

文章编号: 1001-0920(2011)04-0524-06

一种基于即时学习的非线性系统滑模预测控制方法

李庆良, 雷虎民, 杨志峰, 邵 雷

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘 要: 针对复杂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, 并采用分层递阶搜索策略, 避免了求解 Diophantine 方程, 有效减少了计算量, 提高了搜索效率. 仿真结果验证了所提出算法的有效性.

关键词: 即时学习; 滑模预测控制; 数据驱动; 线性参变系统; 直流伺服系统

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Sliding mode predictive control for nonlinear systems based on lazy learning

LI Qing-liang, LEI Hu-min, YANG Zhi-feng, SHAO Lei

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China. Correspondent: LI Qing-liang, E-mail: 402liqingliang@163.com)

Abstract: To solve the control problem of complex nonlinear system, a sliding mode predictive control based on lazy learning(LL-SMPC) is proposed. The LL-SMPC builds the local model on-line based on 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 and anti-jamming ability. Furthermore, the searching efficiency is improved by using hierarchical searching strategy, and the computation complexity is decreased by avoiding the solving of Diophantine equation. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: lazy learning; sliding mode predictive control; data-drive; linear parameter varying; DC servo system

1 引 言

基于数据驱动^[1]的控制方法是指在缺乏系统先验知识的情况下, 利用系统的输入输出数据, 在线学习计算与当前系统状态相匹配的控制量并作用于系统, 使得系统获得期望的动静态品质. 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, 对高速运动机械手进行了仿真研究, 结果表明, 基于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. 但上述方法都基于系统已有数据覆盖所有工况的前提下, 泛化能力不强. 即时学习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, 并设计自适应控制器, 实现了非线性非最小相位

系统的跟踪. 潘天红等人^[5]提出一种 k -VNN 即时学习算法, 进而在线建立了系统的逆控制模型, 并推导了进一步最优控制量^[6]. 但以上算法计算量较大, 且鲁棒性不强.

本文针对无法获得全局数学模型和部分状态不可测的实际工业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 (LL-SMPC), 并分析了算法的稳定性. 由于在控制律的求取中避免了 Diophantine 方程的求解, 有效减少了算法的计算量. 为了提高算法的效率, 在建模邻域建立过程中, 提出一种基于空间划分树 (SP-Tree)^[7]数据结构的数据库分层递阶搜索方法和数据更新策略.

收稿日期: 2010-01-05; 修回日期: 2010-03-17.

基金项目: 国家863计划项目; 航空科学基金项目(20090196005).

作者简介: 李庆良(1983—), 男, 博士生, 从事多模型自适应控制、飞行器制导与控制技术的研究; 雷虎民(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事飞行器制导与控制技术等研究.

2 问题描述

考虑 SISO 非线性离散时间系统,采用如下模型描述^[5]:

$$y(k) = f(\phi(k)) + \varepsilon(k). \quad (1)$$

其中: $f(\cdot)$ 为未知的非线性函数; 回归向量 $\phi(k) = [y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u)]$; n_y, n_u 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 $u(k)$ 并作用于系统,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

利用即时学习算法在线建立 SISO 非线性系统局部模型^[8],进而设计滑模预测控制器,以实现系统的有效控制.

3.1 即时学习在线建模

对于任一 SISO 系统,考虑到局部线性回归中的仿射项,重新定义回归向量 $\varphi(k) = [1, \phi^T(k)]^T$,利用即时学习算法,建立系统当前工作点的最佳局部模型.具体建模步骤如下:

1) 对数据库进行划分并生成一棵 SP-Tree,建立的 SP-Tree 有一个根结点,共 $p+1$ 层,数据集的一维对应一层,第 $p+1$ 层对应于所有的非空单元.

2) 若 $\text{Flag} = 1$,则将系统上次的输入与本次系统实测的输出构成样本对插入相应的叶子结点,完成对数据库的更新.

3) 查找出当前操作点 φ_i 在 SP-Tree 中所处单元格及与之相邻的所有单元格,然后采用深度优先搜索,获得相邻单元格叶子结点中的信息,进而基于 k -VNN^[5]的方法构造出 φ_i 的最大建模邻域 $\Omega_{j_{\max}}$.

