文章编号: 1000−8152(2010)07−0909−07

基于最近邻聚类支持向量机辨识的电弧炉电极逆控制

张绍德, 毛雪菲, 毛雪芹

(安徽工业大学 电气信息学院, 安徽 马鞍山 243002)

摘要: 基于核函数的支持向量机(support-vector-machines, SVM)与三层神经网络等价关系, 构造基于SVM的多变量阶时延逆系统实现对原系统的伪线性化解耦, 提出最近邻聚类的SVM模型辨识算法, 设计了一种带前馈的参数自适应PD调节器和SVM逆控制相结合的控制策略. 通过对典型的MIMO离散非线性可逆系统和电弧炉电极系统的仿真研究, 表明该控制策略对于数学模型未知的不确定系统, 只需要一定量的输入输出数据作为样本学习, 就可实现对系统逆模型的高精度逼近, 控制系统具有良好的动态响应和跟踪精度. 当模型严重不确定、参数摄动、有外界干扰时, 系统具有很好的抗干扰能力和鲁棒性.

关键词: α阶时延逆系统; 伪线性化解耦; 支持向量机; 最近邻聚类; 逆控制; 电弧炉电极系统

中图分类号: TP273　　**文献标识码**: A

Inverse control for electrodes in electric arc furnace based on support-vector-machines identification on nearest neighbor clustering

ZHANG Shao-de, MAO Xue-fei, MAO Xue-qin

(School of Electrical Engineering and Information, Anhui University of Technology, Ma'anshan Anhui 243002, China)

Abstract: Based on the equivalency between the support-vector-machines(SVM) with kernel functions and the three-layer feedforward neural network, we use support vector machines to build a multi-variable αth-order time-delay inverse system which realizes the pseudo-linear decoupling for the original system. A SVM model identification algorithm on nearest neighbor clustering is proposed; and the control strategy is designed which combines the feedforward self-tuning-parameter PD regulator with the inverse control based on SVM. Through the simulation research on the typical MIMO discrete nonlinear invertible system and the electrode system of the electric arc furnace, we find that the control strategy does not require the a priori knowledge of the mathematical model. Only a small number of input and output data in the sample learning process are sufficient to achieved a high-precision inverse system model. The control system has desirable characteristics of dynamic response and tracking accuracy. The model is highly robust to serious uncertainties, parameters perturbations, and outside interferences.

Key words: αth-order time-delay inverse system; pseudo-linear decoupling; support-vector-machines; nearest neighbor clustering; inverse control; electrode system of electric arc furnace

1 引言(Introduction)

电弧炉广泛应用于冶炼行业. 在冶炼过程中, 三相交流电弧炉的电力负载是不稳定、不对称的, 特别是在熔化期, 由于电弧炉工况不稳定, 常常发生断弧、短路及料块移动现象, 因而造成负载严重不对称. 电弧炉电极系统电功率大, 达数十MVA, 电极电流达数万安培, 是一个多变量、非线性、时变、强耦合、严重不确定、工作环境恶劣及随机干扰严重的系统, 其运行状况严重影响冶炼优质品种钢的质量和系统的电能消耗. 因此, 电弧炉电极控制至今仍然是控制领域的一个难题. 迄今为止, 尽管国内外许多专家、学者对此进行了大量的研究和实践, 但是, 如何更好地解决此类多变量、非线性复杂系统的控制问题仍然是近年来控制领域的研究热点之一. 因为此类系统复杂且具有严重不确定性, 要用基于解析模型的理论对其实施解耦和控制, 就必须写出系统精确的解析模型, 而这一点在工程实际中几乎不可能做到. 因此, 利用系统的输入、输出数据,辨识该系统的α阶逆系统[1], 对逆系统理论的实际应用起着极其重要的作用. 神经网络在系统辨识领域得到广泛应用, 但存在着局部极小值、收敛速度慢等问题. 支持向量机(support vector machines,

收稿日期: 2009−10−09; 收修改稿日期: 2009−12−30.
基金项目: 安徽省科技攻关项目(01012053)

SVM)是20世纪90年代由Vapnik等人提出的一种新的学习机[2,3], 是统计学习理论中的结构风险最小化思想在实际中的一种体现. 它在解决小样本、非线性及高维模式识别、回归估计问题中表现了良好的泛化能力. SVM是一种基于统计学习理论的学习机, 相对神经网络, SVM具有严格的理论和数学基础, 在训练中不存在陷入局部最优和维数灾难问题. 文献[2]指出,SVM具有逼近任意一类非线性函数的能力. 常用的SVM算法采用最小二乘法[4]或者二次规划问题求解系数和偏置. 本文基于核函数的支持向量机与三层前向神经网络的等价关系[5,6], 提出了最近邻聚类的支持向量机逆模型辨识方法, 给出了基于SVM的多输入多输出(MIMO)离散非线性逆系统解耦控制方法. 基于最近邻聚类的支持向量机逆模型辨识具有比神经网络辨识更强的学习能力和泛化能力. 用本文提出的控制策略, 对电弧炉电极控制系统进行了仿真研究, 取得了很好的仿真结果, 此控制策略对于类似的系统具有通用性.

