

PSO 并行优化 LSSVR 非线性黑箱模型辨识

刘 胜, 宋 佳, 李高云

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:针对非线性黑箱系统辨识中存在不确定性、高阶次,采用常规辨识方法建立其精确数学模型十分困难等问题,提出一种基于自适应粒子群算法的最小二乘支持向量机回归(PSO-LSSVR)非线性系统辨识方法.该方法采用2组自适应粒子群算法并行计算模型,分别利用自适应粒子群算法对LSSVR中的参数进行自动选取和矩阵迭代求解,既克服了传统LSSVR参数难以确定的缺点,提高了辨识精度,同时避免了复杂矩阵求逆运算,加快了计算速度.将该方法应用于船舶操纵性模型非线性系统辨识,仿真结果表明,由该方法得到的LSSVR能够有效地对系统进行建模,仿真精度高,结构简单,具有一定的理论推广意义.

关键词:粒子群算法;最小二乘支持向量机回归;非线性系统辨识;黑箱模型;船舶操纵模型

中图分类号: N945.1; TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2010)01-0051-06

Modeling a complex nonlinear system with particle swarm optimization and parallel-optimized least squares support vector regression

LIU Sheng, SONG Jia, LI Gao-yun

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Complex nonlinear systems usually suffer from high-order nonlinearity and uncertainty of parameters. This makes it difficult to establish an accurate mathematical model using conventional identification methods. To solve this problem, a new least squares support vector regression based on particle swarm optimization (PSO-LSSVR) was proposed. This identification model used two PSOs in parallel. One automatically sets the parameters of the LSSVR, while the other iterates the matrix. Thus the precision of identification is ensured, and calculation speed is improved by avoiding matrix inversion. This method was employed in dynamic identification of ship steering. Simulations proved that the PSO-LSSVR has a simple structure, high precision of model identification.

Keywords: particle swarm optimization; least squares support vector regression; nonlinear system identification; black box model; ship maneuvering

许多复杂的系统通常难以用传统方法进行描述,特别是非线性动态时变系统.目前多采用基于输入-输出数据的黑箱系统建模辨识方法进行建模,目前的研究主要集中于基于神经网络的方法.然而,现有的神经网络学习理论大都基于样本数目趋于无穷大的渐近理论,并存在局部极小点、过学习等缺陷.为此,近年来统计学习理论(SLT)的研究得到了广泛的重视,统计学习理论是一种专门研究小样本情况下的机器学习理论^[1].

最小二乘支持向量机(least squares support vec-

tor machines, LSSVM)就是在这—理论基础上发展起来的^[2]. LSSVM 基于结构风险最小化,在 SVM 的基础上,通过将价值函数改为最小二乘价值函数以及用等式约束代替不等式约束,避免了求解二次规划问题,具有更好的抗噪能力和更快的运算速度^[3,4].但是,和其他学习算法一样, LSSVM 的性能多依赖于学习机参数的选取.到目前为止,还没有指导 LSSVM 参数选择的一般方法^[5,6].最小二乘支持向量机所涉及到的矩阵求逆运算成为提高拟合速度的障碍.本文提出了一种基于自适应粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)的最小二乘支持向量机回归(least squares support vector regression, LSSVR)算法,以下简称 PSO-LSSVR 算法.

收稿日期:2009-03-01.

基金项目:黑龙江省自然科学基金资助项目(A2004-19).

通信作者:刘 胜. E-mail: liu. sch@163. com.

采用2组粒子群算法并行优化结构,同时对LSSVR中的参数进行自动选取和矩阵迭代求取,并将此方法应用于船舶操纵模型辨识研究中.仿真结果表明,采用PSO-LSSVR对非线性系统进行辨识,在辨识精度方面具有明显优势.

