

基于即时学习的MIMO系统滑模预测控制方法

李庆良¹, 雷虎民¹, 邵 雷¹, 陈治湘²

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 93617部队 装备部, 北京 100080)

摘要: 针对MIMO非线性系统的控制问题, 采用数据驱动的控制策略, 将具有本质自适应能力的即时学习算法与具有强鲁棒性的滑模预测控制相结合, 设计了一种基于即时学习的滑模预测(LL-SMPC)控制方法. 该方法在在线局部建模的基础上, 采用滑模预测控制律求取最优控制量, 具有较强的自适应和抗干扰能力, 并避免了Diophantine方程的求解, 有效减少了计算量. 通过仿真研究, 验证了算法的有效性.

关键词: 即时学习; 滑模预测控制; 数据驱动控制; 多输入多输出系统

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Sliding mode predictive control for MIMO systems via lazy learning

LI Qing-liang¹, LEI Hu-min¹, SHAO Lei¹, CHEN Zhi-xiang²

(1. The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan Shaanxi 713800, China;

2. The Equipment Department, 93617 Army, Beijing 101400, China)

Abstract: To solve the control problem of MIMO nonlinear system, we propose a sliding mode predictive control based on lazy learning(LL-SMPC) method. The LL-SMPC builds the local model online based on the lazy learning algorithm and obtains the optimal control law by solving the quadratic optimization problem formulated in sliding mode predictive control framework; therefore it has strong adaptive ability and anti-jamming ability. Furthermore, the computation complexity is reduced by avoiding solving of Diophantine equation. Simulation results show that the proposed method is effective.

Key words: lazy learning; sliding mode predictive control; data-driven control; MIMO systems

1 引言(Introduction)

数据驱动控制^[1](data-driven control), 是指“控制器设计不包含受控过程数学模型信息, 仅利用系统的在线和离线I/O数据以及经过数据处理而得到的知识来设计控制器, 并在一定的假设下, 有收敛性、稳定性保障和鲁棒性结论的控制理论与方法”.

数据驱动控制的方法在解决缺乏系统先验描述的复杂非线性系统的控制问题上具有较强的优势, 且仅需要输入输出测量值, 从而从本质上克服了“基于模型控制”的未建模动态和鲁棒性问题^[1]. 因而引起了广大学者的关注, Rhodes等人^[2]采用该方法对Lorenz模型和实际的电路进行研究, 取得了较好的跟踪效果, Arif等人^[3]将其融入迭代学习控制中, 对高速运动机械手做了仿真研究, 结果表明数据驱动的迭代学习控制具有较快的收敛速度和较高的控制精度, 但以上都基于系统已有数据覆盖所有工况的前提下, 泛化性不强. 即时学习(lazy learning)具有本质自适应能力, 很适合在线建模, Bontempi等人^[4]利用即时学习算法在线建立局部模型, 然后设计自适应控制器, 实现了非线性非最小相位系统的

跟踪, Pan等人^[5]提出了一种 k -VNN即时学习算法, 在此基础上, 在线建立系统的逆控制模型并推导了进一步最优控制^[6], 但以上都是针对SISO系统.

本文针对无法获得全局数学模型和部分状态不可测的MIMO非线性系统的控制问题, 采用数据驱动的控制方法, 将具有本质自适应能力的即时学习算法与具有强鲁棒能力的滑模预测控制算法相结合, 设计了一种基于即时学习的滑模预测控制算法(sliding mode predictive control based on lazy learning, LL-SMPC).

2 问题描述(Problem description)

考虑MIMO非线性离散时间系统, 采用以下模型描述^[5,7]:

$$Y(k) = f(Y(k-1), \dots, Y(k-n_y), U(k-1), \dots, U(k-1-n_u)) + \varepsilon(k), \quad (1)$$

其中: $f(\cdot)$ 为未知的非线性函数; $Y(k) = [y_1(k) \ \dots \ y_M(k)]^T$, $U(k) = [u_1(k) \ \dots \ u_R(k)]^T$ 分别为系统的 M 维输出变量、 R 维输入变量; n_u, n_y 分别为系统的输入、输出阶次, $\varepsilon(k)$ 为零均值的白噪声.

