

$\bar{\tau} = \hat{M}_0(q)(\ddot{\theta}_d + K_v \dot{e} + K_p e) + W^T H(\cdot) + u$, (11)
其中, u 为鲁棒控制项, 用来补偿系统的外部扰动及神经网络逼近存在的误差. 将式(10)、(11)代入式(5), 化简后得,

$$\hat{M}_0(q)(\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e) = \varepsilon - u + \tilde{W}^T H(\cdot) + \bar{\tau}_d. \tag{12}$$

其中, $\tilde{W} = W^* - W$ 为 DRNN 神经网络的权值误差. 定义状态变量 $x = [x_1^T \ x_2^T]^T = [e^T \ \dot{e}^T]^T$, 则有

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2; \\ \dot{x}_2 = -K_v x_2 - K_p x_1 + \hat{M}_0^{-1}(q)(\varepsilon - u + \tilde{W}^T H(\cdot) + \bar{\tau}_d). \end{cases} \tag{13}$$

系统的状态空间方程为:

$$\dot{x} = Ax + B\hat{M}_0^{-1}(q)(\tilde{W}^T H(\cdot) + \varepsilon + \bar{\tau}_d - u), \tag{14}$$

$$\text{式中: } A = \begin{bmatrix} 0 & I_{n \times n} \\ -K_p & -K_v \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0 \\ I_{n \times n} \end{bmatrix}.$$

假设 1 如果把 DRNN 神经网络的逼近误差当作系统外扰的一部分, 即有系统总外扰 $\delta = \hat{M}_0^{-1}(q)(\varepsilon + \bar{\tau}_d)$, 且 $\delta \in L_2[0, \infty)$. 这里假设存在正常数 D_δ , 使得 $\int_0^\infty \|\delta(t)\|^2 dt \leq D_\delta$.

定理 1 对于机器人系统式(5), 若满足假设 1, 且存在正定对称矩阵 $P = P^T > 0$, 满足如下 Riccati 方程

$$PA + A^T P + PB\left(\frac{1}{\gamma^2}I_{n \times n} - 2R^{-1}\right)B^T P = -Q, \tag{15}$$

式中: $R = R^T > 0$ 为 H_∞ 控制增益; $Q = Q^T > 0$ 为正定对称矩阵; $I_{n \times n}$ 为单位矩阵; $\gamma > 0$ 为干扰抑制指标. 对于式(12), 令

$$u = \hat{M}_0(q)R^{-1}B^T Px. \tag{16}$$

DRNN 神经网络参数的自适应学习算法为:

$$\dot{\tilde{W}} = \Gamma^{-1}H(\cdot)x^T P B \hat{M}_0^{-1}(q). \tag{17}$$

其中, Γ 为正定对角增益矩阵. 那么系统可以满足如下两个目标: ① 所设计的鲁棒混合控制系统中的状态变量一致有界. ② 系统能够满足如下 H_∞ 跟踪性能:

$$\int_0^T \|x(t)\|_Q^2 dt \leq \alpha + \gamma^2 \int_0^T \|\delta(t)\|_Q^2 dt, \tag{18}$$

其中, $\alpha = x^T(0)Px(0) + \operatorname{tr}(\tilde{W}^T(0)\Gamma\tilde{W}(0))$, $x(0)$ 和 $\tilde{W}(0)$ 则分别代表了系统状态向量 $x(t)$ 的初始值以及 DRNN 神经网络权值误差 $\tilde{W}(t)$ 的初始值.

证明 选取如下 Lyapunov 函数,

$$L = \frac{1}{2}x^T Px + \frac{1}{2}\operatorname{tr}(\tilde{W}^T \Gamma \tilde{W}). \tag{19}$$

对上式两边进行微分, 并将式(14)代入后得

$$\begin{aligned} \dot{L} &= \frac{1}{2}\dot{x}^T Px + \frac{1}{2}x^T P \dot{x} + \operatorname{tr}(\tilde{W}^T \Gamma \dot{\tilde{W}}) = \\ &= \frac{1}{2}[Ax + B\hat{M}_0^{-1}(q)(\tilde{W}^T H(\cdot) - u + \varepsilon + \bar{\tau}_d)]^T Px + \\ &+ \frac{1}{2}x^T P[Ax + B\hat{M}_0^{-1}(q)(\tilde{W}^T H(\cdot) - u + \varepsilon + \bar{\tau}_d)] + \\ &+ \operatorname{tr}(\tilde{W}^T \Gamma \dot{\tilde{W}}). \end{aligned} \tag{20}$$