4) 从 $\Omega_{j_{\max}}$ 中选择第 $j+1$ 个样本进行建模时,利用如下递归公式得到模型 $\hat{\theta}_j$:

$$\begin{cases} P_{j+1} = P_j \left(1 - \frac{\varphi_{j+1} w_{j+1} \varphi_{j+1}^T P_j}{1 + w_j \varphi_{j+1}^T P_j \varphi_{j+1}} \right), \\ q_{j+1} = P_{j+1} \varphi_{j+1} w_{j+1}, \\ e_{j+1} = y_{j+1} - \varphi_{j+1}^T \hat{\theta}_j, \\ \hat{\theta}_{j+1} = \hat{\theta}_j + q_{j+1} e_{j+1}. \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$w_j = K(d_j, h) = \begin{cases} S_j, & S_j > h; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

S_j 为 φ_j 和 φ_i 的相似度,其计算公式为

$$S_j = \gamma \sqrt{e^{-d_j^2}} + (1 - \gamma) \cos \beta_j, \quad (3)$$

这里 d_j 和 β_j 分别为 φ_j 和 φ_i 的距离和夹角.

5) 通过留一交叉验证法,计算均方误差

$$\text{MES}_{j+1}^{\text{loo}} = \sum_{i=1}^{j+1} S_i (e_i^{\text{loo}}(j+1))^2 / \sum_{i=1}^{j+1} S_i, \quad (4)$$

其中

$$e_i^{\text{loo}}(k+1) = \frac{y_i - \varphi_i^T \hat{\theta}_{j+1}}{1 - \varphi_i^T P_{j+1} \varphi_i S_i}.$$

若 $\text{MES}_{j+1}^{\text{loo}} > \text{MES}_j^{\text{loo}}$, 或 $j+1 > j_{\max}$, 则转步 6); 否则, 转步 4), 且令 $j = j+1$.

6) 若 $S_j < \delta$ ($i \leq j_{\max}$), 则令 $\text{Flag} = 1$; 否则, 令 $\text{Flag} = 0$, 得到当前时刻的最优局部模型

$$y_i(k) = \varphi_i^T(k) \theta_i. \quad (5)$$

其中: $\theta_i = \hat{\theta}_j = [\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n]^T, n = 1 + n_y + n_u$.

由式(1)和(5),可得系统当前工作点的状态方程为

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + \theta_0. \quad (6)$$

其中

$$A(z^{-1}) = 1 + \theta_1 z^{-1} + \dots + \theta_{n_y} z^{-n_y},$$

$$B(z^{-1}) = \theta_{n_y+1} + \theta_{n_y+2} z^{-1} + \dots + \theta_{n_y+n_u} z^{-n_u+1}.$$

若 $B(z^{-1})$ 的前 d 项系数为零,则说明系统时滞为 d ,可将式(6)化为如下状态方程表达式^[9]:

$$\begin{cases} X(k+1) = AX(k) + bu(k), \\ y(k) = cX(k) + \theta_0. \end{cases} \quad (7)$$

令 $s = \max\{n_y, n_u\}$, 则有

$$A_k = \begin{bmatrix} a_1 & 1 & \dots & 0 \\ a_2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{s-1} & 0 & \dots & 1 \\ a_s & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad b_k = \begin{bmatrix} b_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ b_s \end{bmatrix},$$

$$c_k = [1 \ 0 \ \dots \ 0].$$

其中

$$a_j = \begin{cases} \theta_i, & i < n_y; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad b_i = \begin{cases} \theta_{n_y+i}, & i < n_u; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

3.2 滑模预测控制律求取

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^[10]

$$S(k) = \sigma^T X(k), \quad (8)$$

其中 $\sigma^T = [\sigma_1, \dots, \sigma_s]$ 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(7)和滑模预测模型(8),可得

$$S_m(k+i) = \sigma^T A^i X(k) + \sum_{j=1}^i \sigma^T A^{i-j} b u(k+i-j). \quad (9)$$

视 $k-i$ 为起始时刻, 则滑模预测模型的输出值为

$$S_{mi}(k|k-i) = \sigma^T A^i X(k-i) + \sum_{j=1}^i \sigma^T A^{i-j} b u(k-j). \quad (10)$$

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

$$\hat{S}_m(k+i) = S_m(k+i) + \xi_i [S(k) - S_{mi}(k|k-i)]. \quad (11)$$

其中: ξ_i 为反馈校正系数, 且 $\xi_1 = 1, 0 < \xi_i < 1$, 反馈校正的作用将随着 ξ_i 的减少而降低.