1 LSSVR 回归估计

设给定训练样本集: $\{\mathbf{x}_k, y_k\}_{k=1}^N$, 其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 为 n 维的训练样本输入, $y_k \in \mathbf{R}$ 为训练样本输出. LSSVR 利用非线性映射 $\Phi(\cdot)$ 将数据映射到相应的高维特征空间 F 中,并在该空间进行线性回归. LSSVR 算法选择误差 ζ 的二范数为损失函数^[10],目标优化函数为

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N \gamma_k^2,$$

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

式中: γ 为调节参数,它能够在训练误差和模型复杂度之间取一个折衷,以便使所求的函数具有较好的泛化能力. LSSVR 定义了与标准 SVR 不同的损失函数,并将其不等式约束改为等式约束,可在对偶空间上求取 \mathbf{w} . 引入 Lagrange 函数:

$$\min J_{\text{LSSVR}} = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N \zeta_k^2 - \sum_{k=1}^N a_k [\mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x}_k) + b + \zeta_k - y_k]. \quad (2)$$

对式(2)进行优化,即求 L 对 \mathbf{w} 、 b 、 ζ 、 a 的偏导数等于0,得到

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{k=1}^N a_k \Phi(\mathbf{x}_k), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N a_k = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \zeta_k} = 0 \rightarrow a_k = \gamma \zeta_k, k = 1, 2, \dots, N, \\ \frac{\partial L}{\partial a_k} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x}_k) + b + \zeta_k - y_k = 0, k = 1, 2, \dots, N. \end{cases}$$

通过消去 \mathbf{w} 和 ζ , 式(2)的解为

$$\begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{l}}^T \\ \tilde{\mathbf{l}} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \frac{1}{\gamma} \mathbf{I}_n \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

式中: $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]^T$, $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_N]^T$, $\mathbf{Z} = [\Phi(\mathbf{x}_1) \ \Phi(\mathbf{x}_2) \ \dots \ \Phi(\mathbf{x}_N)]^T$, $\tilde{\mathbf{l}}$ 为 $N \times 1$ 单位列向量. 非线性函数拟合的 $\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T$ 内积运算可用满足 Mercer 条件的核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k)$ 替代,这里采用径向基(RBF)函数: $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|^2 / \sigma^2)$. 对于式(3),令 $\mathbf{H} = \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1} \mathbf{I}_n$, 则模型系数的解为: $\mathbf{a} = \mathbf{H}^{-1}(\mathbf{Y} - b\tilde{\mathbf{l}})$, 其中:

$$b = \frac{\tilde{\mathbf{l}}^T \mathbf{H}^{-1} \mathbf{Y}}{\tilde{\mathbf{l}}^T \mathbf{H}^{-1} \tilde{\mathbf{l}}}.$$

因此, LSSVR 回归估计结果为

$$y(x) = \sum_{k=1}^N a_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b. \quad (4)$$

从以上的推导可见, LSSVR 辨识算法选用不同的损失函数,并用等式约束将求解二次规划问题转化为求解线性方程,显然可以极大地减少算法的复杂度. 但 LSSVR 矩阵求逆运算量及运算复杂性随模型维数增高而加大,对于实际工程的大规模求解问题在计算机上很难实现. 同时,采用径向基核函数的 LSSVR 学习参数 γ 和 σ^2 的选取也对算法的推广预测能力和算法的效率有很大的影响.

2 PSO-LSSVR 并行算法实现

兼顾 LSSVR 在运算中存在的参数难以确定和矩阵维数大求解困难的问题,文中提出了2组 PSO 算法并行运算的方式,其结构如图1所示.

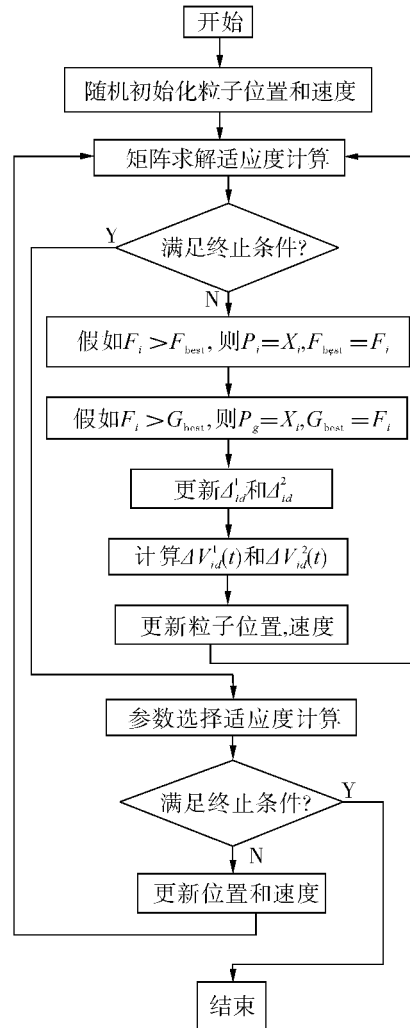


图1 PSO-LSSVR 并行算法结构

Fig.1 Structure of PSO-LSSVR

用粒子群迭代求解线性矩阵方程替代最小二乘支持向量机参数寻优确定结构中的复杂矩阵求逆运算,一方面避免了矩阵求逆,同时实现了调节参数 σ^2 和核函数参数 σ^2 的自动求解,改善了LSSVR的训练速度和性能,并提高了辨识过程中的抗干扰能力。

