

文章编号: 1005-8152(2011)06-0894-07

一种基于小脑模型关节控制器评论-策略家的 机器人跟踪控制算法

李 鑫, 陈 薇, 董学平, 陈 梅, 蒋 琳

(合肥工业大学 电气与自动化工程学院 自动化系, 安徽 合肥 230009)

摘要: 本文提出了一种基于小脑模型关节控制器(CMAC)的评论-策略家算法, 设计不依赖模型的跟踪控制器, 来解决机器人的跟踪问题. 该跟踪控制器包含位置控制器和角度控制器, 其输出分别为线速度和角速度. 位置控制器由评价单元和策略单元组成, 每个单元都采用CMAC算法, 按改进 δ 学习规则在线调整权值. 策略单元产生控制量; 评判单元在线调整策略单元学习速率. 以双轮驱动自主移动机器人为例, 与固定学习速率CMAC做比较, 仿真数据表明, 基于CMAC的评论-策略家算法的跟踪控制器具有跟踪速度快, 自适应能力强, 配置参数范围宽, 不依赖数学模型等特点.

关键词: 机器人; CMAC; 跟踪控制

中图分类号: TP273.22 **文献标识码:** A

Robot tracking control algorithm based on cerebella model articulation controller adaptive critics and strategists method

LI Xin, CHEN Wei, DONG Xue-ping, CHEN Mei, JIANG Lin

(Department of Automation, School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei Anhui 230009, China)

Abstract: The adaptive critic and associative search algorithm based on cerebella model articulation controller(CMAC) is presented and the corresponding controller without referring to the system model is designed to solve the tracking problem of the robot. The controller consists of the position tracking controller and the angular tracking controller; the outputs of which are linear velocity and angular velocity. Either the position tracking controller or the angular tracking controller includes the associative search unit and the adaptive critic unit. Both units are based on the CMAC algorithm and employ the modified δ -learning rule for adjusting online the weight values. The associative search unit is the main part of the controller; and the adaptive critic unit adjusts the learning speed of associative search CMAC. A two-wheeled-motor mobile robot is taken as the example in simulations. Compared with the fixed learning speed CMAC, the proposed controller provides faster tracking response, better adaptive ability and wider parameter range, and is independent of the model.

Key words: robot; cerebella model articulation controller; tracking control

1 引言(Introduction)

轮式移动机器人的反馈控制大致可分为3类^[1,2], 即轨迹跟踪、道路跟随、点镇定. 轨迹跟踪和道路跟随区别在于, 前者的参考轨迹依赖于时间, 后者独立于时间变量. 点镇定问题又可称为姿态镇定问题. 相对镇定问题, 跟踪是一个更具有实际意义的控制问题^[1,3,4].

跟踪控制往往采用链式变换的方法来解决, 即将机器人模型转化为链式系统的跟踪问题, 得到结果后通过逆变换得到控制量. 但链式变换和逆变

换较为复杂, Lyapunov函数不易构造. 机器人具有时变、强耦合和非线性动力学特性; 另外, 由于测量和负载的变化及外部的扰动等原因, 基于精确模型的控制算法无法发挥优势.

神经网络、迭代学习、模糊控制、自适应PID无模型等控制方法广泛应用于机器人控制^[5~11]. CMAC神经网络因学习算法简单、收敛速度快且不存在局部极小等特点, 在机器控制中也备受关注. 文献[7,8]提出一种改进的CMAC方法完成两轮机器人的平衡控制; 文献[9,10]则把CMAC用于伺服及轻

巧手指的控制. CMAC神经网络满足机器人运动实时控制、自适应等要求,但是在应用中存在学习速率选择困难、容易出现过度学习等问题. 文献[12]提出一种基于信度学习的方法,学习速率随学习次数的增加而变化. 训练样本在量化空间中均匀分布的情况下,文献[13]提出了M-CMAC,即学习速率提高到2时CMAC的稳定性也得到提高.

通常参照信度逐步调整学习速率,且信度和控制误差无关^[12,13]. 本文提出一种根据控制误差实时调整学习速率的方法,即评论单元根据控制误差实时调整策略单元的学习速率,评论单元和策略单元是两个独立的结构相同的CMAC控制器. 评论单元的学习速率是固定的,可选范围比较大,从而解决了学习速率选择困难的问题. 基于机器人运动模型,对比分析了学习速率固定的CMAC的控制性能;仿真数据和仿真过程表明,基于CMAC的评论-策略家算法的跟踪控制器具有跟踪速度快、自适应能力强、配置参数选择范围宽等特点. 文章首先介绍了机器人的运动学模型,然后给出了基于CMAC的评论-策略家算法和计算过程,最后给出仿真模型和仿真实验数据,及后续的研究内容.

