

## 转向系统背压加载的广义预测控制

江小霞, 叶挺, 林少芬, 吴兵  
(集美大学轮机工程学院, 厦门 361021)

**摘要:** 针对转向系统背压加载的时变、非线性、多变量耦合等过程特性, 研究了一种基于最小二乘支持向量机 (least square support vector machine, LS-SVM) 的广义预测控制算法. 采用 LS-SVM 辨识方法对系统进行建模, 并用粒子群算法对 LS-SVM 的参数进行寻优, 为控制器的设计奠定基础; 对于时变的特点, 采用基于在线 LS-SVM 的广义预测控制混合算法, 实时修改模型参数. 转向系统背压加载的控制实验结果表明, 基于 LS-SVM 的广义预测控制混合算法是有效的, 能准确地跟踪设定的加载压力, 对抗动有较强的鲁棒性, 具有实际工程应用价值.

**关键词:** 转向系统; 背压加载; 最小二乘支持向量机 (LS-SVM); 广义预测控制

**中图分类号:** T02

**文献标志码:** A

**文章编号:** 0254-0037(2012)12-1766-06

## Generalized Predictive Control of Steering System Back Pressure

JIANG Xiao-xia, YE Ting, LIN Shao-fen, WU Bing  
(Marine Engineering Institute, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** To deal with the time-variation, nonlinearity and multivariable coupling characteristics in the process of steering system back pressure, the generalized predictive control strategy based on least square support vector machine (LS-SVM) was proposed. The LS-SVM model is established to identify the SSBP. Particle swarm optimization is proposed to get better value of normalizing parameter and kernel parameter. With time-variable inertia, an adaptive direct generalized predictive control method based on online LS-SVM is adopted, which revises the parameters for the model in time. Results of the actual application for the control of SSBP demonstrate that the proposed adaptive direct generalized predictive control method based on online LS-SVM is effective, the performance of loading pressure tracking is good, and the robustness to the disturbance is strong. The method can be applied to some control fields like the process of SSBP.

**Key words:** steering system; back pressure; least square support vector machine (LS-SVM); generalized predictive control

背压加载采用电机带动液压泵, 泵输出的油液通过节流阀或溢流阀返回油箱, 靠改变节流阀或溢流阀的开度加载压力, 来改变液压泵的负载<sup>[1]</sup>. 这种模拟加载方式, 机构简单, 试验成本低, 因而广泛应用于液压系统模拟加载试验. 转向系统的背压加载具有特殊性: 当转向器处于中位时, 回路中没有油

液流过, 处于无背压状态; 当转向器转动时, 回路中才有油液流过, 处于背压状态. 其控制难点主要体现在: 1) 它是一个非线性系统, 使用传统的辨识方法难以建立精确的系统模型; 2) 它是一个时变系统, 转向器靠人力操作, 每时每刻操作的力度都有差异; 3) 它是一个带扰动的多输入单输出系统, 加载

收稿日期: 2012-07-03.

基金项目: 福建省科技重大专题(2008HZ0002-1); 财政部科技部科技人员服务企业行动项目(财教[2009]365).

作者简介: 江小霞(1960—), 女, 教授, 主要从事计算机控制、机电一体化等方面的研究, E-mail: xmjiangxx@tom.com.

压力不仅取决于比例溢流放大器的输入电压, 而且与泵的转速、转向器的转动快慢及其他不确定干扰因素有关。

目前国内外尚未见到有关转向系统背压加载控制策略的研究. 针对转向系统背压加载的控制难点, 笔者尝试采用分段比例-积分-微分 (proportion integration differatiation, PID) 控制算法和基于最小二乘支持向量机 (least square support vector machine, LS-SVM) 的广义预测控制算法对其进行研究. 分段 PID 控制的参数整定与控制对象和给定量有关, 然而转向系统背压加载是一个时变系统, 因此对本系统而言, 分段 PID 控制参数不易整定, 鲁棒性差, 难以得到理想的控制效果. 基于统计学习理论的 LS-SVM, 被认为是非线性建模中新型的和理想的方法<sup>[2-3]</sup>. 广义预测控制 (generalized predictive control, GPC) 算法是一种自适应算法, 具有多步预测、在线滚动优化和反馈校正等特征, 有良好的跟踪特性及较强的鲁棒性<sup>[4-6]</sup>. 为此本文通过试验台测控系统采集数据样本, 用最小支持向量机非线性黑箱建模法对转向系统背压加载的非线性动态特性进行辨识; 将建立的转向系统背压加载的 LS-SVM 模型作为 GPC 的预测模型, 利用滚动优化和反馈校正机制, 设计了 GPC 控制器. 最后, 将提出的控制方案应用于转向系统背压加载系统中, 取得了较好的控制效果。