并行算法实现步骤如下:

1)在定义空间内随机初始化2组粒子的位置 X_{Li}, X_{Mj} 及飞行速度 V_{Li}, V_{Mj} ($i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,n$).其中粒子向量 X_{Li} 代表一个支持向量机模型,该模型对应不同的支持向量机参数,即调节参数 γ 和核函数参数 σ^2 .粒子向量 X_{Mj} 代表一个矩阵解 $X_{Mj}=[b \ a_1 \cdots a_N]^T$.

2)为了使训练LSSVR辨识精度最优,采用均方误差(MSE)作为评价准则.将式(3)改写成如下形式^[7]:

$$AX_M = z, \quad A \in \mathbf{R}^{p \times q}, z \in \mathbf{R}^p. \quad (5)$$

矩阵求解适应度函数定义为

$$F_M(b, a) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{h=1}^p \sum_{l=1}^q (z_h - A_{hl} X_l)^2 + \text{eps}}}. \quad (6)$$

核函数参数寻优适应度函数定义为

$$F_L(\gamma, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y_k - f(x_k))^2 + \text{eps}}}. \quad (7)$$

令粒子 i ($i=1,2,\dots,m$)当前的最优位置为 $P_i = X_i$,对应的适应度为 $F_{\text{best}_i} = F_i$ 并从粒子群中找出全局最优粒子,令其位置为 P_g ,对应的适应度为 G_{best} .

3)为提高算法寻找全局最优解的概率,采用文献[8]中自适应策略修正 Δ_{id}^1 和 Δ_{id}^2 并将其限定在范围 $[\Delta_{\min}^d, \Delta_{\max}^d]$ 内.

$$\Delta_{id}^1(t) = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{id}^1(t-1), [P_{id}(t-1) - X_{id}(t-1)] \times [P_{id}(t) - X_{id}(t)] > 0; \\ \eta^- \Delta_{id}^1(t-1), [P_{id}(t-1) - X_{id}(t-1)] \times [P_{id}(t) - X_{id}(t)] < 0; \\ \Delta_{id}^1(t-1), & \text{其他.} \end{cases}$$

$$\Delta_{id}^2(t) = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{id}^2(t-1), [P_{id}(t-1) - X_{id}(t-1)] \times [P_{id}(t) - X_{id}(t)] > 0; \\ \eta^- \Delta_{id}^2(t-1), [P_{id}(t-1) - X_{id}(t-1)] \times [P_{id}(t) - X_{id}(t)] < 0; \\ \Delta_{id}^2(t-1), & \text{其他.} \end{cases} \quad (8)$$

4)计算 ΔV_{id}^1 和 $\Delta_{id}^2(t)$.

$$\begin{cases} \Delta V_{id}^1(t) = \Delta_{id}^1(t) \cdot \text{sgn}[P_{id}(t) - X_{id}(t)], \\ \Delta V_{id}^2(t) = \Delta_{id}^2(t) \cdot \text{sgn}[P_{id}(t) - X_{id}(t)]. \end{cases} \quad (9)$$

5)对所有粒子执行如下操作:

①修正粒子飞行速度,限定在 $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 内;

$$V_{id}(t+1) = wV_{id}(t) + c_1 r_1 \Delta V_{id}^1(t) + c_2 r_2 \Delta V_{id}^2(t). \quad (10)$$

②修正粒子位置,并将其限定在 $[X_{\min}, X_{\max}]$ 内,同时计算其适应度 F_i ;

③如果 $F_i > F_{\text{best}}$,则令 $P_i = X_i, F_{\text{best}_i} = F_i$;

④如果 $F_i > G_{\text{best}}$,则令 $P_g = X_i, G_{\text{best}} = f_i$.

6)如果最优适应度几乎不再变化或达到最大迭代次数,则停止,2组粒子群算法嵌套并行运算完成迭代寻优.