2 机器人的运动模型和跟踪问题(Motion model and tracking problem of robots)

2.1 机器人运动模型(Motion model of robots)

考虑图1所示的双轮驱动自主移动机器人运动模型,其两侧具有独立的推进轮,在XOY二维空间移动. 点 $P_i(k)$ 代表机器人 i 在 k 时刻的当前位置,定义为 $(x_i(k), y_i(k), \theta_i(k))$: $x_i(k)$ 和 $y_i(k)$ 为直角坐标系下 k 时刻的机器人 i 坐标; $\theta_i(k)$ 为机器人 i 在 k 时刻的方位角,当机器人的前进方向与X正方向相等时为零. 点 $P_i(k)$ 的线速度和角速度定义为 $v_i(k), \omega_i(k)$: $v_i(k)$ 为机器人沿车体方向的线速度, $\omega_i(k)$ 是以车体质心为中心的角速度.

机器人1#的位置为 $P_1(k)$,则有式(1)成立.

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ y_1(k+1) \\ \theta_1(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ y_1(k) \\ \theta_1(k) \end{bmatrix} + \Delta T \begin{bmatrix} \cos \theta_1(k) & 0 \\ \sin \theta_1(k) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_1(k) \\ \omega_1(k) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: ΔT 为采样时间,机器人1#的状态向量为:

$$q_1(k) = [x_1(k) \ y_1(k) \ \theta_1(k)]^T, \\ u_1(k) = [v_1(k) \ \omega_1(k)]^T,$$

则式(1)可写成

$$q_1(k+1) = q_1(k) + B_1(q_1(k), k) \cdot u_1(k), \quad (2)$$

其中

$$B_1(q_1(k), k) = \Delta T \begin{bmatrix} \cos \theta_1(k) & 0 \\ \sin \theta_1(k) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

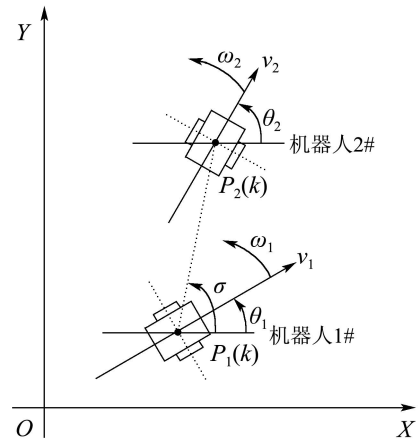


图1 机器人跟踪模型示意图

Fig. 1 robot tracking model figure

2.2 机器人的轨迹跟踪问题描述(Tracking control problem of robots)

如图1,机器人1跟踪机器人2,有:

$$\rho(k) = \sqrt{(x_2(k) - x_1(k))^2 + (y_2(k) - y_1(k))^2}, \\ \sigma(k) = \arcsin \frac{y_2(k) - y_1(k)}{\rho(k)}, \\ \varphi(k) = \sigma(k) - \theta_1(k), \quad (4)$$

式(4)中: $\rho(k)$ 为 k 时刻两机器人之间的距离, $\sigma(k)$ 为 k 时刻追击方向角, $\varphi(k)$ 是 k 时刻跟踪方向角差,如图2所示.

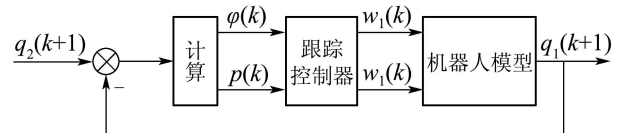


图2 机器人跟踪控制结构图

Fig. 2 robots tracking control chart

跟踪问题则可表示为: 根据两个机器人之间的距离和跟踪方向角差,不断调整机器人1#线速度和角速度,最终达到期望跟踪距离的控制问题.

文献[1]给出了线性控制规律:

$$v_1(k) = k_\rho \rho(k), \quad (5)$$

$$\omega_1(k) = k_\varphi \varphi(k) + k_{\theta_1} \theta_1(k), \quad (6)$$

其中: $k_\rho > 0, k_{\theta_1} < 0, k_\varphi - k_\rho > 0$. 但是该控制算法存在如下问题: 当被跟踪机器人2#匀速移动时,存在较大的跟踪误差;其次,参数配置是建立在系统

稳定点线性化的基础上,在动态过程中该基础不成立.在实际控制中,多采用试凑法来解决参数配置.文献[11]提出采用CMAC算法设计控制器,可跟踪匀速运动,加速运动的机器人;在跟踪的快速性上优于线性控制,但是,学习速率的选择对追击性能影响很大.本文提出一种基于CMAC的评论-策略家算法,评论家单元根据控制误差在线实时调整策略单元的学习速率,从而解决文献[11]中提出的参数自适应问题.

