

非均匀采样系统的支持向量回归建模与控制

李大海, 李天石

(西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对非均匀采样系统提出了一种基于支持向量回归的预测控制算法. 应用提升技术将非均匀采样系统分解为多个并列的子系统, 建立了各子系统的支持向量回归模型, 将该模型作为预测模型提出了新的优化目标函数, 可将控制量更新周期内的系统输出作为优化目标. 在多通道电液力伺服同步加载系统中的应用结果表明, 该预测模型可以达到比较高的预测精度, 且各子系统的模型有一致的预测误差水平. 对加载系统控制的仿真试验结果表明, 该算法有很好的控制性能, 而且通过设计合适的优化目标函数, 可以避免数字控制系统中的计算延迟和抑制期望轨迹突变时的超调.

关键词: 非均匀采样系统; 支持向量回归; 预测控制

中图分类号: TP271.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)03-0065-05

Modeling and Control of Non-Uniformly Sampled Systems Using Support Vector Regression

LI Dahai, LI Tianshi

(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A model predictive control algorithm based on support vector regression (SVR) for the non-uniformly sampled system is presented. The lifted models of the non-uniformly sampled system are derived in the state-space domain, and the system is divided into several parallel subsystems according to the lifted models. SVR is utilized to establish the models of all subsystems, and these models are applied to the algorithm as the predict models. The results of multichannel electrohydraulic force servo synchronous loading system demonstrate that the prediction precision of the predict models gets high and the prediction error level of each submodel remains consistent. The simulation for the loading system control shows the satisfactory performance. Furthermore, the algorithm enables to avoid the computational delay of the digital system and to damp the overshoot caused by the mutation of the desired trajectory by designing optimization object function.

Keywords: non-uniformly sampled systems; support vector regression; predictive control

多率采样系统是工业控制中很重要的一类系统, 受各种条件的限制, 系统的输入和输出分别采用不同的采样频率, 多率采样在增加控制系统复杂性的同时也提供了提高控制性能的途径^[1-4]. 非均匀采样是多率采样的一般形式, 具有均匀多率采样所不具备的优点, 例如: 若原连续时间系统是可控可测的, 则其非均匀采样的离散系统是能控和能达的^[1].

目前, 针对非均匀采样系统的建模和控制方法的研究, 大多都集中于线性系统^[1-2], 但对非线性系统的研究还缺乏有效的方法. 实际系统一般都是非线性的, 随着控制对象的日益复杂, 线性方法已经不能满足越来越高的控制要求. 由于许多实际系统的精确数学模型难以通过分析系统的物理原理建立, 而且非均匀采样后的数字系统总是时变的, 因此如

何对系统建模是一个首先需要解决的关键问题. 在众多的建模方法中, 支持向量回归^[5] (SVR) 是一种非常有效的非线性建模工具, 但很少有将其应用于非均匀采样系统建模的研究. 其主要原因在于: 在应用支持向量回归建模时, 需要先选择一种输入输出模型的函数形式来描述系统, 但对于非均匀采样系统却缺乏合适的模型形式. 本文先推导出了非均匀采样系统输入输出模型的数学表达形式, 将非均匀采样系统分解为多个并列的子系统, 利用支持向量回归分别估计各子系统的模型, 并将其应用于多通道电力伺服同步加载系统的负荷输出预测. 然后, 将各子系统的支持向量回归模型作为预测模型, 提出了非均匀采样系统的预测控制方法, 通过仿真试验, 检验了该方法的控制效果.

1 非均匀采样系统建模

1.1 提升模型

假设 $\mathbf{x}(t) \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^m, \mathbf{u}(t) \in \mathbf{R}^r$, 考虑向量函数连续的非线性系统

$$\Sigma: \begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t)) \end{cases} \quad (1)$$

设控制量的更新周期(帧周期)为 T , 对系统的输出进行多采样, 在第 k 个帧周期 $[kT, kT+T)$ 内, 当 $t = kT$ 时, 更新 $\mathbf{u}(t)$, 当 $t = kT + t_i (i = 1, 2, \dots, q, 0 = t_1 < t_2 < \dots < t_q < T)$ 时, 对输出 $\mathbf{y}(t)$ 采样. 由于 $t \in [kT, kT+T)$ 时, $\mathbf{u}(t) = \mathbf{u}(kT)$ 为常数值, 因此 $\mathbf{x}(kT + t_i)$ 是以 $\mathbf{x}(kT)$ 为初值的微分方程 $\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(kT))$ 的解, 即