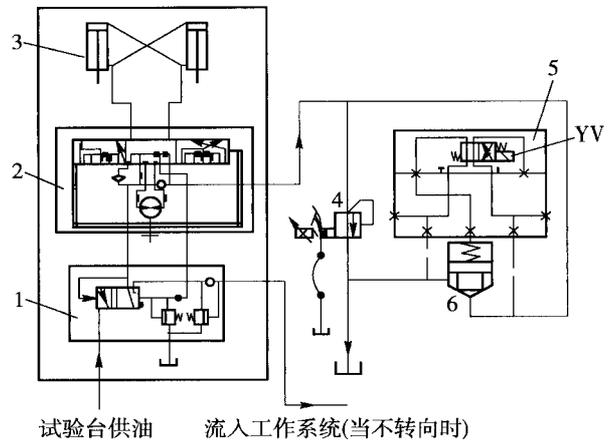
### 1 转向系统背压加载的建模分析

转向系统背压加载的原理如图 1 所示. 图中绿线框内为某型装载机转向系统, 绿线框外为试验台部分. 转向器转动时, 试验台的供油会经过卸荷溢流阀、转向器进入转向缸. 当先导换向阀的电磁铁 YV 不得电时, 回油将直接通过二通插装阀流回油箱, 转向系统没有背压; 当 YV 得电时, 回油将通过比例溢流阀回油箱, 此时转向系统回油产生背压。

将背压加载系统的比例溢流放大器和比例溢流阀视为广义被控制对象, 加载压力作为被控参量. 在转向系统背压加载的过程中, 加载压力  $P$  与输入电压  $u$ 、泵的转速  $n$ 、转向器的转速  $v$  和其他不确定干扰信号  $\delta$  等变量有关. 选择输入电压  $u$  和泵的转速  $n$  作为系统输入, 转向器的转速和干扰信号作为扰动信号, 系统的辨识模型描述为

$$P(k+1) = f(u(k), n(k)) \quad (1)$$

式中  $k = 1, 2, \dots, N$ .



1—卸荷溢流阀; 2—转向器; 3—转向缸; 4—比例溢流阀; 5—先导换向阀; 6—二通插装主阀

图 1 转向系统背压加载原理

Fig. 1 Schematic of steering system back pressure

转向系统背压加载模型辨识的方框图如图 2 所示。

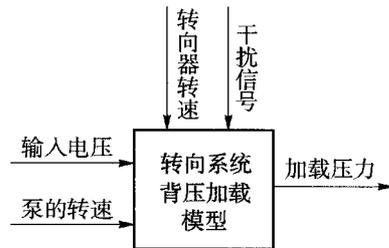


图 2 转向系统背压加载模型

Fig. 2 Schematic diagram of the model of steering system back pressure

## 2 基于 LS-SVM 的 GPC 混合控制算法

### 2.1 预测模型的建立

#### 2.1.1 LS-SVM 的系统辨识

用 LS-SVM 辨识方法对转向系统背压加载进行建模时, 着重考虑其输入输出关系而忽略其复杂的内部结构. 选用非线性自回归滑动平均模型 (nonlinear auto-regressive with extrain put, NARX)<sup>[7]</sup>, 描述转向系统背压加载的输入输出特性

$$P(k+1) = f(x(k)) \quad (2)$$

式中:  $k = 1, 2, \dots, N$ ;  $x(k) = (P(k), P(k-1), \dots, P(k-n), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m), n(k))$ .

$f(\cdot)$  是表征系统特性的待辨识非线性函数;  $x(k)$  是由过去的输入电压和加载压力组成的回归向量;  $m$  和  $n$  分别是输入电压  $u$  和加载压力  $P$  的阶

次;  $P(k+1)$  是与  $\mathbf{x}(k)$  相对应的输出, 即下一时刻的预测加载压力. 回归向量  $\mathbf{x}(k)$  和下一时刻的预测加载压力  $P(k+1)$  构成训练样本集  $\{\mathbf{x}(k), P(k+1)\}_{k=1}^N$ , 其中  $N$  为样本数.