3 系统仿真

3.1 sinc函数的拟合

为验证本文所提出的PSO并行优化LSSVR回归拟合方法的有效性,对加有噪声的sinc函数($y = \sin(x)/x + \sigma_0 \cdot N(0,1)$)进行测试.在区间 $[-3,3]$ 上等间隔产生100个点作为训练样本,高斯白噪声的方差为 $\sigma_0=1$,再分别用随机产生的31个有噪声数据进行拟合测试.图2中,LSSVR曲线即为采用普通最小二乘支持向量机的拟合曲线,采用交叉验证法确定调节参数和核函数参数.而PSOLSSVR曲线为采用文中提出PSO并行优化LSSVR回归计算的拟合曲线图.由图2可见通过PSO对回归拟合的并行优化,其回归拟合的自适应能力更强,拟合精度更高,具有更好的抗干扰能力.进一步将粒子群并行优化最小二乘支持向量机回归建模方法应用于船舶操纵性模型辨识中.

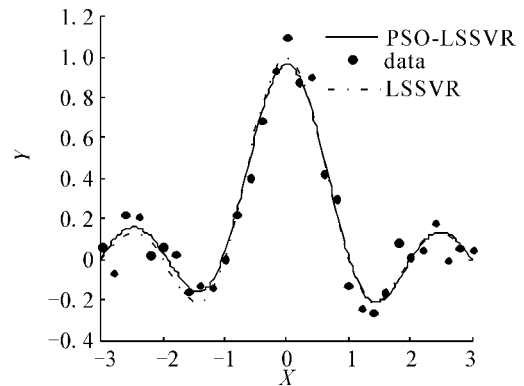


图2 对含白噪声sinc函数的拟合

Fig.2 Regression of sinc function with white noise

3.2 船舶操纵模型辨识

为了验证PSO-LSSVR算法的有效性,将其应用于船舶操纵模型这一典型非线性系统模型的辨识

中. 将随船运动坐标系原点置于船舶重心 G 上, 如图 3 所示, 空间固定坐标系 X_0OY_0 和随船运动坐标系 xGy . X, Y, N 为作用于船体上的外力和力矩, u, v, r 为船运动速度分量及转艏角速度, ψ 为航向角, δ 为舵角, β 为漂流角.

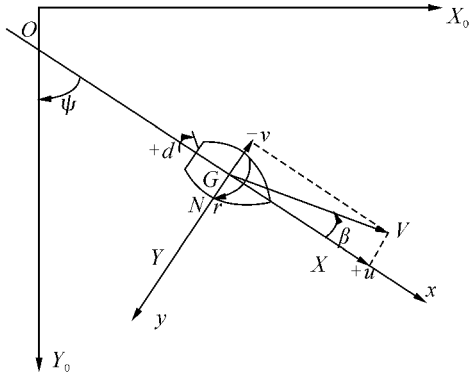


图3 坐标系

Fig. 3 Coordinate system

建立船舶操纵非线性数学模型:

$$T_1 T_2 \ddot{\psi} + (T_1 + T_2) \dot{\psi} + H(\psi) = K_\delta (\delta + T_3 \dot{\delta}) + K_{Yd} (Y_d + T_4 \dot{Y}_d) + K_{Nd} (N_d + T_5 \dot{N}_d). \quad (11)$$

式中:

$$\begin{cases} T_1 T_2 = \frac{(m - Y_v)(I_z - N_r) - N_v Y_r}{(mu - Y_r)N_v + N_r Y_v}, \\ T_1 + T_2 = \frac{-Y_v(I_z - N_r) - N_r(m - Y_v) + (mu - Y_r)N_v - Y_r N_v}{(mu - Y_r)N_v + N_r Y_v}, \\ K_\delta = \frac{N_v Y_\delta - Y_v N_\delta}{(mu - Y_r)N_v + N_r Y_v}, \\ T_3 = \frac{N_\delta(m - Y_v) + N_v Y_\delta}{N_v Y_\delta - Y_v N_\delta}, \\ K_{Yd} = \frac{N_v}{(mu - Y_r)N_v + N_r Y_v}, \\ T_4 = \frac{N_v}{N_v}, \\ T_5 = \frac{m - Y_v}{Y_v}, \\ K_{Nd} = -\frac{Y_v}{(mu - Y_r)N_v + N_r Y_v}. \end{cases}$$

式中: m, m_y, m_x 为船舶质量和附加质量; I_x, J_x 为船舶的惯性矩和附加惯性矩; $Y_v, N_v, Y_r, N_r, Y_\delta, N_\delta$ 为船舶水动力导数; $H(\psi)$ 是模型中的非线性项, 根据 Bech 的定义, $H(\psi) = \alpha_3 \psi^3 + \alpha_2 \psi^2 + \alpha_1 \psi + \alpha_0$ 用以描述系数的非线性特征.