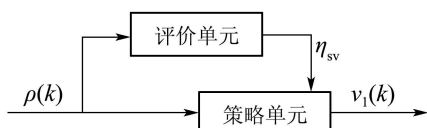
3 评论-策略家算法的CMAC跟踪控制器 (Tracking controller of CMAC based critics and strategists algorithm)

CMAC小脑模型神经网络已被公认为一类联想记忆神经网络的重要组成部分^[15],能够学习任意维非线性映射.学习速度快,有一定的泛化能力,适合实时控制;通常采用梯度下降法实现权值的调整.评论-策略家算法是Barto和Sutton等学者提出的一种再励学习方法^[5],并成功应用在倒立摆.这是一种基于神经网络的再励学习控制,是解决机器人控制的一种思路.本文提出一种基于CMAC评论-策略家算法.

3.1 CMAC算法(CMAC algorithm)

CMAC算法主要包括3部分:解码、学习(权值更新)、输出.解码器对输入信号进行量化,量化的级数为 N ,泛化参数为 C ,假设输入信号 ρ 的范围为 $[\rho_{\min}, \rho_{\max}]$,那么解码器自动生成 $N + 2C$ 个量化间隔,即

$$\begin{cases} \lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_C = \rho_{\min}, \\ \lambda_j = \lambda_{j-1} + \Delta\lambda, j \in [c + 1, N + c], \\ \lambda_{N+c+1} = \lambda_{N+c+2} = \dots = \lambda_{N+2c} = \rho_{\max}, \\ \Delta\lambda = (\rho_{\max} - \rho_{\min}) / (N - 1). \end{cases} \quad (7)$$



那么解码器的输出为

$$\alpha_j = \begin{cases} 1, \rho \in [\lambda_j, \lambda_{j+c-1}], j = c+1, \dots, c+N, \\ 0, \text{其他}. \end{cases} \quad (8)$$

CMAC采用有导师的学习,修正权值,进入学习过程.采用 δ 学习算法更新权值, $\rho_0 = 0$ 为期望距离, ρ 为实际距离,

$$\delta = \rho_0 - \rho, \quad (9)$$

$$\Delta w(k) = \eta \frac{\delta}{C} = \eta \frac{\rho_0 - \rho}{C} = -\eta \frac{\rho}{C}. \quad (10)$$

为减少权值扰动,在权值修正过程中增加惯性量,如式(11)所示.

$$w(k) = w(k - 1) + \Delta w(k) + \alpha(w(k - 1) - w(k - 2)), \quad (11)$$

$$y_{\text{cmac}} = \sum_{i=1}^N w_i(k) \alpha_i. \quad (12)$$

在实际系统中,机器人的输出是有限制的,即

$$y_{\min} \leq y_{\text{cmac}} \leq y_{\max},$$

其中: $0 < \eta < 1$ 为学习速率, $0 < \alpha < 1$ 为惯性量, y_{cmac} 为CMAC的输出.

3.2 基于CMAC算法的评论-策略家算法(Critics and strategists algorithm based CMAC)

图3中,评论单元和策略单元均采用CMAC算法,其输入量为跟踪距离 $\rho(k)$,策略单元输出为线速度控制量.评判单元输出为 η_{sv} ,即策略单元学习速率. η_{sv} 随 ρ 的变化而变化,从而增加了跟踪控制器的自适应能力;文献[5]中称该类信号为评价信号或再励信号,其具有增强或者奖惩的特点.下面介绍其算法的计算过程.

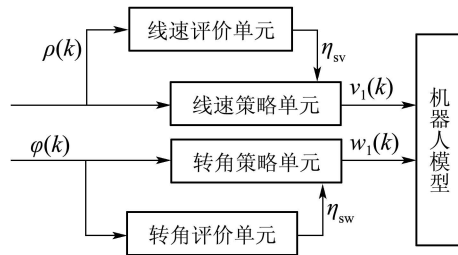


图3 基于CMAC的评论-策略家控制器结构

Fig. 3 Controller chart of critics and strategists based CMAC

3.2.1 评论单元(Critic element)

评论单元的工作过程分为:主要包括3个部分^[15,16]:解码、学习(权值更新)、输出部分.解码器对输入信号进行量化,量化的级数为 N ,泛化参数为 C ,假设输入信号 ρ 的范围为: $[\rho_{\min}, \rho_{\max}]$,那么解码器自动生成 $N + 2C$ 个量化间隔,即 $(\rho_1, \dots,$