按照 LS-SVM 理论, 要求辨识的函数形式为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}) + b \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{w}$  为权向量;  $b$  为偏置量; 非线性函数  $\boldsymbol{\phi}(\cdot)$  为函数列矢量, 它将输入空间映射为高维特征空间.

根据统计学习理论, 寻找辨识函数  $f(\cdot)$  的问题可转化为求解带约束条件的最优化问题, 其优化目标是

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi, \zeta} J(\mathbf{w}, b, \xi, \zeta) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N \zeta_k^2 \quad (4)$$

$$\text{s.t. } y_k = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}(k)) + b + e^k, \quad k = 1, \dots, N$$

式中:  $\zeta_k$  为松弛因子;  $\gamma$  为正正则化参数.

通过引入 Lagrange 函数:

$$L = J - \sum_{k=1}^N a_k [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}(k)) + b + \zeta_k - y_k] \quad (5)$$

式中:  $b \in \mathbb{R}$  为偏置量;  $a_k$  为 Lagrange 乘子. 根据 Karush-Kuhn-Tucker 最优化条件, 求解线性方程组, 求出  $a_k$  和  $b$ , 可得到 LS-SVM 预测模型:

$$\hat{P}(k+1) = f(\mathbf{x}(k)) = \sum_{k=1}^N a_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}(k)) + b \quad (6)$$

式中:  $\hat{P}(k+1)$  为 LS-SVM 模型的预测输出;  $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}(k))$  为核函数, 这里选用径向基核函数, 即

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}(k)) = \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}(k)\|^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (7)$$

由式(6)和(7)可得到 LS-SVM 辨识的函数:

$$\hat{P}(k+1) = \sum_{k=1}^N a_k \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}(k)\|^2}{2\sigma^2} \right\} + b \quad (8)$$

正则化参数  $\gamma$  和核函数  $\sigma$  的选取是非常重要的, 对模型参数的辨识有很大的影响, 本文选用粒子群算法实现参数的寻优. 粒子群算法是模拟鸟群捕食行为的进化计算技术, 其方法为: 在群体规模内初始化一组随机解, 每个解通过适应值函数判别优越性, 然后按照式(9)和(10)反复迭代, 直到符合终止条件.

$$\mathbf{v}_{id}^{k+1} = \omega_i \mathbf{v}_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - \mathbf{x}_{id}^k) + c_2 r_2 (g_{id} - \mathbf{x}_{id}^k) \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \quad (i = 1, 2, \dots, m; d = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

式中:  $m$  为粒子群体规模;  $n$  为粒子维数;  $\mathbf{v}_{id}^k$  为第  $k$  迭代步时解迭代偏移量;  $\mathbf{x}_{id}^k$  为第  $k$  迭代步时粒子空

间位置;  $c_1$  和  $c_2$  分别为正常数;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  间随机数;  $\omega_i$  为动量项系数;  $p_{id}$  为个体最优解;  $g_{id}$  为全局最优解.

### 2.1.2 LS-SVM 辨识的实现

利用实际工程机械液压试验测试平台采集的数据, 选取泵的转速分别为 400 和 1 000 r/min 时的 2 组背压加载压力和比例溢流阀输入电压采集数据为训练集, 用泵的转速分别为 600 和 800 r/min 时采集到的数据为测试集.

LS-SVM 辨识的实现框图如图 3 所示. 在图 3 中,  $\mathbf{u}(k)$  和  $\mathbf{n}(k)$  为系统输入,  $P(k)$  为系统输出,  $\hat{P}(k+1)$  为预测输出.