给定模型输入量为舵角 δ , 输出量为航向角 ψ . 由于辨识对象具有时滞性, 所以必须把历史信息引入训练样本中去. 船舶操纵系统输入输出特性可以由下面的时间离散方程描述:

$$\psi(k+1) = f(\psi(k), \dots, \psi(k-n+1),$$

$$\delta(k), \dots, \delta(k-m+1)). \quad (12)$$

式中: m, n 为系统输入输出阶数, 文中所讨论系统 $m=1, n=2$. 因此, 最小二乘支持向量机的训练样本集合可以定义为

$$D = (\delta_i, \psi_i), i = 1, 2, \dots, l,$$

$$\delta_i = [\psi(k), \psi(k-1), \delta(k), \psi_i = \psi(k+1)].$$

$$(13)$$

采用式(11)所示船舶操纵运动非线性模型为辨识对象, 某实船主要参数为: 排水量为 2 500 t, 水线长为 115 m, 船宽为 14 m, 吃水为 3.8 m, 方形系数为 0.48, 设计航速为 18 Kn. 分别利用本文提出的 PSO-LSSVR 和交叉验证参数选取的 LSSVR 对其模型进行辨识仿真研究. 设定核函数参数选择粒子群算法的种群大小均为 50, 矩阵求解算法种群大小为 30, 每组参数进行 30 次优化运算. 其中各参数为 $\Delta_{id}^1(0) = \Delta_{id}^2(0) = \Delta(0)$, $\eta^- = 0.5$, $\eta^+ = 1.1$, $\Delta(0) \in [0.01\Delta X, 0.1\Delta X]$, $c_1 = c_2 = 2.0$, $\Delta_{\min}^d = 0.001\Delta X$ 和 $\Delta_{\max}^d = 0.5\Delta X$, 同时令 $P_{id}(0) = P_{gd}(0) = X_{id}(0)$.

为了确定系统模型, 可以通过实验以收集数据样本来训练网络. 在系统的输入端加上变化幅度为 $\pm 30^\circ$ 的伪随机舵角信号, 对上述对象进行仿真, 取采样周期为 1 s, 仿真时间为 600 s, 共记录了 148 对数据, 将记录数据作为最小二乘支持向量机的训练样本. 取前 300 s 记录数据为训练样本, 后 300 s 记录数据为测试样本. 训练输入舵角信号如图 4 所示.

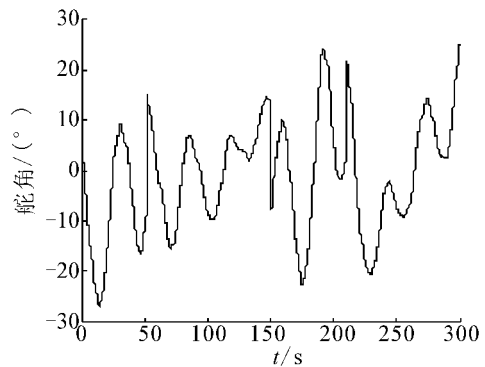


图4 训练舵角

Fig. 4 Training rudder angle

辨识结果输出与参考模型输出对比曲线如图 5 所示. 图 5 中, 曲线 1 为系统实际航向角输出, 曲线 2 为 PSO-LSSVR 辨识航向角输出, 曲线 3 为交叉验证参数选取的 LSSVR 辨识航向角输出. 图 6 所示为系统辨识输出航向角误差曲线. 从图 5 和图 6 所给出的仿真结果中可以看出, 本文提出的 PSO-LSSVR 可以很好地逼近船舶操纵运动这一典型的非线性系统, 并且比交叉验证参数选取的 LSSVR 具有更好的

非线性系统逼近能力.