若对系统(1)的物理描述未知,但能在线采集系统输入输出数据,则可设计控制律 $U(k)$ 作用于系统,使得系统的输出 $Y(k+1)$ 跟踪期望轨迹 $Y_r(k+1)$.

3 基于即时学习的滑模预测控制方法 (Sliding mode predictive control based on lazy learning)

利用即时学习算法在线建立MIMO非线性系统局部模型的基础上,设计滑模预测控制器,实现对系统的有效控制.

3.1 即时学习在线建模(Modeling online via lazy learning)

对于任一MIMO系统,由于每个采样时刻 k 即时学习都重新建模,故在当前工作点邻域内,系统可解耦为 M 个MISO系统^[5].考虑到局部线性回归中的仿射项,定义回归向量:

$$\varphi_i(k) = [1 \ y_i(k-1) \ \cdots \ y_i(k-n_y) \ u_1(k-1) \ \cdots \ u_R(k-1) \ \cdots \ u_1(k-n_u-1) \ \cdots \ u_R(k-n_u-1)]^T. \quad (2)$$

利用文献[7]给出的即时学习在线建模算法,在 $\varphi_i(k)$ 邻域内,可建立第 i 个MISO系统的最优局部模型:

$$y_i(k) = \varphi_i^T(k)\theta_i, \quad (3)$$

其中: $\theta_i = [\theta_{0,i} \ \cdots \ \theta_{r,i}]^T$, 且 $r = 1 + n_y + R(1 + n_u)$.

结合式(2)(3),可得到局部模型为

$$y_i(k) = \theta_{0,i} + \theta_{1,i}y_i(k-1) + \cdots + \theta_{n_y,i}y_i(k-n_y) + \Theta_{0,i}U_i(k-1) + \cdots + \Theta_{n_u,i}U_i(k-n_u-1), \quad (4)$$

式中: $U_i(k-j-1) = [u_1(k-j-1) \ \cdots \ u_R(k-j-1)]^T$; $\Theta_{j,i} \in \mathbb{R}^{1 \times R}$ (\mathbb{R} 为实数集),其元素由 θ_i 中对应的元素构成; $j = 0, \dots, n_u$, $i = 1, \dots, M$.

整合 M 个MISO系统,则MIMO系统当前工作点的模型为

$$A(z^{-1})Y(k) = B(z^{-1})U(k-1) + \tilde{\Theta}, \quad (5)$$

其中:

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= I + \tilde{A}_1 z^{-1} + \cdots + \tilde{A}_{n_y} z^{-n_y}, \\ B(z^{-1}) &= \tilde{B}_0 + \tilde{B}_1 z^{-1} + \cdots + \tilde{B}_{n_u} z^{-n_u}, \\ \tilde{A}_i &= \text{diag}\{\theta_{i1}, \dots, \theta_{iM}\}, \\ \tilde{B}_i &= [\theta_{i1} \ \cdots \ \theta_{iM}], \\ \tilde{\Theta} &= [\theta_{01} \ \cdots \ \theta_{0M}]. \end{aligned}$$

若 $B(z^{-1})$ 的前 d 项系数为零矩阵,则说明系统时滞为 d ,将式(5)化为如下状态方程表达式^[8]:

$$\begin{cases} X(k+1) = AX(k) + BU(k), \\ Y(k) = CX(k) + \Theta. \end{cases} \quad (6)$$

令 $s = \max\{n_y, n_u\}$, 则

$$A = \begin{bmatrix} \tilde{A}_1 & I & \cdots & 0 \\ \tilde{A}_2 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{A}_s & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \tilde{B}_1 \\ \tilde{B}_2 \\ \vdots \\ \tilde{B}_s \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} I \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$\Theta = [\tilde{\Theta}^T \ 0 \ \cdots \ 0]^T.$$

其中:

$$\tilde{A}_i = \begin{cases} \tilde{A}_i, & i \leq n_y, \\ 0, & i > n_y, \end{cases} \quad \tilde{B}_i = \begin{cases} \tilde{B}_i, & i \leq n_u, \\ 0, & i > n_u. \end{cases}$$

3.2 滑模预测控制器设计(Sliding mode predictive controller design)

在获得系统当前工作点最优局部模型的基础上,将该模型作为预测模型,推导滑模预测控制律.