$\rho_C, \rho_{C+1}, \dots, \rho_{N+C-1}, \rho_{N+C}, \dots, \rho_{N+C+1}, \dots, \rho_{N+2C}$),其中有

$$\begin{cases} \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_C = \rho_{\min}, \\ \rho_{N+C+1} = \rho_{N+C+2} = \dots = \rho_{N+2C} = \rho_{\max}, \\ \rho_{C+i+1} = \rho_{C+i} + \Delta\rho = \\ \rho_{C+i} + (\rho_{\max} - \rho_{\min}) / (N - 1), \forall i \in [0, N - 1]. \end{cases} \quad (13)$$

那么解码器的输出为 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$, 即关联向量, 其中有

$$\alpha_j = \begin{cases} 1, & \rho_j \in [\rho_j, \rho_{j+c-1}], j = c+1, \dots, c+N, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (14)$$

则评论单元输出为 η_{sv} , 其中 $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)$ 为权值向量.

$$\begin{cases} \eta_{sv}(k) = \sum_{i=1}^N w_i(k) a_i = w\alpha, \\ w_i(k) = w_i(k-1) + \Delta w_i(k) + \\ \quad \beta(w_i(k-1) - w_i(k-2)), \\ \Delta w_i(k) = \eta_{cv} \frac{\rho}{C}. \end{cases} \quad (15)$$

在实际系统中, 学习速率是有限的, 即 $\eta_{sv \min} \leq \eta_{sv} \leq \eta_{sv \max}$. 其中: $0 < \eta_{cv} < 2$ 为学习速率, $0 < \beta < 1$ 为惯性量.

3.2.2 策略单元(Strategists element)

策略单元工作过程也分为3个过程, 类似于评论单元. 不同点在于, 其学习速率 $\eta_v = k_v \cdot |\eta_{sv}|$, 其输出为 $v_1(k)$ 则有

$$\begin{cases} v_1(k) = \sum_{i=1}^N w_{v,i}(k) a_{v,i} = w_v \alpha_v, \\ w_{v,i}(k) = w_{v,i}(k-1) + \Delta w_{v,i}(k) + \\ \quad \beta_v(w_{v,i}(k-1) - w_{v,i}(k-2)), \\ \Delta w_{v,i}(k) = \eta_v \frac{\rho}{C}, \end{cases} \quad (16)$$

其中: $\alpha_v = (\alpha_{v,1}, \alpha_{v,2}, \dots, \alpha_{v,N})$ 为关联向量, $w_v = (w_{v,1}, w_{v,2}, \dots, w_{v,N})$ 为权值向量, 则

$$\begin{cases} \eta_{sv}(k) = \sum_{i=1}^N [w_i(k-1) + \eta_{cv} \frac{\rho}{C} + \\ \quad \beta \cdot (w_i(k-1) - w_i(k-2))] \alpha_i, \\ v_1(k) = \sum_{i=1}^N [w_{v,i}(k-1) + k_v |\eta_{sv}| \frac{\rho}{C} + \\ \quad \beta_v(w_{v,i}(k-1) - w_{v,i}(k-2))] \alpha_{v,i}. \end{cases} \quad (17)$$

由式(17)可以看出, 策略CMAC学习速率 $\eta_v = k_v \cdot |\eta_{sv}|$, 其中 k_v 是固定的比例系数, 故 η_v 具有自适应调整能力, 称之为评判CMAC产生的评价信号. 该评价信号实时调整策略CMAC的速率, 策略CMAC产生控制量, 即为评论-策略家算法.

由上可见, 策略CMAC和评价CMAC的结构相同, 甚至量化级数和泛化参数都可取相同的数值. 当误差变得较大时, 评价CMAC会输出较大的评价信号, 以加快策略CMAC的学习过程中权值的变化; 当误差较小, 甚至为零时, 评价信号最弱, CMAC的输出也几乎不变.

3.2.3 评价-策略算法一点讨论(Discussion about algorithm of critics and strategists)

由式(16)和式(17)可得

$$\begin{cases} \frac{d\eta_{sv}}{d\rho} = \eta_{cv} \cdot \frac{1}{C}, \\ \frac{dv_1}{d\rho} = \sum_{i=1}^N (k_v \cdot \text{abs}(\eta_{sv}) \cdot \frac{1}{C} + \\ \quad \underline{k_v \cdot \frac{d|\eta_{sv}|}{d\rho} \cdot \frac{1}{C} \cdot \frac{\rho + \Delta}{C}}) \cdot \alpha_{v,i}. \end{cases} \quad (18)$$

由式(18)可见, 评价作用主要体现在第2部分: 即当误差增大时, 评价单元的评价也增强, 并且在增加策略单元学习速率的同时(如第1部分), 还产生了一个额外分量(第2部分).