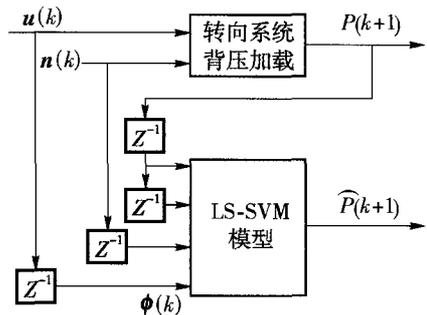


图 3 系统辨识结构

Fig. 3 Structure of system identification

取幅值从 0 V 开始以 0.1 V 递增的方波信号为激励信号, 设定在 0 ~ 3.5 V, 信号幅值变化频率为 2 Hz. 采样周期为 0.05 s. PSO 算法寻优参数设置如下:

- 1) 取  $c_1 = c_2 = 2$ ; 用线性递减方法求  $\omega$ ,  $\omega_{\max} = 0.9$ ,  $\omega_{\min} = 0.4$ .
- 2) 将  $\gamma$  和  $\sigma$  的组合作为一个粒子, 取值均大于零, 取值上限不作限制, 设定群体规模  $m = 20$ .
- 3) 适应度函数为均方误差, 如式(11)所示.

$$\text{RMSE} = \left( \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 / n \right)^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

粒子群算法寻优得到  $\gamma$  和  $\sigma$ , 取值分别为  $\gamma = 63.532$ ,  $\sigma = 44.185$ . 通过训练集数据样本的训练学习, LS-SVM 模型获得了转向系统背压加载的动态特性; 再将测试集数据样本用来测试得到的预测模型, 验证 LS-SVM 的泛化能力. 图 4(a) 和 (b) 分别为在泵的转速为 600, 800 r/min 时背压加载的电压/压力特性.

图 4 中的试验数据样本都有 2 处尖峰, 这是由于液压冲击引起的突变, 也是 LS-SVM 模型在此处预测结果误差较大的原因. 总体而言, LS-SVM 模型

的预测结果与实验数据吻合较好, 所建立的模型是有效的. 其中, 平均绝对误差  $MAE = 0.110$ ; 均方误差  $MSE = 0.0325$ .

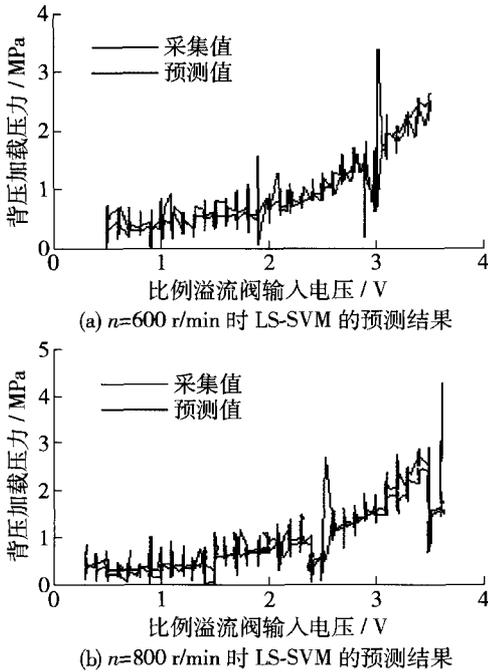


图 4 LS-SVM 模型的仿真曲线

Fig. 4 Simulation curve of LS-SVM model

### 2.2 基于 LS-SVM 的 GPC 算法

LS-SVM 在小样本数据的拟合中获得了很好的效果, 而且在实际工程中的应用越来越广泛<sup>[8-9]</sup>. 然而, LS-SVM 模型的训练需要很长的时间, 实时性较差, 不适用于时变系统. 对于转向系统的背压加载控制系统, 转向器是靠人力操作的, 每人每次操作的力度都有差异, 即转向器的转动快慢是不同的. 转向器的转动快慢和其他干扰信号等不确定因素的存在, 都会对系统期望的控制性能造成不良的影响. 因此, 针对转向系统的背压加载控制系统中存在的因素及对系统的实时性要求, 引入自适应机制, 即采用在线 LS-SVM 的方式实时修正系统模型的参数并进行 GPC 控制. 在线 LS-SVM 预测模型为

$$\hat{P}(k+1) = \sum_{i=k-m+1}^k a_i \exp\left\{-\frac{\|x-x(k)\|^2}{2\sigma^2}\right\} + b \quad (12)$$

式中  $m$  为在线 LS-SVM 的矩形窗大小.

在线 LS-SVM 是支持向量机的改进形式, 训练样本采用序贯加入的滑动方式, 适合在线获取<sup>[10-11]</sup>. 在线 LS-SVM 模型作为 GPC 的预测模型, 能实时修改模型的参数, 使系统具有良好的抗扰性.