选取滑模参考轨迹

$$\begin{aligned} S_r(k) &= S(k), \\ S_r(k+i) &= \\ S_r(k+i-1) &\Phi(S_r(k+i-1))(1-qT) - \\ &\zeta T \Psi(S_r(k+i-1)) \operatorname{sgn}(S_r(k+i-1)). \end{aligned} \quad (12)$$

其中

$$\begin{aligned} \Phi(S_r(k+i-1)) &= \begin{cases} 1, & |S_r(k+i-1)| > \rho; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \\ \Psi(S_r(k+i-1)) &= \begin{cases} 1, & |S_r(k+i-1)| > \rho; \\ |S_r(k+i-1)|^2/\rho, & \text{otherwise.} \end{cases} \end{aligned}$$

且 $0 < 1 - qT < 1, 0 < \zeta T < 1, \rho = \zeta T / (1 - qT)$.

可以证明, 滑模轨迹(12)将会在有限时间内进入准滑模带 $S = \{X | |S(k)| < \rho\}$, 具体证明过程参见文献[11].

定义性能指标^[10]

$$J = \sum_{i=1}^N (\hat{S}_m(k+i) - S_r(k+i))^2 + \sum_{j=1}^{M-1} \lambda_j u^2(k+j). \quad (13)$$

其中: λ_j 为权重系数; N, M 分别为预测时域和控制时域, 且满足 $0 < M \leq N$.

式(13)可写为如下向量形式:

$$\begin{aligned} J &= (\hat{S}_m - S_r)^T (\hat{S}_m - S_r) + U^T \Lambda U = \\ & (PX(k) + GU + \Xi E - S_r)^T \times \\ & (PX(k) + GU + \Xi E - S_r) + U^T \Lambda U. \end{aligned} \quad (14)$$

其中

$$G = \begin{bmatrix} \sigma^T b & 0 & \cdots & 0 \\ \sigma^T A b & \sigma^T b & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma^T A^{N-1} b & \sigma^T A^{N-2} b & \cdots & \sigma^T A^{N-M+1} b \end{bmatrix},$$

$$\hat{S}_m = [\hat{S}_m(k+1), \cdots, \hat{S}_m(k+N)]^T,$$

$$S_r = [S_r(k+1), \cdots, S_r(k+N)]^T,$$

$$U = [u(k+1), \cdots, u(k+M-1)]^T,$$

$$\Lambda = \operatorname{diag}[\lambda_1, \cdots, \lambda_M],$$

$$\Xi = \operatorname{diag}[\xi_1, \cdots, \xi_N],$$

$$P = [\sigma^T A, \cdots, \sigma^T A^N],$$

$$E = [S(k) - S_{m1}(k|k-1), \cdots,$$

$$S(k) - S_{mN}(k|k-N)].$$

最小化式(13), 即令 $\partial J(U) / \partial U = 0$, 可解得滑模预测控制律为

$$U = (G^T G + \Lambda)^{-1} G^T [S_r - P X(k) - \Xi E]. \quad (15)$$

取 U 的第1个元素作为当前时刻的控制量, 即

$$u(k) = [1, 0, \cdots, 0] U. \quad (16)$$

3.3 算法稳定性讨论

LL-SMPC 的稳定性分析可转化为一类线性参变系统(LPV)的稳定性分析, 文献[10]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)可化为如下线性参变系统(LPV)^[13]:

$$\begin{cases} X(k+1) = A_k X(k) + b_k u(k), \\ y(k) = c_k X(k) + \theta_{k0}. \end{cases} \quad (17)$$

由式(5)可知, θ_{ki} 完全依赖于 $\varphi(k)$, 因此, A_k 和 b_k 也依赖于 $\varphi(k)$. 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

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

其中 F 为状态转移矩阵.

根据文献[14]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 , 使得对于任意 k 满足^[15]

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

文献[15]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忽略不计.

对于条件1), 由前面的分析可知, A_k 和 b_k 依赖于 $\varphi(k)$; 由式(6)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, 对于任意时刻 k , 有

$$\begin{aligned} \text{Rank}(B, AB, \dots, A^{s-1}B) &= s, \\ \text{Rank}(C^T, A^T C^T, \dots, (A^T)^{s-1} C^T) &= s. \end{aligned}$$

由文献[16]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[4]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.