根据假设 1, 将式(16)、(17)代入式(20), 并考虑 $\dot{\tilde{W}} = -\dot{W}$, 则

$$\begin{aligned} \dot{L} &= \frac{1}{2}x^T(PA + A^T P)x - x^T P B R^{-1}B^T Px + x^T P B \delta = \\ &= \frac{1}{2}x^T \left(PA + A^T P + PB\left(\frac{I_{n \times n}}{\gamma^2} - 2R^{-1}\right)B^T P \right) x - \\ &= \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\gamma} B^T Px - \gamma \delta \right)^T \left(\frac{1}{\gamma} B^T Px - \gamma \delta \right) + \frac{1}{2} \gamma^2 \delta^T \delta \leq \\ &= -\frac{1}{2}x^T Q x + \frac{1}{2} \gamma^2 \delta^T \delta. \end{aligned} \tag{21}$$

对上式两边从 $t = 0$ 到 $t = T$ 积分得

$$L(x(T), \tilde{W}(T)) - L(x(0), \tilde{W}(0)) \leq$$

$$-\frac{1}{2}\int_0^T \mathbf{x}^T(t) \mathbf{Q} \mathbf{x}(t) dt + \frac{\gamma^2}{2}\int_0^T \boldsymbol{\delta}^T(t) \boldsymbol{\delta}(t) dt. \quad (22)$$

由于 $L(\mathbf{x}(T), \tilde{\mathbf{W}}(T)) \geq 0$, 则

$$\int_0^T \|\mathbf{x}(t)\|_{\tilde{\mathbf{Q}}}^2 dt \leq 2L(\mathbf{x}(0), \tilde{\mathbf{W}}(0)) + \gamma^2 \int_0^T \|\boldsymbol{\delta}(t)\|^2 dt. \quad (23)$$

因此,式(18)所提的 H_∞ 跟踪性能得以满足. 根据假设1,存在 $\sigma_d > 0$ 使得 $\|\boldsymbol{\delta}\| \leq \sigma_d$, 则有

$$\dot{L} \leq -\frac{1}{2}\lambda_{\min}(\mathbf{Q})\|\mathbf{x}(t)\|^2 + \frac{1}{2}\gamma^2\sigma_d^2, \quad (24)$$

其中: $\lambda_{\min}(\mathbf{Q})$ 代表矩阵 \mathbf{Q} 的最小特征值,由上可知,对于任意小的 $\varepsilon > 0$,若选择 $\lambda_{\min}(\mathbf{Q}) > \frac{\gamma^2\sigma_d^2}{\varepsilon^2}$,

那么存在 $\zeta > 0$, 使得下式成立,

$$\dot{L} \leq -\zeta\|\mathbf{x}(t)\|^2 < 0, \forall \|\mathbf{x}(t)\| > \varepsilon. \quad (25)$$

因此,闭环系统的所有状态变量一致有界.

结论 1 在本文的设计中,假设只有标称的惯性矩阵 $\hat{\mathbf{M}}_0(\mathbf{q})$ 是已知的,其余的标称参数 $\hat{\mathbf{C}}_0(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 和 $\hat{\mathbf{G}}_0(\mathbf{q})$ 都是未知的.

结论 2 在大多数已有的文献[13–15]中,干扰是假设有确切上界的,此时可以通过选择合适的增益矩阵,利用变结构控制、自适应控制等鲁棒控制算法即可保证系统稳定. 然而,实际情况中干扰的上界确切值可能无法精确获知. 因此,笔者假设干扰是满足能量有界的,通过文中所提的算法可以在干扰上界未知的情况下使得系统能满足特定的跟踪性能.