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}(kT + t_i) &= \mathbf{f}_i(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \\ \mathbf{y}(kT + t_i) &= \mathbf{h}(\mathbf{f}_i(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT))) \\ &= \mathbf{h}_i(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

由式(2)可见, 多率采样后的系统是时变的. 利用提升技术, 构造提升输出向量

$$\mathbf{z}(kT) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_1(kT) \\ \mathbf{z}_2(kT) \\ \vdots \\ \mathbf{z}_q(kT) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(kT + t_1) \\ \mathbf{y}(kT + t_2) \\ \vdots \\ \mathbf{y}(kT + t_q) \end{bmatrix} \quad (3)$$

可将系统转换为时不变系统

$$\Sigma_M: \begin{cases} \mathbf{x}(kT + T) = \mathbf{f}_1(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \\ \mathbf{z}(kT) = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \\ \mathbf{h}_2(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \\ \vdots \\ \mathbf{h}_q(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (4)$$

Σ_M 可分解成 q 个并列的系统, 即

$$\Sigma_i: \begin{cases} \mathbf{x}(kT + T) = \mathbf{f}_1(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \\ \mathbf{z}_i(kT) = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}(kT), \mathbf{u}(kT)) \\ i = 1, 2, \dots, q \end{cases} \quad (5)$$

1.2 输入输出模型

首先考虑 Σ 是线性系统的情况, 即

$$\Sigma: \begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{a}\mathbf{x}(t) + \mathbf{b}\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{c}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}$ 分别为 $n \times n, n \times r, m \times n$ 矩阵. 式(5)可写为

$$\Sigma_i: \begin{cases} \mathbf{x}(kT + T) = \mathbf{A}\mathbf{x}(kT) + \mathbf{B}\mathbf{u}(kT) \\ \mathbf{z}_i(kT) = \mathbf{C}_i\mathbf{x}(kT) + \mathbf{D}_i\mathbf{u}(kT) \end{cases} \quad (7)$$

$$\mathbf{A} = e^{\mathbf{a}T}; \quad \mathbf{B} = \int_0^T e^{\mathbf{a}\tau} \mathbf{b} d\tau; \quad \mathbf{C}_i = \mathbf{c}e^{\mathbf{a}t_i};$$

$$\mathbf{D}_i = \int_0^{t_i} \mathbf{c}e^{\mathbf{a}\tau} \mathbf{b} d\tau; \quad i = 1, 2, \dots, q$$

若 Σ 可测, 则 $[(\mathbf{C}_i)^T, (\mathbf{C}_i\mathbf{A})^T, \dots, (\mathbf{C}_i\mathbf{A}^{n-1})^T]^T$ 的秩为 $n^{[1]}$. 假设 Σ_i 的一组可观测性指数为 $o_1, o_2, \dots, o_m$, 令 $p = \max\{o_1, o_2, \dots, o_m\}$, 可得^[6]

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_j(kT + t_i) &= \\ f_{ij}(\mathbf{y}_1(kT - T + t_i - n_1T), \dots, \mathbf{y}_1(kT + t_i - pT), \\ \dots, \mathbf{y}_m(kT - T + t_i - n_mT), \dots, \mathbf{y}_m(kT + t_i - pT), \\ \mathbf{u}(kT), \dots, \mathbf{u}(kT - pT)) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $n_j = p - o_j, j = 1, 2, \dots, m; i = 1, \dots, q; f_{ij}(\cdot)$ 为线性映射; $\mathbf{y}_j$ 为 $\mathbf{y}(t)$ 在 $kT + t_i$ 时刻的第 j 个输出分量. 若 Σ 是非线性系统, 并在平衡点附近可线性化且该线性化系统是可测的, 设 $o_1, o_2, \dots, o_m$ 为该线性化系统的可测性指数, 则线性系统的输入输出模型式(8)可以推广到非线性系统^[6], 即存在非线性函数 $f_{ij}(\cdot)$, 使得式(8)在平衡点的邻域成立.