基于在线 LS-SVM 的转向系统背压加载广义预测控制的结构框图如图 5 所示.

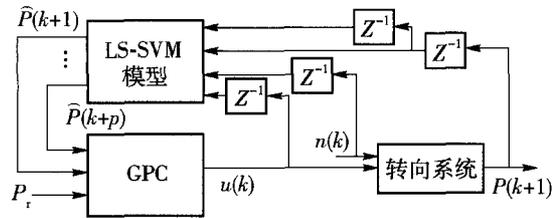


图 5 LS-SVM 模型的仿真曲线

Fig. 5 Control strategy of GPC based on the LS-SVM

图 5 中  $P_r$  为系统设定值,  $\hat{P}(k+p)$  为  $k+p$  时刻的预测值, 则基于 LS-SVM 的非线性广义预测控制的目标函数为

$$J = \sum_{j=1}^P [\hat{P}(k+j) - w(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^L \lambda(j) [\Delta u(k+j-1)]^2 \quad (13)$$

式中:  $P$  为预测长度;  $L$  为控制长度;  $\lambda(j)$  为控制加权;  $\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+L-1)$  为控制变量;  $w(k+j)$  为输入参考轨迹.

为了进行柔化控制, 控制的目的是不是使输出直接跟踪设定值, 而是跟踪参考轨迹, 参考轨迹为

$$w(k+j) = \alpha^j P(k) + (1 - \alpha^j) P_r \quad (14)$$

式中  $\alpha$  为弱化系数.

定义  $\Delta U = [\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+L-1)]^T$ , 则在每一采样时刻, 由梯度寻优法得到目标函数的最优解:

$$\Delta U = (\lambda I + G^T G)^{-1} G^T (W - f) \quad (15)$$

式中:  $W = [w(k+1), w(k+2), \dots, w(k+P)]^T$ ;

$$G = \begin{bmatrix} g_0 & & & 0 \\ g_1 & g_0 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ g_{L-1} & g_{L-2} & \cdots & g_0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g_{P-1} & g_{P-2} & \cdots & g_{P-L} \end{bmatrix};$$

$g_i$  为对象阶跃响应的采样值, 能用最小二乘法估计得到; 预测向量  $f$  可根据 GPC 与 DMC 控制规律的等价性来得到<sup>[12]</sup>, 即

$$\begin{bmatrix} f(k+1) \\ f(k+2) \\ \vdots \\ f(k+P) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{P}(k+2) \\ \hat{P}(k+3) \\ \vdots \\ \hat{P}(k+P+1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} e(k+1) \quad (16)$$

其中  $e(k+1) = P(k+1) - \hat{P}(k+1)$ .

实际控制时,每次仅将第1个分量加入系统,即

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) = u(k-1) + \mathbf{g}^T(\mathbf{W} - \mathbf{f}) \quad (17)$$

式中  $\mathbf{g}^T$  为  $(\lambda \mathbf{I} + \mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T$  的第1行.

### 2.3 算法仿真

在 Matlab 平台上对转向系统背压加载进行数值仿真. 预测长度  $P$ 、控制长度  $L$  及加权系数  $\lambda$  的选取对系统的控制性能有重要的影响<sup>[13]</sup>. 一般取预测长度  $P$  接近于系统的上升时间,在实际应用中,建议用较大的  $P$ ,使闭环系统有所期望的鲁棒性和快速性. 由于优化的输出预测最多只受到  $P$  个控制增量的影响,所以应有  $L \leq P$ . 加权系数  $\lambda$  的作用是用来限制控制增量的剧烈变化,一般  $\lambda$  取得较小. 在实际选择时,可先令  $\lambda$  为零或者一个很小的值,然后适当增加  $\lambda$ ,直到取得满意的控制效果<sup>[14-15]</sup>.

综合以上考虑,经过不断反复地调试,本文选取 GPC 的参数为:预测长度  $P = 6$ ;控制长度  $L = 3$ ;加权系数  $\lambda = 0.8$ ;柔化系数  $\alpha = 0.3$ . 选取在线 LS-SVM 的矩形窗  $m = 10$ . 仿真步数设定为 100,设定值  $P_r = 1$ . 图 6 为基于 LS-SVM 的非线性广义预测控制的仿真曲线. 红线为设定值,绿线为 GPC 的预测值.