构造滑模预测模型^[9]:

$$S(k) = [S_1(k) \ \cdots \ S_R(k)]^T = \sigma^T X(k), \quad (7)$$

其中 $\sigma^T \in \mathbb{R}^{R \times sM}$ 可由极点配置方法获得,从而保证理想滑模的稳定性和动态性.

由系统状态方程(6)和滑模预测模型(7)可得滑模预测模型的输出值:

$$\tilde{S}(k+i) = \sigma^T A^i X(k) + \sum_{j=1}^i \sigma^T A^{i-j} BU(k+i-j). \quad (8)$$

视 $k-i$ 为起始时刻,滑模预测模型的输出值:

$$\tilde{S}(k|k-i) = \sigma^T A^i X(k-i) + \sum_{j=1}^i \sigma^T A^{i-j} BU(k-j). \quad (9)$$

利用当前实测的切换函数值 $S(k)$ 与在 $k-i$ 时刻的预测值 $\tilde{S}(k|k-i)$ 之差对未来时刻的预测值进行反馈校正.

$$\begin{aligned} \hat{S}(k+i) &= \\ \tilde{S}(k+i) &+ \Gamma_i [S(k) - \tilde{S}(k|k-i)], \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $\Gamma_i \in \mathbb{R}^{R \times R}$ 为反馈校正系数矩阵,且 $\Gamma_1 = I$, 反馈校正的作用将随着 Γ_i 的减少而降低.

选取滑模参考轨迹^[10]:

$$\begin{aligned} \bar{S}(k) &= S(k), \\ \bar{S}(k+i) &= \mu \bar{S}(k+i-1) - \xi T \Psi(\bar{S}(k+i-1)) \text{sgn}(\bar{S}(k+i-1)), \end{aligned} \quad (11)$$

式中: T 为采样周期, $\mu, \xi, \Psi(\cdot)$ 皆为 R 维对角阵,且

$$\Psi(\bar{S}_i(k)) = \begin{cases} 1, & |\bar{S}_i(k)| > \Delta_i, \\ 2\mu_i |\bar{S}_i(k)| / \xi_i T, & |\bar{S}_i(k)| \leq \Delta_i. \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\Delta_i = \xi_i T / (1 + \mu_i)$, $0 < \mu_i < 1$, $\xi_i > 0$, $i = 1, \dots, R$.

参考文献[10], 易证明滑模轨迹(12)始终满足收敛条件 $|\bar{S}_i(k+1)| < |\bar{S}_i(k)|$.

定义性能指标^[11]:

$$J = \sum_{i=1}^N (\hat{S}(k+i) - \bar{S}(k+i))^2 + \sum_{j=1}^{L-1} \lambda_j U^2(k+j). \quad (13)$$

其中: $\lambda_j = \text{diag}\{\lambda_{j1}, \dots, \lambda_{jR}\}$ 为权重系数; N, L 分别为预测时域和控制时域, 且满足 $0 < L \leq N$.

式(13)可写为如下向量形式:

$$J = (\hat{S} - \bar{S})^T (\hat{S} - \bar{S}) + U^T \Lambda U = (PX(k) + GU + \Xi E - \bar{S})^T (PX(k) + GU + \Xi E - \bar{S}) + U^T \Lambda U, \quad (14)$$

其中:

$$\begin{aligned} \hat{S} &= [\hat{S}(k+1) \ \dots \ \hat{S}(k+N)]_{RN \times 1}^T, \\ \bar{S} &= [\bar{S}(k+1) \ \dots \ \bar{S}(k+N)]_{RN \times 1}^T, \\ U &= [U(k) \ \dots \ U(k+L-1)]_{RL \times 1}^T, \\ \Lambda &= \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_L\}_{RL \times RL}, \\ \Xi &= \text{diag}\{\Gamma_1, \dots, \Gamma_N\}_{RN \times RN}, \\ P &= [\sigma^T A \ \dots \ \sigma^T A^N]_{RN \times sM}^T, \\ E &= [S(k) - \tilde{S}(k|k-1) \ \dots \ S(k) - \tilde{S}(k|k-N)]_{RN \times 1}^T, \\ G &= \begin{bmatrix} \sigma^T B & 0 & \dots & 0 \\ \sigma^T AB & \sigma^T B & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma^T A^{N-1} B & \sigma^T A^{N-2} B & \dots & \sigma^T A^{N-L+1} B \end{bmatrix}_{RN \times RL}. \end{aligned}$$