当输入向量 $\mathbf{u}(kT)$ 有效时, 可以根据系统模型计算出系统在时刻 $kT + t_i (i = 2, 3, \dots, q)$ 和 $kT + T$ 的值. 令 $t_{q+1} = T$, 并定义

$$\mathbf{Y}_i(kT) =$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1(kT - T + t_i - n_1T), \dots, \mathbf{y}_1(kT + t_i - pT), \dots, \\ \mathbf{y}_m(kT - T + t_i - n_mT), \dots, \mathbf{y}_m(kT + t_i - pT) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{U}(kT) = [\mathbf{u}(kT), \dots, \mathbf{u}(kT - pT)] \quad (10)$$

则综合式(8)~式(10)有

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(kT + t_i) &= \mathbf{F}_i(\mathbf{S}_i(kT)) = \\ \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1(kT + t_i) \\ \mathbf{y}_2(kT + t_i) \\ \vdots \\ \mathbf{y}_m(kT + t_i) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} f_{i1}(\mathbf{S}_i(kT)) \\ f_{i2}(\mathbf{S}_i(kT)) \\ \vdots \\ f_{im}(\mathbf{S}_i(kT)) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\mathbf{S}_i(kT) = [\mathbf{Y}_i(kT), \mathbf{U}(kT)]; \quad i = 2, \dots, q, q+1$$

式(11)即为非均匀采样系统的输入输出模型。

1.3 支持向量回归建模

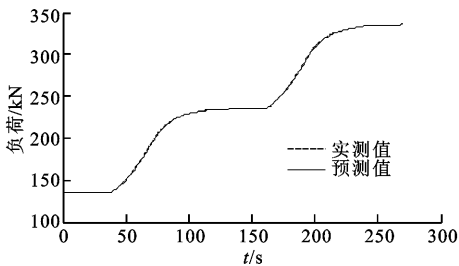
使用 SVR 估计 $f_{ij}(\cdot)$ 时,训练样本的数目随着时间的推移而增长.因此,本文应用在线支持向量回归(AOSVR)^[7]在线建模,具体步骤为:①选择支持向量回归超参数 C 、 ϵ 和 σ ,构造训练样本集 $S_{ij} = \{(S_i(\theta T), y_j(\theta T + t_i))\}$,其中 $\theta = k - l + 1, \dots, k, l$ 是 S_{ij} 中设定的最大样本数, $j = 1, 2, \dots, m, i = 2, \dots, q + 1$;②用 AOSVR 估计 $f_{ij}(\cdot)$;③预测系统在 $kT + t_i (i = 2, \dots, q, q + 1)$ 时刻的输出;④如果 S_{ij} 内的样本数达到 l ,将最早的样本移除,并用 AOSVR 更新模型;⑤当 $u(kT + T)$ 有效时,将最新的样本加入 S_{ij} ,并用 AOSVR 更新模型;⑥返回②。

1.4 应用研究

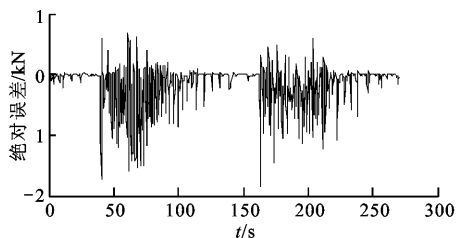
多通道电液力伺服同步加载系统是国防工业和航空航天工业中进行结构试验的关键设备,该系统是典型的不确定非线性系统^[8],因此很难建立精确的数学模型.为了提高控制精度,有时需估计控制量更新周期(帧周期)内的负荷输出.为此,对输出多采样,采用本文提出的建模方法对系统帧周期内的输出进行预测.采样设置 $T = 900 \text{ ms}, q = 3, t_1 = 0 \text{ ms}, t_2 = 300 \text{ ms}, t_3 = 600 \text{ ms}$,预测模型为

$$\begin{aligned} \hat{y}_i(kT + t_i) = & f_i(y(kT - T + t_i), y(kT - 2T + t_i), \\ & u(kT), u(kT - T), u(kT - 2T)) \\ & i = 2, 3, 4 \end{aligned} \quad (12)$$

选择 $l = 100$,支持向量回归选用高斯径向基核,选择 $C = 100, \epsilon = 0.01, \sigma = 20$,预测结果如图1所示。



(a) 实测值与预测值的比较



(b) 预测误差

图1 加载系统负荷预测结果

预测的平均绝对误差 δ 为 0.092% ,其计算公式为

$$\delta = \frac{1}{n_l} \sum_{i=1}^{n_l} \left| \frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i} \right| \times 100\% \quad (13)$$

式中: n_l 为样本数; y_i 为实际值; $\hat{y}_i$ 为估计值。

从试验结果可以看到,对 $kT + t_i (i = 2, 3, 4)$ 时刻系统输出的预测,虽然采用的是不同的模型,但预测误差水平一致,都达到了比较高的预测精度.由于这种方法可以准确地预测帧周期内任意时刻的系统输出,因此将会给控制系统设计带来很大的灵活性。

2 非均匀采样系统的预测控制

由于支持向量回归建模的预测精度很高,因此可以被用于建立预测控制算法中的预测模型^[9].本文建立了非均匀采样系统的支持向量回归模型,并将其作为预测模型,提出了一种非均匀采样系统的支持向量回归模型预测控制算法(NS-SVR-MPC).