由仿真曲线可知,基于 LS-SVM 的 GPC 算法,能迅速比较设定值 1,收敛速度快,超调量也比较小,控制效果理想.

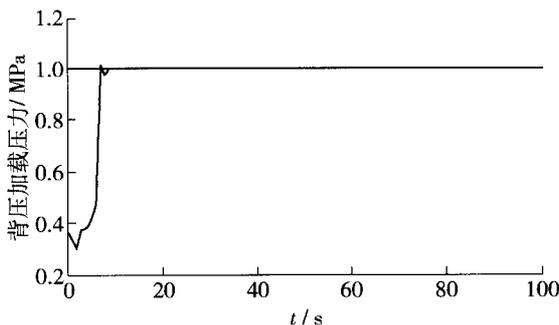


图 6 基于 LS-SVM 的广义预测控制仿真曲线

Fig. 6 Simulation curve of GPC based on the LS-SVM

### 3 实际应用

在实际的控制系统中,上位机通过 Modbus 协议与 PLC 通信,控制转向泵和液压回路中的各类电磁阀的开/关. 上位机通过采集板卡实时采集加

载压力和转向泵的转速,输出比例溢流放大器的输入电压. 转向系统背压加载控制系统的软件设计是在虚拟仪器开发平台 LabVIEW 8.5 开发的,基于 LS-SVM 的广义预测控制算法的流程如图 7 所示. 广义预测控制的参数选取如下:预测长度  $P = 8$ ;控制长度  $L = 2$ ;加权系数  $\lambda = 0.3$ ;柔化系数  $\alpha = 0.1$ .

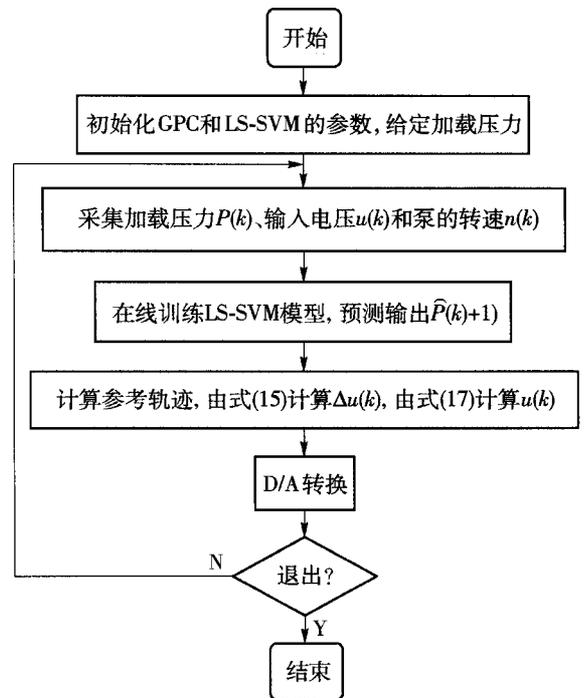


图 7 广义预测控制流程

Fig. 7 Flow chart of GPC

当采用分段 PID 控制时,转向系统背压加载的控制效果如图 8(a) 所示. 当采用广义预测控制器时,转向系统背压加载的控制效果如图 8(b) 所示. 图 8(a) 和 (b) 为泵的不同转速条件下,加载压力设定为 1 MPa 时背压加载的控制效果图. 由图 8 可知,当转向器静止时,背压加载压力很小,接近于零. 当转向器转动时,背压加载压力快速地逼近系统的设定加载压力. 由此可看出,分段 PID 控制和基于 LS-SVM 的广义预测控制算法应用于转向系统背压加载都是有效的. 分段 PID 控制参数是在泵的转速为 400 r/min 条件下整定的,因此在泵的转速不断升高的过程中,分段 PID 控制效果不佳,鲁棒性较差. 基于 LS-SVM 的广义预测控制算法通过在线 LS-SVM 实时建模,利用滚动优化和反馈校正,能实现自适应控制,具有较强的鲁棒性.