最小化式(14), 即令 $\frac{\partial J(U)}{\partial U} = 0$, 可解得滑模预测控制律:

$$U = (G^T G + \Lambda)^{-1} G^T [\bar{S} - PX(k) - \Xi E]. \quad (15)$$

取 U 的前 R 行作为当前时刻的控制量, 即

$$U(k) = [I \ 0 \ \dots \ 0]_{R \times RL} U. \quad (16)$$

3.3 算法稳定性讨论(The stability discussion of algorithm)

LL-SMPC的稳定性分析可以转化为一类线性参数变系统(linear parameter varying, LPV)的稳定性分析, 文献[9]针对时不变系统的滑模预测控制算法的稳定性进行了证明, 因此, LL-SMPC在当前工作点局部稳定.

由3.1节可知, 系统(1)可化为如下线性参数变系统:

$$\begin{cases} X(k+1) = A_k X(k) + B_k U(k), \\ Y(k) = C_k X(k) + \Theta_k. \end{cases} \quad (17)$$

由式(3)可知, $\theta_{k,i}$ 完全依赖于 $\varphi_i(k)$, 因此, A_k, B_k 也依赖于 $\varphi(k)$, 而由式(16)可知, $U(k)$ 同样依赖于 $\varphi(k)$, 通过选择合适的控制参数, $U(k) = K(\varphi(k))$.

若假设系统(1)完全能控、能观, 则闭环系统可表示为^[12]

$$X(k+1) = F(\varphi(k))X(k) + v(k), \quad (18)$$

其中 F 是关于 $\varphi(k)$ 的 $sM \times sM$ 的矩阵.

根据文献[13]结论可知, 闭环系统(18)一致渐近稳定的充分条件是: 存在一个公共正定矩阵 P 使得对任意 k 满足^[12]:

$$F(\varphi(k))^T P F(\varphi(k)) - P < 0. \quad (19)$$

文献[12]定理6给出了公共正定矩阵 P 存在的充要条件:

1) 系统(1)可化为如下形式:

$$A(\varphi(k))Y(k) = z^{-d}B(\varphi(k))U(k) + \omega(k). \quad (20)$$

2) 系统(1)完全可控、可观;

3) 即时学习的建模误差可以忽略不计.

对于条件1), 由前面的分析可知, A_k, B_k 依赖于 $\varphi(k)$, 由式(5)可知, 对于任意时刻 k , 系统(1)均可化为式(20)的形式.

对于条件2), 由式(17)可知, 对任意时刻 k , 有

$$\begin{aligned} \text{rank}(B_k, A_k B_k, \dots, A_k^{s-1} B_k) &= s, \\ \text{rank}(C_k^T, A_k^T C_k^T, \dots, (A_k^T)^{s-1} C_k^T) &= s. \end{aligned}$$

由文献[14]中定理1可知, 系统(1)在工作轨迹邻域内点点可控、可观.

对于条件3), 文献[5]指出, 基于即时学习算法的建模, 其计算均按需逐点进行, 本次的建模偏差不会影响下次学习建模过程, 误差没有累积性, 且文献[7]已经证明, 对于任意 φ_i , 在其最大建模邻域内的建模误差 $e_i = e(\varphi_j - \varphi_i)$, 系统在线建模过程中, 数据库不断添加“新”的样本, 从而 φ_i 与其近邻向量 φ_j 越来越向量相似, 建模误差逐步减小, 可以忽略不计.

综上所述, 通过选择合适的建模参数和控制参数, LL-SMPC算法满足公共正定矩阵 P 存在的充要条件, 故闭环系统(18)一致渐近稳定.