对于任意 $\phi(i)$, 在 $\Omega_{k_{\max}}$ 内系统(1)在 $\phi(i)$ 处可用泰勒展开式近似, 因此估计的偏差为

$$\begin{aligned} e &= E_{\Omega_{k_{\max}}} [\hat{f}(\phi_i, h)] - f(\phi_i) = \\ &\sum_{j=1}^{k_{\max}} w_j [f(\phi_i) + f'(\phi_i)(\phi_j - \phi_i) + \\ &0.5f''(\phi_i)(\phi_j - \phi_i)^2 + o(\phi_j - \phi_i)] - f(\phi_i). \end{aligned} \quad (21)$$

因 $\sum_{j=1}^{k_{\max}} w_j = 1$, 故式(21)可化为

$$\begin{aligned} e &= f'(\phi_i) \sum_{j=1}^{k_{\max}} w_j (\phi_j - \phi_i) + \\ &0.5f''(\phi_i) \sum_{j=1}^{k_{\max}} w_j (\phi_j - \phi_i)^2 + \\ &o(\phi_j - \phi_i). \end{aligned} \quad (22)$$

系统在线建模过程中, 数据库不断添加“新”的样本, 从而 ϕ_j 与其近邻向量 ϕ_j 越来越矢量相似. 由式(22)可知, 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

下面将LL-SMPC算法推广到输入受限的MIMO系统. 因为每一时刻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^[4]. 定义回归向量 $\phi(k) = [y(k-1), \dots, y(k-n_y), u_1(k-1), \dots, u_R(k-1), u_1(k-1), u_1(k-n_u-1), \dots, u_R(k-n_u-1)]$, 利用即时学习算法可建立MISO系统的最佳局部模型, 因此, 即时学习建模可以推广到MIMO系统. 同理, 3.2节的控制律也可以推广到MIMO系统.

由于实际系统大多存在约束, 优化问题(14)可化为如下形式:

$$\begin{aligned} J &= (\hat{S}_m - S_r)^T (\hat{S}_m - S_r) + U^T A U = \\ &(P X(k) + G U + \Xi E - S_r)^T (P X(k) + \\ &\Xi E - S_r) + U^T A U; \\ \text{s.t. } &U_{\min} \leq U(k+j) \leq U_{\max}, \\ &\Delta U_{\min} \leq \Delta U(k+j) \leq \Delta U_{\max}. \end{aligned} \quad (23)$$

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(23)的优化问题是一个标准的二次规划(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

基于即时学习的滑模预测控制算法步骤如下:

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(7)所示, 并获得 A, b 和 θ_0 ;

Step 3: 设计合适的 $\sigma^T = [\sigma_1, \dots, \sigma_s]$, 并按式(10)递推获得向量 $S_{mi}(k|k-i)$;

Step 4: 选择合适的参数 ξ_i , 按式(11)构造向量 \hat{S}_m , 并按式(12)构造向量 S_r ;

Step 5: 选择合适的控制参数 λ_j 构造矩阵 A ;

Step 6: 求解式(23)所示的优化问题, 并按式(16)实施 $u(k)$;

Step 7: 利用式(3)计算 S_j , 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(令 $k \rightarrow k+1$).

4 仿真分析

某无刷直流伺服系统状态空间表达式为^[17]:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & C_m/J \\ 0 & -60C_e/(2\pi T_1 R) & -1/T_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \\ &[0 \ 0 \ K_s/T_1 R]^T u + [0 \ 1/J \ 0]^T T_L. \end{aligned} \quad (24)$$

其中: x_1, x_2 和 x_3 分别为电动机的角位移、角速度和电流; T_L 为系统扰动; 系统参数^[17]为 $J = 0.208$, $C_e = 0.126$, $T_1 = 6.77$ ms, $R = 1.5 \Omega$, $C_m = 1.2$, $K_s = 30$. 假设系统状态 x_2 和 x_3 不可测, 仅能采集系统的输入输出数据, 选择采样周期 $T = 0.005$ s 对系统(24)离散化, 并利用本文算法设计控制器对其进行仿真研究. 选取回归向量 $\varphi(k) = [1, y(k-1), y(k-2), y(k-3), u(k-1), u(k-2), u(k-3)]^T$, 以 $u(t) \in [-1, 1]$ 的随机信号和 $T_L \in N(0, 5)$ 的白噪声作用于系统(24), 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 $N = 7$, $M = 6$, $\sigma^T = [112, 18, 1]$, $\lambda(j) = 0.9$; 设

跟踪指令为 $x_1' = \sin(2\pi kT)$; 外部扰动为 $T_L = 10 + 2\sin(20\pi kT)$. 得到的仿真结果如图1~图3所示.