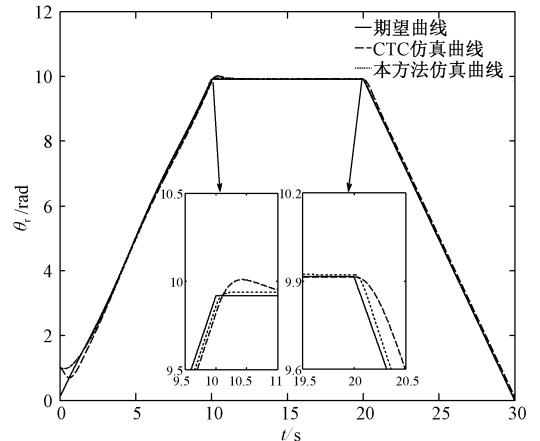
4 仿真试验

为了验证所提理论的可行性,设置具体参数如下: $m = 10 \text{ kg}$, $R = 0.25 \text{ m}$, $r = 0.05 \text{ m}$, $d = 0$. 假设期望的左右轮转角向量形式为 $\boldsymbol{\theta}_d = [\theta_{rd} \ \theta_{ld}]^T$, θ_{rd}, θ_{ld} 随时间的轨迹为一段梯形折线,初始折线 $\theta_{rd} = t + 0.1 \cos t$, $\theta_{ld} = t$. 初始化以下参数, $\boldsymbol{\theta}(0) = [1 \ 1]^T$, $\dot{\boldsymbol{\theta}}(0) = [0 \ 0]^T$. 选取控制器增益 $\mathbf{K}_v = 50\mathbf{I}_{2 \times 2}$, $\mathbf{K}_p = 150\mathbf{I}_{4 \times 4}$, 外部扰动 $\bar{\boldsymbol{\tau}}_d = [10(\sin t)e^{-0.2t}, 10(\cos t)e^{-0.2t}]^T$. 为了证实所提算法的有效性,在相同的模型及外部条件下对比 CTC 方法. 则初始化所提控制器的参数,隐层神经元个数选取为 7, $\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_v$ 取值同 CTC 方法中一样, $\gamma = 0.2$, $\mathbf{Q} = 40\mathbf{I}_{4 \times 4}$, $\mathbf{R} = 0.001 \mathbf{I}_{2 \times 2}$. 根据式(15),解出 Riccati 方程得:

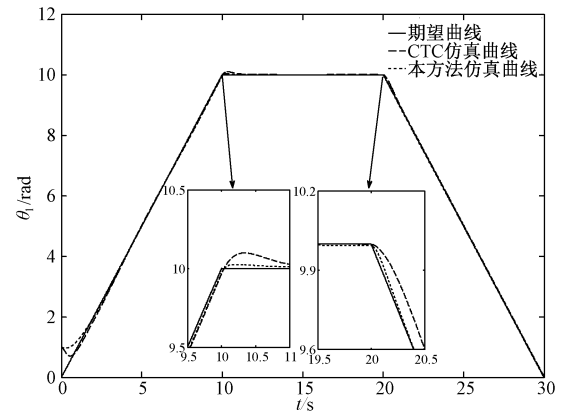
$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 42.349 \ 3\mathbf{I}_{2 \times 2} & 0.085 \ 4\mathbf{I}_{2 \times 2} \\ 0.085 \ 4\mathbf{I}_{2 \times 2} & 0.119 \ 5\mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix}. \quad (26)$$

仿真结果如图 2、3、4 所示.

由图 2、3 可知,设计的新方法在从 $t = 0 \text{ s}$ 到 $t = 30 \text{ s}$ 的整个跟踪过程中,左轮右轮的转角跟踪误差是小于 CTC 方法的. 尤为突出的是,从图 2、3 可以明显看出期望轨迹在 $t = 10 \text{ s}$ 和 $t = 20 \text{ s}$ 左右处发生变化时,所设计的方法与 CTC 方法的跟踪误差发生了变化,但设计的新方法误差抖动明显小于 CTC 方法,具有更好的鲁棒适应性. 同时,从图 4 可知,DRNN 神经网络的权值最终能稳定在最优值. 而且在面对同样的外扰下,所设计的方法能满足特定的跟踪性能.