2.1 预测模型

为简单起见,考虑单输入单输出系统(即 r 和 m 等于1),当输入 $u(kT)$ 有效时,即可在 $(kT, kT + T)$ 时刻内应用支持向量回归来在线估计各子模型.引入反馈校正,可得到多步预测模型

$$\begin{aligned} \hat{y}_p((k + d)T + t_i) = & \hat{y}((k + d)T + t_i) + \mathbf{h}_i(dT)\mathbf{e}_i(kT) = \\ & \sum_{j_i \in S_i} \theta_{j_i} K(\mathbf{x}_i(k + d), \mathbf{x}_{j_i}(k)) + b_i + \mathbf{h}_i(dT)\mathbf{e}_i(kT) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\mathbf{x}_i(\xi) = [\mathbf{y}(\xi T - T + t_i) \dots$$

$$\mathbf{y}(\xi T - pT + t_i) \mathbf{u}(\xi T - pT)]$$

$$i = 2, 3, \dots, q + 1; \quad d = 0, 1, \dots, P - 1$$

式中: $\hat{y}_p(\cdot)$ 为模型对系统在 $kT + t_i + dT$ 时刻输出的预测值; $\hat{y}(\cdot)$ 为支持向量回归模型对系统在输出时刻的估计值; $K(\cdot)$ 为核函数; $\mathbf{x}_{j_i}(k)$ 为关于 $\hat{y}(kT + t_i)$ 训练得到的支持向量; θ_{j_i} 为相应的权系数; S_i 为相应的支持向量集的索引; $\mathbf{h}_i(d)$ 为第 d 步预测的误差校正系数; $\mathbf{e}_i(k)$ 为校正误差; P 为预测时域。

2.2 滚动优化

由于对输出非均匀采样,因此关于 $u(kT)$ 的二次优化目标函数有很灵活的形式,可以将 $t = kT + dT + t_i (i = 2, 3, \dots, q + 1; d = 0, 1, \dots, P - 1)$ 时刻的预测值与期望值的最小偏差作为优化目标,即

$$\min_{u(kT)} J(k) =$$

$$\sum_{j=0}^{M-1} R(j)(u(kT+jT) - u(kT+jT-T))^2 + \sum_{d=0}^{p-1} \sum_{i=2}^{q+1} Q_i(d)(y_r(kT+dT+t_i) - \hat{y}_p(kT+dT+t_i))^2 \quad (15a)$$

$$\text{s. t. } u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \quad (15b)$$

式中: $Q_i(d)$ 为第 d 步的误差权系数; $R(j)$ 为第 j 步的控制权系数; $u_{\min}$ 和 $u_{\max}$ 是对控制输入的最小和最大约束; $U(kT) = [u(kT) \ u(kT+T) \cdots u(kT+MT-T)]$ 为优化变量; M 为控制时域 ($M \leq P$).

对式(15)进行优化可以求得最优控制序列,使得在预测时域内的预测输出与参考轨迹的偏差尽量小的同时,控制量的变化量也比较小. 在 kT 时刻只将 $U(kT)$ 的第 1 个分量 $u(kT)$ 用于实际控制,在 $kT+T$ 时刻重新对式(15)进行优化求解. 当 $x_i(k)$ 中的 y 分量没有实测值时,为了实现多步预测要用估计值代替,因此与传统的预测控制算法相比,受支持向量回归多步预测精度的限制, P 不能取得太大. 支持向量回归的短期预测精度很高,一般取 $P=2$ 就可以得到很好的控制精度.

2.3 算法步骤

算法的具体步骤为: ① 选择模型参数 $n, m, P, M, R_i(j) (i=2, 3, \dots, q+1; j=0, 1, \dots, M-1), Q_i(d)$ 和 $h_i(d) (i=2, 3, \dots, q+1; d=0, 1, \dots, P-1)$, 以及 $u_{\min}$ 和 $u_{\max}$; ② 设置 $k=1$; ③ 计算 $e_i(k)$, 设定参考轨迹; ④ 求解式(15)得出最优控制序列, 将 $u(kT)$ 用做控制输入; ⑤ 当 $k+1 \rightarrow k$ 时, 若控制结束则退出, 否则返回②.