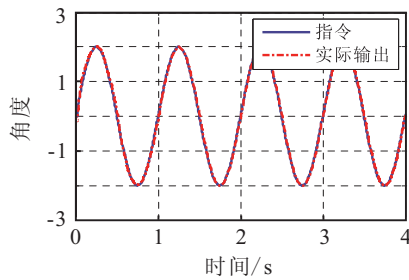


图1 正弦跟踪曲线

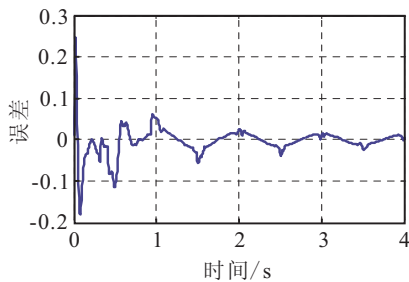


图2 跟踪误差曲线

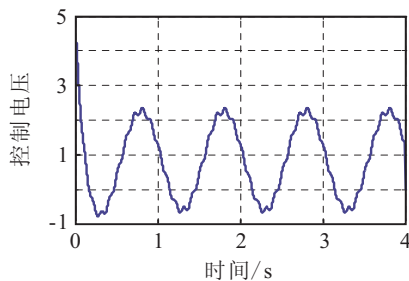


图3 控制输入曲线

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, 使得跟踪性能越来越好; 由图3可知, 尽管有部分工况超出了系统原始激励信号的覆盖范围, 但由于算法的本质自适应能力, 系统仍能跟踪所设定的轨迹.

为进一步验证LL-SMPC算法的鲁棒性和自适应能力, 令 $x_1'(k)$ 为分段阶跃函数, 且在2s时, 扰动突变为 $T_L' = 1.5T_L$, 转动惯量 $J' = 1.5J$, 得到仿真结果如

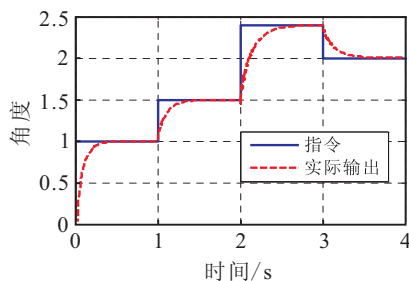


图4 分段阶跃跟踪曲线

图4所示. 由图4可知, 虽然工况范围较广, 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.

5 结论

针对物理描述未知的复杂非线性系统的控制问题, 本文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. 通过无刷直流伺服系统的仿真结果表明, 该方法具有较强的自适应和抗干扰能力; 由于LL-SMPC算法采用SP-Tree数据库结构的数据库分层递阶搜索方法, 有效提高了搜索效率; 避免了求解Diophantine方程, 从而减少了计算量, 增强了算法的实时性. 本文工作为算法在时变系统的应用奠定了基础, 具有一定的理论指导意义及工程应用价值.

参考文献(References)

- [1] Atkeson C G, Moore A W, Schaal S. Locally weighted learning for control[J]. *Artificial Intelligence Review*, 1997, 11(1): 75-113.
- [2] Rhodes C, Morari M, Tsimring L S. 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]. *Int J of Control*, 1999, 72(7/8): 643-658.
- [5] 潘天红, 李少远. 基于即时学习的非线性系统多模型建模方法[C]. 第24届中国控制会议. 广州, 2005, 1(1): 268-273.
(Pan T H, Li S Y. A multi-model modeling approach to nonlinear systems based on lazy learning[C]. *Proc of the 24th Chinese Control Conf. Guangzhou*, 2005, 1(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]. *控制与决策*, 2007, 22(1): 25-29.
(Pan T H, Li S Y. Optimal control for nonlinear systems based on lazy learning[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(1): 25-29.)
- [7] 曾东海, 米红, 刘力丰. 一种基于网格密度与空间划分树的聚类算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2008, 28(7): 125-131.
(Zeng D H, Mi H, Liu L F. A clustering algorithm based on the grid-density and the spatial partition tree[J]. *Systems Engineering Theory and Application*, 2008, 28(7): 125-131.)