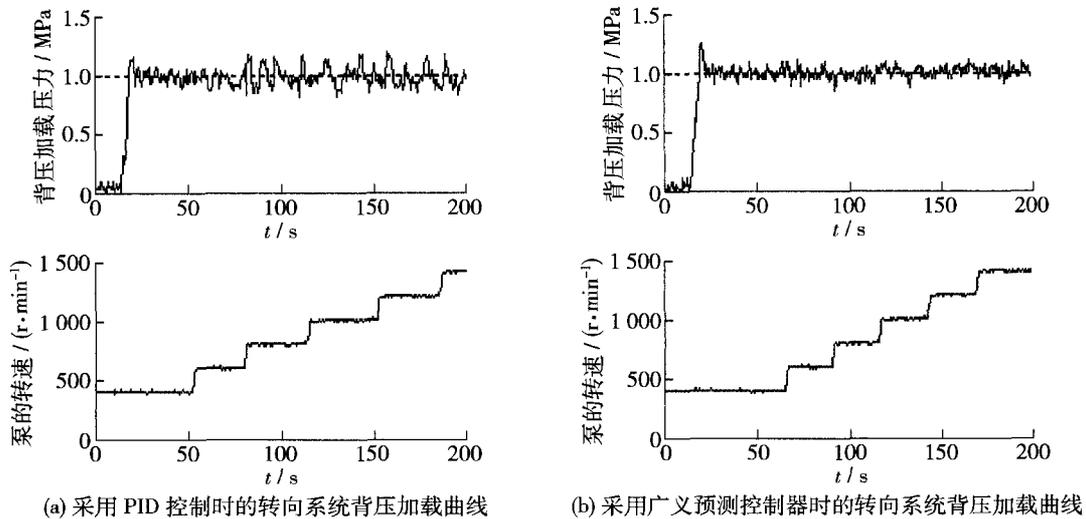


图8 在泵的不同转速条件下背压加载的效果

Fig. 8 Back pressure at different pump speed

## 4 结论

1) 为了使转向系统背压加载时获得良好的控制效果,本文试图绕开转向系统背压加载的内部复杂性,用基于粒子群算法的LS-SVM辨识方法对其进行建模.仿真结果表明,LS-SVM模型的辨识效果是令人满意的,平均绝对误差 $MAE = 0.110$ ,均方误差 $MSE = 0.0325$ .

2) 针对时变、带扰动的多输入单输出的控制难点,本文研究了基于LS-SVM的GPC控制算法.仿真结果表明,在动态响应过程中,该算法调整时间较短,精度较高.

3) 采用分段PID控制和基于LS-SVM的广义预测控制算法应用于转向系统背压加载系统中,取得了较好的控制效果,其中广义预测控制算法的控制精度较高,鲁棒性较好.

## 参考文献:

- [1] 张之良,贺建林,陈馨.功率回收方式在大流量油泵、油马达试验系统中的应用[J].船海工程,2006,5(174):37-40.  
ZHANG Zhi-liang, HE Jian-lin, CHEN Xin. Application of the manner of power recovery in the experimental system of high-flow oil pump and motor [J]. Ship and Ocean Engineering, 2006, 5(174): 37-40. (in Chinese)
- [2] 王定成.支持向量机建模预测与控制[M].北京:气象出版社,2009:44-45.

- [3] ANWAR S. Yaw stability control of all automotive vehicle via generalized predictive algorithm [C] // IEEE. Proceedings of the 2005 American Control Conference, Piscataway, NJ, August 8-1, 2005, 435-440.
- [4] 崔万照,朱长纯.最小二乘小波支持向量机在非线系统辨识中的应用[J].西安交通大学学报,2004,38(6):562-566.  
CUI Wan-zhao, ZHU Chang-chun. Least squares wavelet support vector machines and its application to nonlinear system identification [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(6): 562-566. (in Chinese)
- [5] RODRIGUEZ P, DUMUR D. Generalized predictive control robustification under frequency and timedomain constraints [J]. IEEE Transactions on Control System Technology, 2005, 13(4): 577-587.
- [6] OLARU S, AYERBE P R. Robustification of explicit predictive control laws [C] // IEEE Conference on Control and Design, San Diego, CA, December 12-13, 2006.
- [7] SJOBERG J, ZHANG Q H, LJUNG L, et al. Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview [J]. Automatica, 1995, 31(12): 1691-1724.
- [8] 尹德义,李中健.基于支持向量机的飞行控制系统辨识[J].飞行力学,2010,28(6):45-48.  
YIN De-yi, LI Zhong-jian. The identification of the flight control system based on SVM [J]. Flight Dynam Ics, 2010, 28(6): 45-48. (in Chinese)