2.4 仿真试验研究

在计算机控制系统中, A/D 和 D/A 的转换、控制算法的实现等都需要一定的时间, 因此控制量的输出时刻要比采样周期晚一定的时间, 这段时间称为计算延时. 一般计算延时与采样周期相比可以忽略不计, 但计算延时比较大时, 常常会使系统性能变差甚至不稳定^[10]. 随着计算机硬件的发展, 对信号采样时间的消耗几乎可以忽略不计, 造成计算延时的主要原因是对控制律的计算. 对于单率采样系统, $u(kT)$ 需要在 $y(kT)$ 有效之后才能计算, 经过一定的计算时间, $u(kT)$ 被延迟 Δt 后用于控制. 由于 NS-SVR-MPC 能够用帧周期内的输出来构造优化目标函数, 因此可以在 $y(kT-T+t_i)$ 有效后计算 $u(kT)$, 如果 $T-t_i > \Delta t$ 就不存在计算延时的问题 (见图 2).

本文在 1.4 节中, 验证了支持向量回归对多通

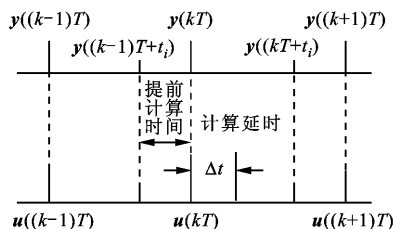


图2 计算延时示意图

道电力力伺服同步加载系统的多率采样建模有比较高的建模精度, 下面以该系统为研究对象, 进行控制仿真研究. 该系统的单通道简化模型为^[8]

$$G(s) = \frac{a_2 s^2 + a_1 s + a_0}{s^3 + b_2 s^2 + b_1 s + b_0} \quad (16)$$

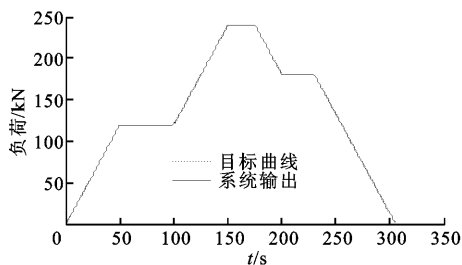
式中各参数的物理意义参见文献[8]. 根据经验取参数 $a_2=123.7, a_1=3\ 323, a_0=21\ 441, b_2=22.07, b_1=36.48, b_0=178.7$. 对系统输出多采样, 采样设置为 $T=500\text{ ms}, q=2, t_1=0\text{ ms}, t_2=400\text{ ms}$. 优化目标函数为

$$\begin{aligned} \min_{u(kT)} J(k) = & \sum_{j=0}^1 0.1(u(kT+jT) - u(kT+jT-T))^2 + \\ & \sum_{d=0}^1 (y_r(kT+dT+t_2) - \hat{y}_p(kT+dT+t_2))^2 \\ \text{s. t. } & 0 \leq u \leq 2.5 \end{aligned} \quad (17)$$

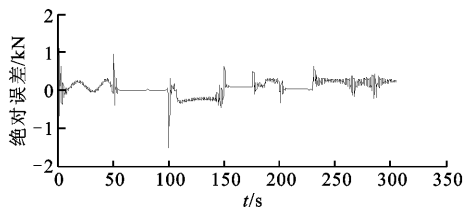
由式(17)可以看到, 优化的目标是令系统在时刻 $kT+t_2$ 和 $kT+T+t_2$ 的输出与期望值的偏差最小, 并以此得到最优的控制输出 $u(kT)$. 这一优化目标允许计算机提前 $T-t_2$ 开始计算 $u(kT)$. 将控制目标设为跟踪阶梯曲线, 模型参数 $n=3, m=3$; 支持向量回归参数 $C=100, \epsilon=0.001, \sigma=1.5, l=100$; 误差校正系数 $h_2(d)=0 (d=0, 1)$; $P=2, M=2$. 仿真试验结果如图 3 所示.