3.4 算法的扩展(The extended of algorithm)

由于实际系统大多存在约束, 因此, 在优化问题(14)可化为如下形式:

$$\begin{aligned} J &= (\hat{S} - \bar{S})^T (\hat{S} - \bar{S}) + U^T \Lambda U = \\ &= (PX(k) + GU + \Xi E - \bar{S})^T (PX(k) + GU + \Xi E - \bar{S}) + U^T \Lambda U, \\ \text{s.t. } U_{\min} &\leq U(k+j|k) \leq U_{\max}, \\ \Delta U_{\min} &\leq \Delta U(k+j|k) \leq \Delta U_{\max}. \end{aligned} \quad (21)$$

其中: U_{\min} 和 U_{\max} , ΔU_{\min} 和 ΔU_{\max} 分别为控制量及控制增量的上下限。

式(21)的优化问题是个标准的QP问题, 这类问题的求解方法很多, 这里不再赘述。

3.5 算法步骤(The steps of algorithm)

基于即时学习的MIMO系统滑模预测控制算法步骤包括:

Step 1 在 k 时刻, 检测系统的实际输出 $Y(k)$, 并构造当前时刻的回归向量 $\varphi(k)$;

Step 2 利用即时学习算法建立当前时刻的最优局部模型如式(6)所示, 并获得 A, B, C 和 Θ ;

Step 3 设计合适的 σ^T , 并按式(9)逆推获得向量 $\tilde{S}(k|k-i)$;

Step 4 选择合适的参数 Γ_i, μ 和 ξ , 按式(10)和式(11)构造向量 \hat{S} 和 \bar{S} ;

Step 5 选择合适的控制参数 λ_j 构造矩阵 Λ ;

Step 6 求解式(21)所示的优化问题, 并按式(16)实施 $U(k)$;

Step 7 利用文献[7]给出的数据库更新策略, 检测其是否满足数据库更新条件, 以决定是否保留当前的输入输出信息;

Step 8 返回Step 1($k \rightarrow k+1$).

4 仿真分析(Simulation analysis)

参考文献[15], 双力臂机械手的动态方程为

$$\begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{21} & D_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} F_{12}\dot{q}_2 & F_{12}(\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \\ -F_{12}\dot{q}_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1(q_1, q_1)g \\ g_2(q_1, q_1)g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}, \quad (22)$$

其中:

$$\begin{aligned} D_{12} &= m_2 r_2^2 + m_2 r_1 r_2 \cos q_2, & D_{22} &= m_2 r_2^2, \\ D_{11} &= (m_1 + m_2) r_1^2 + m_2 r_2^2 + 2m_2 r_1 r_2 \cos q_2, \\ g_1 &= (m_1 + m_2) r_1 \cos q_2 + m_2 r_2 \cos(q_1 + q_2), \\ g_2 &= m_2 r_2 \cos(q_1 + q_2), & F_{12} &= m_2 r_1 r_2 \sin q_2, \end{aligned}$$

ξ_1, ξ_2 为干扰; 系统参数为: $r_1 = 1, r_2 = 0.8, m_1 = 0.5, m_2 = 0.5$.

假设机械手的速度 \dot{q}_1 和 \dot{q}_2 不可测, 仅能采集系统的输入(u_1, u_2)输出(q_1, q_2)数据, 选择采样周期 $T = 0.01$ s 对系统(22)离散化并利用本文算法设计控制器对其进行仿真研究。

取回归向量

$$\begin{aligned} \varphi_i(k) &= \\ &[1 \ y_i(k-1) \ y_i(k-2) \ y_i(k-3) \ u_1(k-1) \\ &u_2(k-1) \ u_1(k-2) \ u_2(k-2)], \end{aligned}$$

以 $u_1 \in [-25, 25]$ 和 $u_2 \in [-10, 10]$ 的随机信号及 $\xi_1, \xi_2 \in N(0, 5)$ 的白噪声作用于系统(22), 得到100组离线数据。

设置建模参数: $k \in [10, 50], \delta = 0.9, \gamma = 0.8$; 控制器参数: $N = 7, L = 4$. 设跟踪指令为: $q_{1r}(k) = q_{2r}(k) = \sin(\pi k T)$, 外部扰动为: $\xi_1 = 2 \sin(10\pi k T), \xi_2 = 2 \cos(10\pi k T)$, 得到的仿真结果如图1和2所示。