文献[17]指出对于单神经元自适应控制器, 学习速率尽可能的取小, 以保证系统的稳定(或学习策略的收敛性). 本文中当 η_{sv} 取较小的数时, 其增强作用则主要体现在第1部分, 即通过迭代运算, 迅速得到较大的 $|\eta_{sv}|$. 即学习速率取得小的情况下, 跟踪系统的快速性也不受到较大的影响. 这可以通过后面的仿真得到验证.

4 仿真研究(Simulation)

4.1 模型及参数(Model and parameters)

以SimuLink 6.0(R14)为平台, 构建图形化的仿真模型, 如图4, 主要包括: 机器人运动模型、跟踪控制器、跟踪距离及跟踪角差计算, 曲线动态显示等部分. 求解微分方程算法为ode5, 固定步长0.001 s.

机器人1#为被跟踪机器人, 其初始位置距离机器人2#和机器人3#为0.15 m; 机器人1#以0.1 m/s的线速度, 0.05 rad/s的角速度逃逸.

机器人2#采用常规CMAC控制, 其学习速率固定即 $\eta_{cmac} = 0.0001$.

机器人3#采用评论-策略家算法实现跟踪控制, 其所用CMAC控制器的主要仿真参数如下: 量化级数 $N = 100$, 泛化参数 $C = 5$, 惯性系数 $\beta = \beta_v = 0.1$, $u_{v \min} = -0.2$ m/s, $u_{v \max} = 0.2$ m/s, $u_{w \min} = 0$ rad/s, $u_{w \max} = 0.1$ rad/s. ρ 量化范围为 $[-0.25, 0.25]$ m; φ 量化范围为 $[0, 6.28]$; $\eta_{cw} = \eta_{cv} = 0.0001$.

4.2 仿真数据分析(Simulation Data Analysis)

如图5(a)所示, 机器人3#跟踪路线为实线, 机器人2#跟踪路线为点线, 虚线为机器人1#的逃逸路线. 结合图5(b)可以看出机器人3#在快速性、跟踪精度均优于机器人2#. 机器人3#在0.5 s内就能够跟随机器人1#游走, 并且不会“跟丢”; 机器人2#在2.5 s时才能够跟随机器人1#, 并且容易“跟丢”. 图5(c), 5(d)分别可以看出评论线速度评价单元和转角评价单元产生的评判信号.