由图 3 可见, NS-SVR-MPC 算法可以达到比较高的控制精度. 此外, 系统在时刻 $kT+t_2$ 和 $kT+t_1$ ($k=1, 2, \dots, 610$) 跟踪期望轨迹的均方误差分别为 0.213 kN 和 0.226 kN , 说明虽然只以 $kT+t_2$ 时刻上的系统输出作为优化目标, 但整体控制精度都比较高. 仿真运行时间为 39.859 s (共有 610 个帧周期, 平均 65.3 ms , 小于 $T-t_2$), 因此可以满足实时性的要求.

多通道电力力伺服同步加载系统对试件进行台阶加载时, 除了同步性要求外, 还要求加载力在转换为台阶值时不能有太大的超调, 尤其是当试件处于



(a) 系统输出与目标曲线的比较



(b) 跟踪误差

图3 NS-SVR-MPC算法的控制结果

临界破坏状态时,通常解决的方法是增加参考轨迹柔化因子的值,使得加载力缓慢上升,但却限制了加载的速度.由图4可见,由于采用多率采样,因此允许在台阶信号的转折点上不设置控制要求,而且NS-SVR-MPC算法在斜坡上升未结束时,就可以计算控制量,因此对超调有一定的抑制作用.

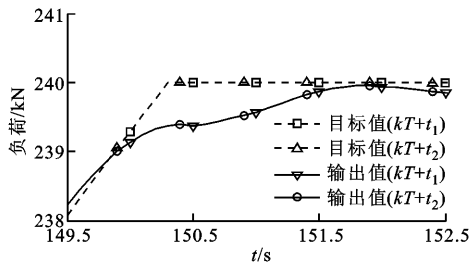


图4 NS-SVR-MPC算法的超调抑制作用

3 结论

本文应用提升技术将非均匀采样系统分解为多个子系统,并采用支持向量回归来估计各子系统的模型.应用结果表明,在多通道电液力伺服同步加载系统中的各子模型都有比较高的预测精度,且预测误差水平一致.NS-SVR-MPC算法以各子模型为预测模型,因此理论上可将控制采样间隔内任意时刻的输出与期望值的最小偏差作为优化目标,从而使控制系统的设计具有很大的灵活性.本文针对计算延迟和超调问题,通过仿真试验表明,调整优化目标函数可以避免数字控制系统中的计算延迟和抑制期望轨迹突变时的超调,且有很好的控制性能.因此,NS-SVR-MPC算法具有很高的应用价值.

参考文献:

- [1] SHENG Jie, CHEN Tongwen, SHAH S L. Generalized predictive control for non-uniformly sampled systems [J]. Journal of Process Control, 2002, 12(8): 875-885.
- [2] DING Feng, QIU Li, CHEN Tongwen. Reconstruction of continuous-time systems from their non-uniformly sampled discrete-time systems [J]. Automatica, 2009, 45(2): 324-332.
- [3] LI Weihua, HAN Zhengang, Shah S L. Subspace identification for FDI in systems with non-uniformly sampled multirate data [J]. Automatica, 2006, 42(4): 619-627.
- [4] 李大海,李天石,李宗斌.一种多率采样的在线支持向量回归及应用[J].西安交通大学学报,2010,44(3): 37-41.
- LI Dahai, LI Tianshi, LI Zongbin. On-line support vector regression by multirate sampling with its application [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(3): 37-41.
- [5] SMOLA A J, SCHOLKOPF B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.
- [6] LEONTARITIS I J, BILLINGS S A. Input-output parametric models for non-linear systems: part 1 deterministic non-linear systems [J]. International Journal of Control, 1985, 41(2): 303-328.
- [7] MA Junshui, THEILER J, PERKINS S. Accurate on-line support vector regression [J]. Neural Computation, 2003, 15(11): 2683-2703.
- [8] 曹阳,李天石.电液伺服协调加载系统特性分析及其自适应统一预测控制策略的试验研究[J].机械科学与技术,2002,21(4): 620-622.
- CAO Yang, LI Tianshi. Research on electrohydraulic servo harmony loading system and adaptive unified predictive control [J]. Mechanical Science and Technology, 2002, 21(4): 620-622.
- [9] ZHANG Haoran, WANG Xiaodong, ZHANG Changjiang, et al. Using least square SVM for nonlinear systems modeling and control [J]. Asian Journal of Control, 2007, 9(2): 215-220.
- [10] AZIMI A, GORDON B W, RABBATH C A. Dynamic scheduling of multiple RHC systems with coupling and computational delay [C] // Proceedings of the American Control Conference 2008. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 3583-3588.

(编辑 管咏梅)