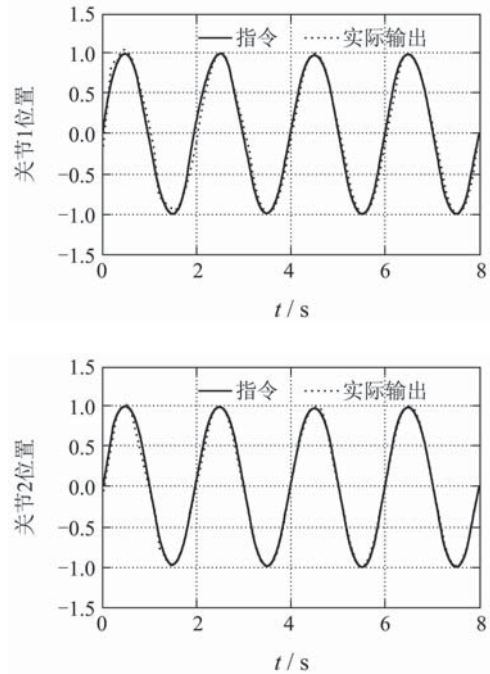


图1 位置跟踪曲线

Fig. 1 The tracking curve of position

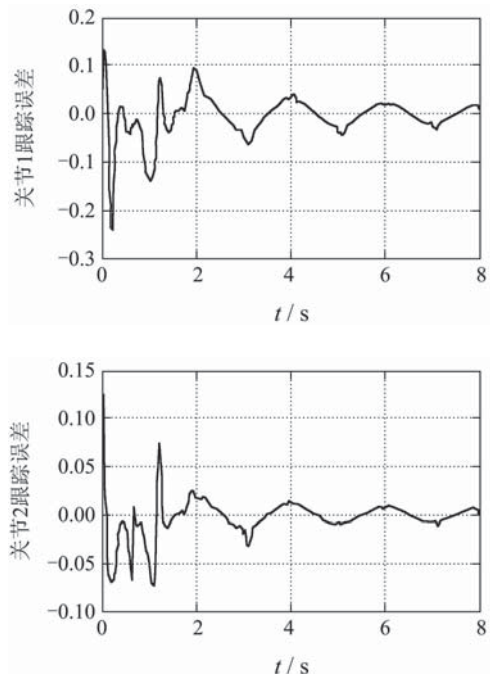


图2 跟踪误差曲线

Fig. 2 The error curve of tracking

由图1可看出, 根据本文算法设计的控制律能够使系统实现完全跟踪; 由图2可知, 系统运行初期, 由于离线数据样本没有覆盖全部工况, 跟踪误差稍大, 但随着系统运行, 数据库得到更新, 从而跟踪性能越来越好。

为了进一步验证LL-SMPC算法的鲁棒性和自适应能力, 令 $q_{1r}(k)$ 和 $q_{2r}(k)$ 为分段阶跃函数, 且4 s时, $m_1 = 0.75$, $m_2 = 0.75$, 得到仿真结果如图3所示, 由图3可知, 虽然工况范围比较广, 但系统依然较好地跟踪了给定信号, 从而表明LL-SMPC算法具有较强的鲁棒性和自适应能力。

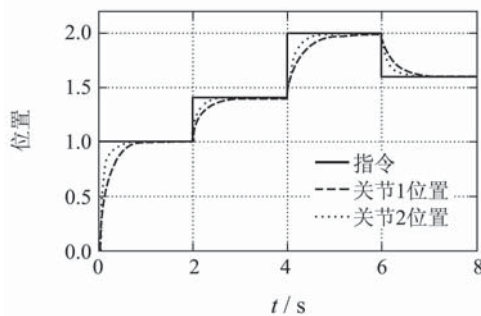


图 3 分段阶跃跟踪曲线

Fig. 3 The tracking curve of segment step signal

5 结论(Conclusion)