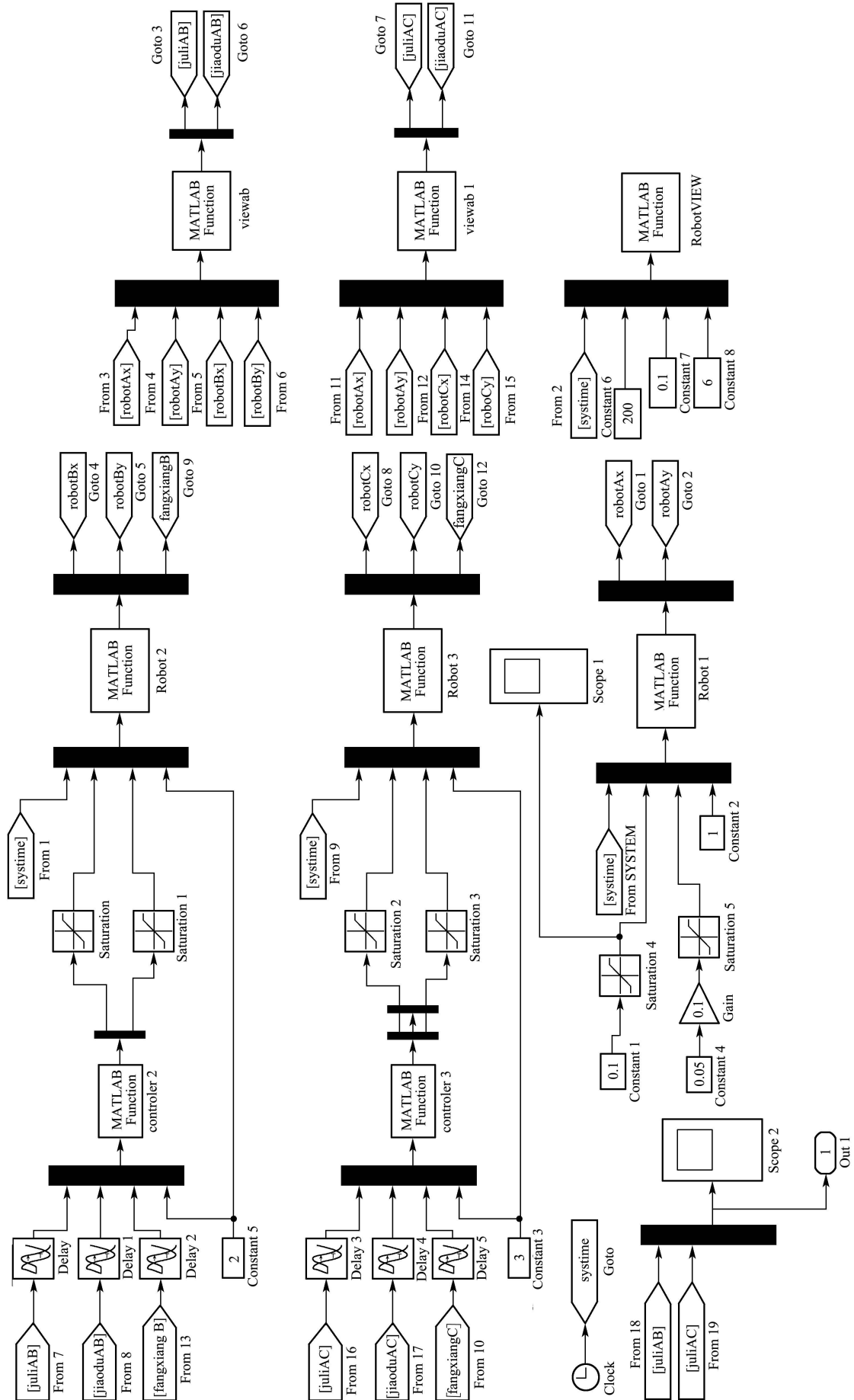


图4 仿真模型

Fig.4 Simulation MATLAB model

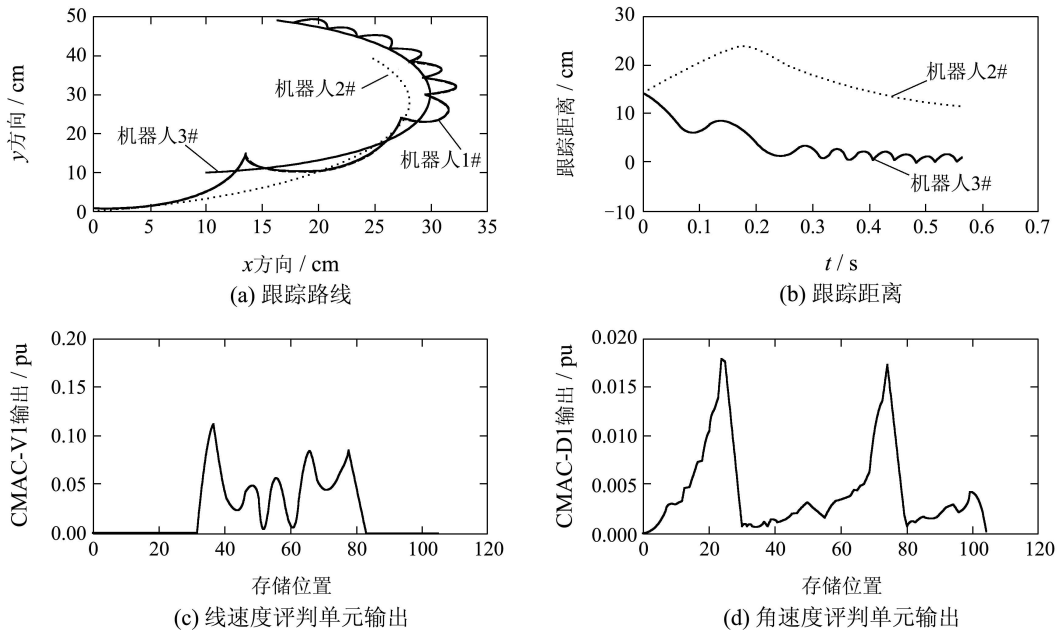


图 5 仿真曲线

Fig. 5 Simulation curves

图6中, 机器人3#跟踪路线为实线, 机器人2#跟踪路线为点线, 由图6可见, 当机器人2#的学习速率和机器人3#评价CMAC的学习速率取得较大时, 机器人2#, 3#的跟踪性能越接近, 见图6(c), 6(d); 但是当学习速率取的越小时, 机器人3#比机器人2#的跟踪性能越优越, 见图6(a), 图6(b).