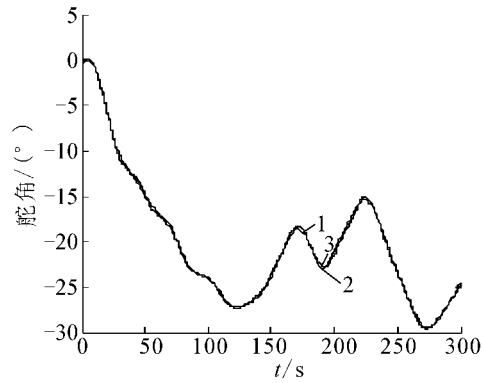


图 5 辨识结果输出与参考模型输出对比
Fig.5 Comparison of recognition results

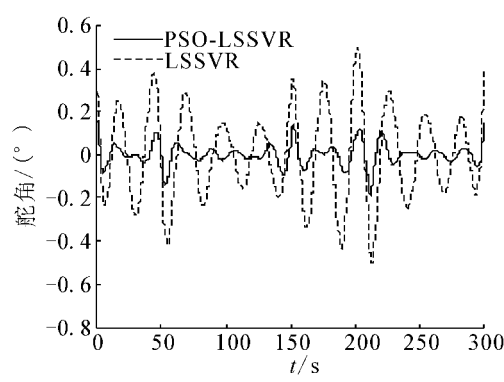


图 6 训练网络输出误差曲线
Fig.6 Error curve of training data

为了验证辨识算法的泛化能力,再次在系统的输入端加上幅值为 30° 的伪随机舵角变化信号测试数据,如图 7 所示. 测试数据输出与参考模型输出对比曲线以及误差曲线对比分别如图 8、9 所示. 由仿真结果可知,采用 PSO 算法优化的 LSSVR 具有良好的泛化能力.

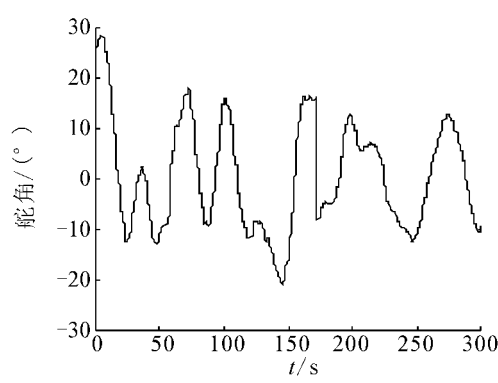


图 7 测试舵角
Fig.7 Test rudder angle

对交叉验证参数选取的 LSSVR 与所提出的并行优化 PSO-LSSVR 算法的运行结果进行了比较,结果如表 1 所示. 定义:

$$MSE = (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2)^{\frac{1}{2}},$$

最大正误差 $MAXPE = \max\{e_i, 0\}$, 最大负误差 $MAXNE = \min\{e_i, 0\}$. 式中: $e_i = y_i - \hat{y}_i$, y_i 和 \hat{y}_i 分别为期望输出值和识别输出值. 从表 1 中可以看出,采用优化算法后,在精度方面明显提高,且具有很好的泛化能力.

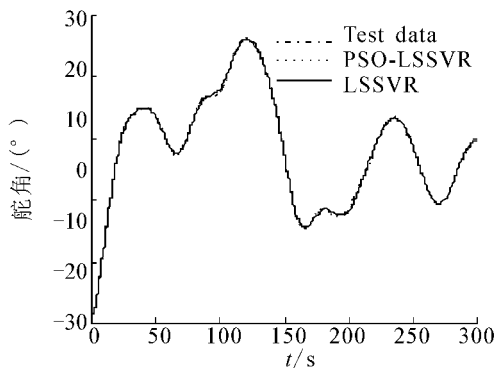


图 8 测试数据输出与参考模型输出对比
Fig.8 Comparison of recognition results

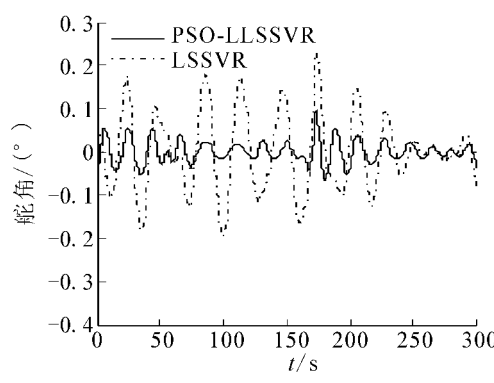


图 9 测试网络输出误差曲线
Fig.9 Error curve of test data

表 1 识别结果比较
Table 1 Comparison of recognition results

实验结果	选择算法	
	LSSVR	PSO-LSSVR
MSE(辨识)	0.124 2	0.056 5
MAXPE(辨识)	0.480 2	0.162 1
MAXNE(辨识)	-0.432 4	-0.174 2
MSE(测试)	0.084 5	0.032 5
MAXPE(测试)	0.221 4	0.120 2
MAXNE(测试)	-0.195 4	-0.0652