针对物理描述未知的复杂MIMO非线性系统的控制问题, 本文设计了一种基于即时学习的滑模预测控制方法。该方法首先利用即时学习算法建立系统的局部最优模型, 然后采用滑模预测控制律求取最优控制量, 双力臂机械手的仿真结果说明, 该方法具有较强的自适应和抗干扰能力。本文将LL-SMPC算法推广到MIMO系统, 为基于数据驱动控制的方法在复杂MIMO系统中的应用提供了思路, 具有一定的理论指导意义及工程应用价值。

参考文献(References):

- [1] 侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 650 – 667.
(HOU Zhongsheng, XU Jianxin. On data-driven control theory: the state of the art and perspective[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 650 – 667.)
- [2] RHODES C, MORARI M, TSIMRING L S, et al. Data-based control trajectory planning for nonlinear systems[J]. *Physical Review E*, 1997, 56(3): 2398 – 2406.
- [3] ARIF M, ISHIHARA T, INOOKA H. Incorporation of experience in iterative learning controllers using locally weighted learning[J]. *Automatica*, 2001, 6(37): 881 – 888.
- [4] BONTEMPI G, BIRATTARI M, BERSINI H. Lazy learning for local modeling and control design[J]. *International Journal of Control*, 1999, 72(7/8): 643 – 658.

- [5] PAN T H, LI S Y. A multi-model modeling approach to nonlinear systems based on lazy learning[C] // *Proceedings of the 24th Chinese Control Conference*. Guangzhou: South China University of Technology Press, 2005, 1: 268 – 273.
- [6] 潘天红, 李少远. 基于即时学习的非线性系统优化控制[J]. 制与决策, 2007, 22(1): 25 – 29.
(PAN Tianhong, LI Shaoyuan. Optimal control for nonlinear systems based on lazy learning[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(1): 25 – 29.)
- [7] 李庆良, 雷虎民. 一种基于即时学习的多模型在线建模方法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, 42(1): 196 – 200.
(LI Qingliang, LEI Humin. An online multiple-model modeling method based on lazy learning[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2010, 42(1): 196 – 200.)
- [8] PRANDINI M. Adaptive stabilization of ARMAX systems via logic-based switching[C] // *Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on Intelligent Control*. New York: IEEE, 2005, 1: 250 – 255.
- [9] 宋立忠, 李红江, 陈少昌. 滑模预测离散变结构控制用于船-舵伺服系统[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(11): 160 – 163.
(SONG Lizhong, LI Hongjiang, CHEN Shaoshang. Sliding mode prediction-based discrete variable structure control and its application to ship autopilot[J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2003, 23(11): 160 – 163.)
- [10] XIAO L F, SU H Y, CHU J. Sliding mode prediction based control algorithm for discrete-time nonlinear uncertain coupled systems[J]. *International Journal of Control*, 2007, 80(10): 1616 – 1625.
- [11] KANSHA Y, CHIU M S. Adaptive generalized predictive control base on JITL technique[J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(8): 1067 – 1072.
- [12] BONTEMPI G, BIRATTARI M. From linearization to lazy learning: a survey of divide-and-conquer techniques for nonlinear control[J]. *International Journal of Computational Cognition*, 2005, 3(1): 56 – 73.
- [13] TANAKA K, SUGENO M. Stability analysis and design of fuzzy control systems[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 45(2): 135 – 156.
- [14] 张军, 梁建国, 邵晓巍, 等. 基于LMI约束优化的再入飞行器预测控制[J]. 动力学与控制学报, 2008, 6(4): 372 – 376.
(ZHANG Jun, LIANG Jianguo, SHAO Xiaowei, et al. Optimal predictive guidance based on linear matrix inequalities constraints for re-entry vehicles[J]. *Journal of Dynamics and Control*, 2008, 6(4): 372 – 376.)
- [15] LIU J K. *The Design and MATLAB Simulation of Robot's Control System*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.

作者简介:

- 李庆良 (1983—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为数据驱动控制、高超声速飞行器自主控制技术, E-mail: 402liqingliang@163.com;
- 雷虎民 (1960—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为飞行器制导与控制技术及其应用研究;
- 邵雷 (1982—), 男, 博士, 讲师, 目前研究方向为多模型自适应控制、飞行器自主控制技术;
- 陈治湘 (1979—), 男, 博士, 工程师, 目前研究方向为飞行器先进制导技术及其应用。