分别等于 10^{-6} , 10^{-3} , 0.1, 2; 从图中能够看出, 机器人3#的性能变化不大, 均能在0.5s左右跟随目标, 跟踪精度较高. 即学习速率取得小的情况下, 跟踪系统的快速性也不受到较大的影响, 这样既保证了系统具有较好的收敛性, 也确保系统的性能不受太大的影响. 也就基本解决了CMAC用于跟踪控制时, 参数选择困难的问题.

图6 (a)~(d)中机器人3#评判单元的学习速率

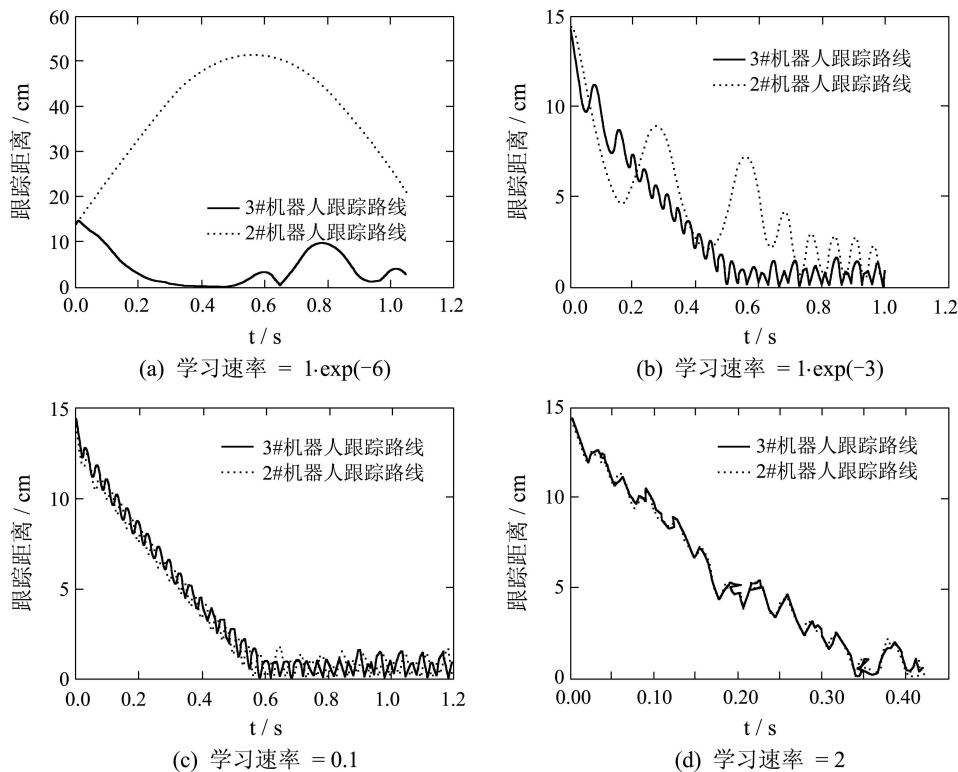


图 6 不同学习速率下的跟踪比较

Fig. 6 Tracking comparison of different learning rule

在仿真中也发现,当 N 减小到20时,在学习参数选择合适的情况下,系统也具有较好的快速跟踪的能力.

这些特点都为基于评论-策略家算法用于最踪控制提供了条件,即也能在内存和运算速度都受到影响的自主移动机器人中得到实际应用.

5 结论及后续研究(Conclusion and future)

评判单元产生评价信号,该信号作为策略单元的学习速率,能产生增强控制的能力,具有自适应性;评判单元的学习速率可选范围宽,且机器人跟踪性能不依赖于评论单元学习速率.同时,该跟踪控制器无需系统模型,运算量少,易于硬件实现,故基于CMAC的评价-策略家算法可以较好的解决机器人的跟踪问题.但是仿真曲线中也可以看出,系统在跟踪中出现抖动现象,如何减少抖动是后续要解决的问题.当多个机器人合作围捕一个机器人时,如何协调各个机器人的跟踪控制器也是一个比较有趣的问题.总之,基于CMAC的再励学习跟踪控制器可使机器人较好的跟踪逃逸的机器人,有广泛的应用前景,也必将被更多的学者的关注.