4 结束语

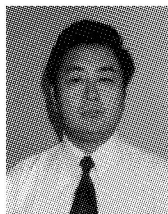
本文提出了一种自适应 PSO-LSSVR 复杂非线性黑箱系统辨识方法,并将其应用于船舶操纵性模

型辨识中,进行了仿真研究.仿真结果表明,PSO-LSSVR可以根据待辨识系统的输入输出数据自动地为LSSVR选择合适的参数,为LSSVR参数选取提供了一条解决思路,同时并行PSO解决了LSSVR计算中存在的高维矩阵求逆运算困难的问题,在学习效率、解决过学习问题、全局最优化等方面都表现出良好的性能.采用PSO-LSSVR对船舶操纵性非线性系统进行辨识,可以获得比较精确的系统模型,与交叉验证参数选取的LSSVR方法相比精度更高,且具有较强的泛化能力

参考文献:

- [1] LUO Weilin,ZOU Zaojian. Identification of response models of ship maneuvering motion using support vector machines [J]. Journal of Ship Mechanics,2007(11): 832-838.
- [2] SUYKENSJA K,VAN GESTELT,DE BRABANTER J, et al. Least squares support vector machines [M]. Singapore: World Scientific,2002: 80-92.
- [3] GOETHALS I, PELCKMANS K. Identification of MI-MO hammerstein models using least squares support vector machines [J]. Automatica,2005,41(7): 1263-1272.
- [4] SUYKENS JA K,VANDEWALLEJ. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999,9(3): 293-300.
- [5] LU Sheng,LI Yanyan. Application of compound controller based on fuzzy control and support vector machine on ship boiler-turbine coordinated control system [C]//The 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin,China,2007: 97-102.
- [6] 刘 胜,李妍妍.自适应GA-SVM参数选择算法研究 [J]. 哈尔滨工程大学学报,2007,28(4): 398-402.
LU Sheng,LI Yanyan. Parameter selection algorithm for support vector machines based on adaptive genetic algorithm [J]. Journal of Harbin Engineering University,2007,28(4): 398-402.
- [7] XIA Kewen,DONG Yao,DU Hongbin. Oil layer recognition model of IS-SVM based on improved PSO algorithm [J]. Control and Decision,2007(12): 1385-1389.
- [8] LI Yonggang,GUI Weihua,YANG Chunhua,CHEN Zhi-sheng. A resilient particle swarm optimization algorithm [J]. Control and Decision,2008,23(1): 95-98.

作者简介:

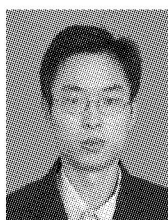


刘 胜,男,1957年生,教授,博士生导师,黑龙江省教学名师,黑龙江省重点一级学科"控制科学与工程"学科负责人.兼任教育部工程研究中心"船舶控制工程研究中心"主任,中国造船学会仪器仪表学术委员会副主任,黑龙江省

省自动化学会副理事长.主要研究方向为智能控制、鲁棒控制、船舶航行与姿态控制.目前承担国家"973"计划项目、国防基础研究基金项目、国防预研项目4项,省部级项目6项.曾获黑龙江省优秀教学工作者,中国船舶工业总公司优秀青年科技工作者,获省部级科学技术奖7项,省教学成果一等奖2项、二等奖2项,省教育科学研究成果一等奖4项,省部级自然科学技术学术成果奖8项.发表学术论文150余篇,被SCI、EI、ISTP检索70余篇,出版学术著作3部.



宋 佳,女,1983年生,博士研究生,主要研究方向为智能控制、船舶姿态控制.参与科研项目2项,发表学术论文10余篇,被EI、ISTP检索6篇.



李高云,男,1981年生,博士研究生,主要研究方向为智能控制、故障诊断与容错控制、船舶航行与姿态控制.参与科研项目3项,获黑龙江省科学技术二等奖1项,黑龙江省高校科学技术一等奖1项.发表学术论文近10篇,被EI、STP检索4篇.