(a) 右轮的跟踪曲线



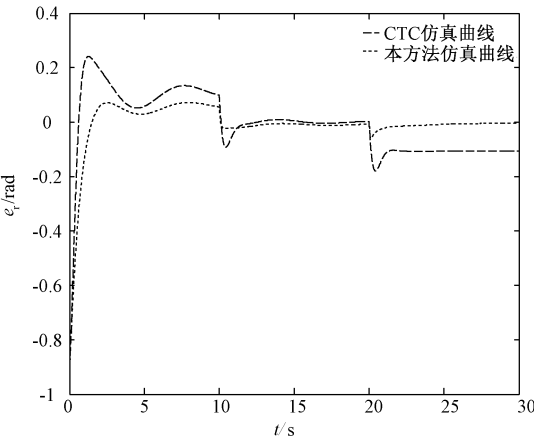
(b) 左轮的跟踪曲线

图2 小车两轮的转角跟踪曲线

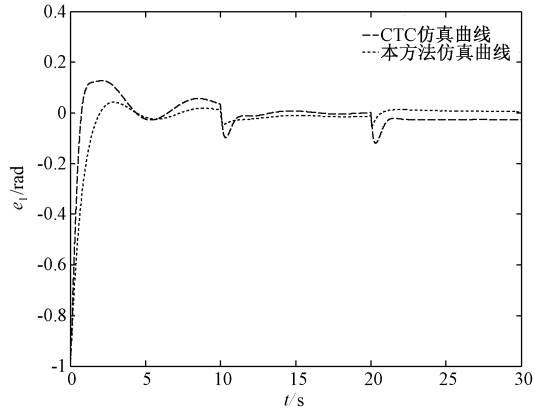
Fig.2 Tracking curve of two wheels

5 结论

针对非完整约束的轮式移动机器人,笔者提出了一种具有全局稳定性能的鲁棒跟踪控制结构. 它结合了 DRNN 神经网络和 H_∞ 控制方法. 理论分析表明它对逼近误差的强鲁棒性以及对外扰有界但不可测量的外扰具有抑制作用. 此外,闭环



(a) 右轮的转角跟踪误差曲线



(b) 左轮的转角跟踪误差曲线

图3 小车两轮的转角跟踪误差曲线
Fig.3 The tracking errors of two wheels

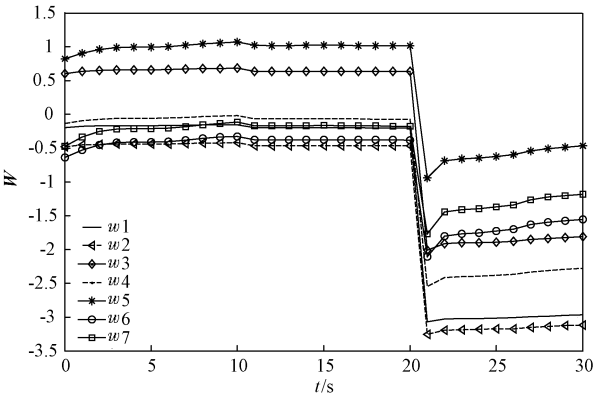


图4 DRNN 网络权重的变化曲线
Fig.4 The curve of weight in DRNN network

系统所有的状态变量能够保证有界。仿真结果表明,所提算法比控制力矩法具有更好的跟踪性能。而如何提高实际的硬件仿真效果是下一步研究的内容。

参考文献:

[1] 尉成果, 赖欢, 王太江. 轮式移动机器人轨迹跟踪控制算法的研究[J]. 机电工程, 2012, 29(6): 730-732.

[2] 白国长, 侯伯杰. 机器人的一种鲁棒控制方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2002, 23(1): 52-54.

[3] 李健勇, 赵峰, 楚冰. 广义线性变参数系统输出反馈鲁棒控制[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(2): 75-78.

[4] 王瑗琿, 张强, 王东云, 等. 基于滑模变结构的IPMC跟踪控制系统设计[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(6): 104-107.

[5] 孙妍, 王朝立, 杨亚民. 基于模糊控制的移动机器人视觉反馈跟踪[J]. 计算机工程, 2011, 37(14): 175-177.

[6] SPANDAN R, NANDY S. Time delay sliding mode control of nonholonomic wheeled mobile robot: experimental validation[C] // 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Hong Kong: IEEE Press, 2014: 2886-2892.