- [8] Yasuki Kansha, Min-Sen Chiu. Adaptive generalized predictive control base on JITL technique[J]. *J of Process Control*, 2009, 19(8): 1067-1072.
- [9] 丁宝苍. 预测控制的理论与方法[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
(Ding B C. The theory and method of predictive control[M]. Beijing: China Machine Press, 2008.)
- [10] 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 L Z, Li H J, Chen S C. Sliding mode prediction-based discrete variable structure control and its application to ship autopilot[J]. *Proc of the CSEE*, 2003, 23(11): 160-163.)
- [11] Xiao Lingfei, Su Hongye, Chu Jian. Sliding mode prediction based control algorithm for discrete-time nonlinear uncertain coupled systems[J]. *Int J of Control*, 2007, 80(10): 1616-1625.
- [12] 曾静, 薛定宇, 袁德成. 非线性系统的多模型预测控制方法[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2009, 33(1): 26-29.
(Zeng J, Xue D Y, Yuan D C. Multi-model predictive control of nonlinear systems[J]. *J of Northeastern University: Natural Science*, 2009, 33(1): 26-29.)
- [13] Maria Prandini. Adaptive stabilization of ARMAX systems via logic-based switching[C]. *Proc of the 2005 IEEE Int Symposium on Intelligent Control*. Limassol, 2005, 1(1): 250-255.
- [14] Tanaka K, Sugeno M. Stability analysis and design of fuzzy control systems[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 45(2): 135-156.
- [15] Bontempi G, Birattari M. From linearization to lazy learning: A survey of divide-and-conquer techniques for nonlinear control[J]. *Int J of Computational Cognition*, 2005, 3(1): 56-73.
- [16] 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 J, Liang J G, Shao X W, et al. Optimal predictive guidance based on linear matrix inequalities constraints for re-entry vehicles[J]. *J of Dynamics and Control*, 2008, 6(4): 372-376.)
- [17] 宋立忠, 陈少昌, 姚琼荃. 不确定系统离散变结构控制及在位置伺服系统中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(6): 959-962.
(Song L Z, Chen S C, Yao Q H. Discrete variable structure control for uncertain systems and its application to position servo system[J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 959-962.)

(上接第523页)

- [6] 陈幸琼, 邓长虹, 潘章达, 等. 基于RBF循环神经网络的电力系统负荷建模[J]. *电网技术*, 2007, 31(17): 56-59.
(Chen X Q, Deng C H, Pan Z D, et al. Power system load modeling based on recurrent RBF neural network[J]. *Power System Technology*, 2007, 31(17): 56-59.)
- [7] 张清华, 王国胤, 刘显全. 分层递阶的模糊商空间结构分析[J]. *模式识别与人工智能*, 2008, 21(5): 627-634.
(Zhang Q H, Wang G Y, Liu X Q. Hierarchical structure analysis of fuzzy quotient space[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 21(5): 627-634.)
- [8] 周志华, 王珏. 机器学习及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007: 241-257.
(Zhou Z H, Wang J. Machine learning and application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 241-257.)
- [9] 伍世虔, 徐军. 动态模糊神经网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 27-30.
(Wu S Q, Xu J. Dynamic fuzzy neural network[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 27-30.)
- [10] 张红斌, 汤涌, 李柏青. 差分方程负荷模型参数分散性的研究[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(18): 1-5.
(Zhang H B, Tang Y, Li B Q. Study on dispersing of difference equation load model parameters[J]. *Proc of the CSEE*, 2006, 26(18): 1-5.)
- [11] 吴骅, 吴耀武, 娄素华, 等. 基于改进微分进化算法的负荷模型参数辨识[J]. *高电压技术*, 2008, 34(5): 1977-1981.
(Wu H, Wu Y W, Lou S H, et al. Identification of parameters of static load model by improve differential evolution algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2008, 34(5): 1977-1981.)
- [12] 胡玉玲, 曹建国. 基于模糊神经网络的动态非线性系统辨识研究[J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(3): 560-562.
(Hu Y L, Cao J G. Research on identification of dynamic nonlinear system based on fuzzy neural network[J]. *J of System Simulation*, 2007, 19(3): 560-562.)
- [13] Ning W, Xian Y M, Meng J E. An online self-constructing fuzzy neural network with restrictive growth[C]. *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, 2009, 5552: 99-108.
- [14] Sung K O, Keon J P, Witold P. Consecutive identification of ANFIS-based fuzzy systems with the aid of genetic data granulation[C]. *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, 2006, 3972: 815-820.