的最本质的特征,这些特征是确保月球车具有优良的运动性能的内在根据,对于设计和控制月球车具有重要的指导意义。

#### 参考文献:

- [1] ZHAN Qiang, DING Xi-lun, LI Duan-liang. Design and control of Lunar Rover[C]//2002 International symposium on deep space exploration technology and application. Qingdao, August 12-15, 2002; 119-124.
- [2] 安部正人. 汽车的运动和操纵[M]. 陈辛波, 译. 北京: 机械工业出版社, 1998.
- [3] 王佐伟, 吴宏鑫. 月球探测车转向系统动力学建模与分析[J]. 中国空间科学技术, 2004(3): 14-20.  
WANG Zuo-wei, WU Hong-xin. Dynamics modeling and analysis of Lunar Rover steering system[J]. Chinese Space Science and Technology, 2004(3): 14-20. (in Chinese)
- [4] WONG J Y. Theory of ground vehicles[M]. 3rd ed. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [5] YOSHIDA K, ISHIGAMI G. Steering characteristics of a rigid wheel for exploration on loose soil[C]//Proceedings 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Sendai, September 28-October 2, 2004; 3995-4000.
- [6] KAZUYA Y, HIROSHI H. Motion dynamics of a rover with slip-based traction model[C]//Proceedings of 2002 IEEE International Conference on Robotics & automation, Washington, May 11-15, 2002; 3155-3160.
- [7] IAGNEMMA K, RZEPNIEWSKI A, et al. Control of robotic vehicles with actively articulated suspensions in rough terrain[J], Autonomous Robots, 2003, 14(1): 5-16.
- [8] IAGNEMMA K, DUBOWSKY S. Traction control of wheeled robotic vehicles with application to planetary rovers [J]. The International Journal of Robotics Research, 2004, 10: 1029-1040.
- [9] FIORINI P. Ground mobility systems for planetary exploration [C] // Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics & Automation, San Francisco, April 24-28, 2000; 908-913.
- (责任编辑 吕小红)
- 
- (上接第 1771 页)
- [9] 张昌凡, 王耀南, 何静. 水磁同步伺服电机的变结构智能控制[J]. 中国电机工程学报, 2007, 22(7): 13-17.  
ZHANG Chang-fan, WANG Yao-nan, HE Jing. Variable structure intelligent control for PM synchronons servo motor drive[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 22(7): 13-17. (in Chinese)
- [10] 刘斌, 苏宏业, 褚建. 一种基于最小二乘支持向量机的预测控制算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1399-1402.  
LIU Bin, SU Hong-ye, CHU Jian. Predictive control algorithm based on least squares support vector machines [J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1399-1402. (in Chinese)
- [11] 王定成, 姜斌. 在线稀疏最小二乘支持向量机回归的研究[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 132-137.  
WANG Ding-cheng, JIANG Bin. Online sparse least square support vector machines regression [J]. Control and Decision, 2007, 22(2): 132-137. (in Chinese)
- [12] 程萍. 基于最小二乘支持向量机的非线性广义预测控制[D]. 太原: 太原理工大学信息学院, 2010: 15-16.  
CHENG Ping. Generalized predictive control algorithm based on least squares support vectro machines [D]. Taiyuan: College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, 2010; 15-26. (in Chinese)
- [13] 王伟. 广义预测控制理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- [14] 阮学斌. 广义预测控制在空调监控系统中的应用[J]. 控制工程, 2007, 14(1): 18-20.  
RUAN Xue-bin. Application of generalized predictive control to air-condition monitor and control system [J]. Control Engineering of China, 2007, 14(1): 18-20. (in Chinese)
- [15] 陈永新, 柯尊忠, 伍德林. 精校机电液位置伺服系统的广义预测控制[J]. 机床与液压, 2011, 39(9): 71-73.  
CHEN Yong-xin, KE Zun-zhong, WU De-lin. General predictive control of electro-hydraulic positon servo system of precise straightening press [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2011, 39(9): 71-73. (in Chinese)
- (责任编辑 吕小红)