[7] 张扬名, 刘国荣, 杨小亮. 基于滑模变结构的移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 计算机工程, 2013, 39(5): 160-164.

[8] WONG C C, LIN B C, CHENG C T. Fuzzy tracking method with a switching grey prediction for mobile robot[C] // The 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Melbourne: IEEE Press, 2001: 103-106.

[9] YI H. A sliding mode control using brain limbic system control strategy for a robotic manipulator[J]. International journal of advanced robotic systems, 2015, 12(158): 23-29.

[10] WANG K, LIU Y, LI L. Visual servoing trajectory tracking of nonholonomic mobile robots without direct position measurement[J]. IEEE transactions on robotics, 2014, 30(4): 1026-1035.

[11] SHOJAEI K, SHAHRI A M. Output feedback tracking control of uncertain non-holonomic wheeled mobile robots: a dynamic surface control approach[J]. Control theory and applications, 2012, 6(2): 216-228.

[12] SHOJAEI K, SHAHRI A N. Adaptive robust time-varying control of uncertain non-holonomic robotic systems[J]. IET control theory and applications, 2012, 6(1): 90-102.

[13] HWANG C K, CHEN B S, CHANG Y T. Combination of kinematical and robust dynamical controllers for mobile robotics tracking control: (I) optimal H_∞ control[C] // Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Control Applications. Taipei: IEEE Press, 2004: 1211-1216.

[14] KHALAJI A K, MOOSAVIAN S A A. Robust adaptive controller for a tractor-trailer mobile robot[J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2014, 19(3):

943 – 953.

[15] 彭金柱, 王耀南, 王杰. 基于递归模糊神经网络的
机器人鲁棒 H_∞ 跟踪控制[J]. 控制理论与应用,
2010, 27(9): 1145 – 1151.

[16] 牛雪梅, 高国琴, 鲍智达, 等. 基于滑模变结构控制的
温室喷药移动机器人路径跟踪[J]. 农业工程学
报, 2013, 29(2): 9 – 16.

A Stable Robust Control for Wheeled Robotic System Based
on DRNN Network and H_∞ Methods

PENG Jinzhu, BIAN Yingnan, ZHOU Shuliang

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to solve the modeling errors and external disturbances in the system, a stable robust hybrid tracking control scheme for wheeled robotic system with nonholonomic constraint was proposed. The hybrid control scheme combined DRNN neural network with nonlinear H_∞ method. DRNN neural network was employed to approximate the system uncertainty terms, and H_∞ control was utilized to achieve a desired robust tracking performance. Based on Lyapunov stability theory, the tracking errors of the closed-loop system were bounded. In addition, a specified H_∞ tracking performance was obtained by the proposed robust hybrid control even though the disturbances were merely integral bounded. Finally, the proposed control scheme was compared with the computed torque control for nonholonomic mobile robotic system under the uncertainties and external disturbances. Simulation experiments showed that the proposed control strategy was effective.

Key words: DRNN neural network; computed torque control; H_∞ control; uncertainty; Lyapunov stability

(上接第 45 页)

Comparative Study on Cooling Channel for Electric Vehicle
Drive Motor Based on CFD

SHEN Chao¹, YU Peng¹, YANG Jianzhong¹, ZHANG Dongwei², WEI Xinli²

(1. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Chemical Engineering and Energy, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Based on the cooling characteristics of the electric vehicle drive motor, a novel cooling structure the circumferential multi spiral structure, was proposed. The three dimensional numerical model of fluid flow and heat transfer in the shell was established. The flow field and temperature field of different water cooling schemes were calculated based on CFD technology. The numerical results showed that the temperature uniformity and cooling performance of Circumferential "Z" structure is better than the circumferential multi spiral structure; and the circumferential "Z" structure was suitable for the cooling of 135 kW electric vehicle drive motor under the condition of inlet water temperature was 65 °C, with the optimal water flow rate 9.8 L/min. However, the circumferential multi spiral structure could be used for higher power density of the motor cooling for the better performance of pressure resistance. The research provided a theoretical basis for cooling design and optimization of the small size and high power density motor.

Key words: motor cooling; CFD; numerical simulation