参考文献(References):

- [1] 李胜, 马国梁, 胡维礼. 基于Backstepping方法的车式移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2005, 35(3): 248 – 252.
(LI Sheng, MA Guoliang, HU Weili. Tracking control of vehicle type mobile robot on the basis of backstepping method[J]. *Journal of Southeast University (Natural Science)*, 2005, 35(3): 248 – 252.)
- [2] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
(CAI Zixing, HE Hangen, CHEN Hong. *Research on Theories and Methods for Navigation Control of Mobile Robots under Unknown environments*[M]. Beijing: Science Press, 2009.)
- [3] Joseph L Jones. 机器人编程技术-基于行为的机器人实战指南[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
(Joseph L Jones. *Robot Programming: A Practical Guide to Behavior-Based Robotics*[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2006.)
- [4] SIEGWART R, NOUBAKHSH I R. *Introduction to Autonomous Mobile Robots*[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2006.
- [5] 许力. 智能控制与智能系统(第1版)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007.
(XU Li. *Intelligent Control and Intelligent System Version I*[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2007.)
- [6] 许建新, 侯忠生. 学习控制的现状与展望[J]. 自动化学报, 2005, 31(3): 943 – 955.
(XU Jianxin, HOU Zhongsheng. Current status and expectation of learning control[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2005, 31(3): 943 – 955.)
- [7] PENG Y F, CHIU C H. The implementation of wheeled robot using adaptive output recurrent CMAC[C] // *International Joint Conference on Neural Networks*. New York: IEEE, 2008: 2942 – 2947.
- [8] LI Ming'ai, JIAO Lifang, QIAO Junfei, et al. Balance control of robot through CMAC-based Q learning method[C] // *Chinese Control and Decision Conference*. Shenyang: Northeastern University Press, 2008: 2668 – 2672.
- [9] WANG Weihong. Application of CMAC control in servo system with friction[C] // *Chinese Control and Decision Conference*. Shenyang: Northeastern University Press, 2008: 3708 – 3711.
- [10] 王华, 何晋. 基于模糊CMAC的水下灵巧手指轨迹控制[C] // 第26届中国控制会议. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2007: 121 – 124.
(WANG Hua, HE Jin. Tracking control of underwater dexterous hand based on fuzzy CMAC[C] // *Proceedings of the 26th Chinese Control Conference*. Beijing: Beihang University Press, China, 2007: 121 – 124.)
- [11] 李鑫, 陈薇, 陈梅, 等. 基于CMAC的自主移动机器人跟踪控制算法[C] // 第20届中国过程控制会议. 北京: 化学工业出版社, 2009: 121–124.
(LI Xin, CHEN Wei, CHEN Mei, et al. Tracking control algorithm based on cmac of autonomous mobile robot[C] // *The 20th China Process Control Conference*. Beijing: Chemical Industry Press, 2009: 121 – 124.)
- [12] 朱大奇, 张伟. 基于平衡学习的CMAC神经网络非线性辨识算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1425 – 1428.
(ZHU Daqi, ZHANG Wei. Nonlinear identification algorithm of the improved CMAC based on balanced learning[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(12): 1425 – 1428.)
- [13] 张蕾, 曹其新. CMAC的频域收敛性及其改进算法的研究[C] // 第七届国际智能控制和自动化会议. 中国重庆: [s.n], 2008: 6212 – 6216.
- [14] LIN C M, CHEN T Y. Self-organizing CMAC control for a class of mimo uncertain nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(9): 1377 – 1384.
- [15] 刘金锟. 先进PID控制MATLAB仿真(第2版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
(LIU Jinkun. *Advanced PID Control and MATLAB Simulation Version 2*[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2004.)
- [16] 杨辉, 王爽心, 李亚光. 汽轮机调速系统CMAC网络PID并行优化控制[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(10): 2662 – 2665.
(YANG Hui, WANG Shuangxin, LI Yaguang. CMAC and PID combined optimization and control of turbine regulating system[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(10): 2662 – 2665.)
- [17] 王晓东, 陈伯时. 单神经元自适应控制传动系统的稳定性分析[J]. 电气传动, 2003, 33(1): 25 – 29.
(WANG Xiaodong, CHEN Boshi. Analysis on stable ability of single neuron adaptive control for drive systems[J]. *Electrical Drive*, 2003, 33(1): 25 – 29.)

作者简介:

李鑫 (1976—), 男, 讲师, 目前研究方向为电力电子与传动中的控制策略、网络控制, E-mail: lqlixin@263.net ;

陈薇 (1981—), 女, 讲师, 目前研究方向为非线性预测控制、机器人控制、复杂系统建模, E-mail: windsunny0531@gmail.com;

董学平 (1965—), 男, 副教授, 目前研究方向为复杂系统建模与控制、现代控制理论及其应用, E-mail: dongxueping@hfut.edu.cn;

陈梅 (1963—), 女, 副教授, 目前研究方向为控制理论与应用、智能控制, E-mail: zdhchen@126.com;

蒋琳 (1980—), 女, 讲师, 目前研究方向为模式识别、网络控制, E-mail: jianglin_hfut@126.com.