2 MIMO离散非线性系统的α阶时延逆系统解耦(αth-order time-delay inverse system decoupled of MIMO discrete nonlinear system)

2.1 MIMO离散非线性系统的可逆性分析(The invertible analysis of MIMO discrete nonlinear system)

对于MIMO非线性离散系统[7,8](令其输入和输出维数为p), 其系统方程可表示为

$$F[Y(k+r), Y_\Sigma, U(k), U_\Sigma] = 0. \tag{1}$$

式中:

$$\begin{aligned}
&Y(k+r) = [y_1(k+r_1) \;\; y_2(k+r_2) \;\; \cdots \\
&\qquad y_p(k+r_p)]^{\mathrm{T}}, \\
&U(k) = [u_1 \;\; u_2 \;\; \cdots \;\; u_p]^{\mathrm{T}}, \\
&Y_\Sigma = [Y_1 \;\; Y_2 \;\; \cdots \;\; Y_i \;\; \cdots \;\; Y_p]^{\mathrm{T}}, \\
&Y_i = [y_i(k+r_i-1) \;\; y_i(k+r_i-2) \;\; \cdots \\
&\qquad y_i(k+r_i-n_i)]^{\mathrm{T}}, \\
&U_\Sigma = [U_1 \;\; U_2 \;\; \cdots \;\; U_i \;\; \cdots \;\; U_p]^{\mathrm{T}}, \\
&U_i = [U_i(k-1) \;\; U_i(k-2) \;\; \cdots \;\; U_i(k-m_i)]^{\mathrm{T}}, \\
&i = 1, 2, \cdots, p.
\end{aligned}$$

其中: $r = [r_1 \;\; r_2 \;\; \cdots \;\; r_p]$为输出$Y$相对输入$U$的时延, 一般情况下$r_i > 0 (i = 1, 2, \cdots, p)$.

定理 1[7] 对于输入输出差分方程描述的MIMO离散系统$\Sigma(1)$, 若在某开集D上有$\det[\partial F/\partial U(k)] \neq 0$, 且在$D$上处处连续, 则系统在$D$上可逆.

2.2 MIMO离散非线性系统α阶伪线性化解耦[7,8](αth-order pseudo-linear decoupled of MIMO discrete nonlinear system)

假设式(1)所示的MIMO离散系统可逆, 其α阶时延逆系统可表示为

$$U(k) = Q(Y(k+\alpha), Y_\Sigma, U_\Sigma), \tag{2}$$

即$\varphi_1(k) = y_1(k+\alpha_1), \cdots, \varphi_p(k) = y_p(k+\alpha_p)$则复合系统的输入输出关系可简化为

$$G_{ij}(z) = y_i(z)/\varphi_i(z). \tag{3}$$

对$i, j = 1, 2, \cdots, p$, 当$i = j$时, $G_{ij}(z) = z^{-\alpha_i}$; 否则$G_{ij}(z) = 0 (1 \leqslant j \leqslant n_i, 1 \leqslant i \leqslant p)$.由此可见, 虽然系统内部存在非线性耦合, 但其输入输出已表现出具有α阶时延的线性解耦系统, 此时原系统已被解耦成p个独立的SISO伪线性时延子系统.

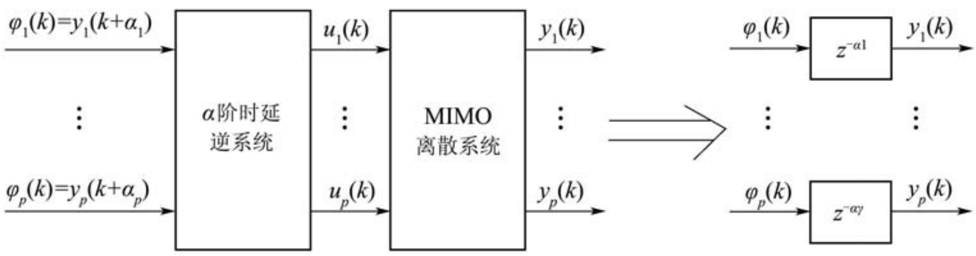

图 1 α阶时延逆系统的MIMO伪线性化解耦

Fig. 1 MIMO pseudo-linear decoupled of αth-order time-delay inverse system

3 SVM的非线性系统函数拟合[8](The function fitting of nonlinear system based on SVM)

SVM回归是用一个非线性映射$\varphi(\cdot)$将输入向量映射到高维特征空间F, 在这个特征空间构造最优决策函数, 即

$$f(x) = \omega^{\mathrm{T}}\varphi(x) + b, \tag{4}$$

式中: $\varphi(\cdot)$为非线性函数, ω为权向量, b为偏移量. 因此, 高维特征空间的线性回归就与低维输入空间的非线性回归相对应.

对于给定的训练样本集$\{x_k, y_k\}(k=1,\cdots,p)$, 由统计学中的结构风险最小化准则, 在特征空间进行最优化逼近, 欲使风险函数

$$J=\frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega+C\sum_{i=1}^{p}L(f(x_i),y_i) \tag{5}$$

最小. 式中: C为平衡因子, 惩罚函数$L(\cdot)$取线性ε不敏感损失函数, 定义为

$$L(f(x),y)=\max(0,|f(x)-y|-\varepsilon). \tag{6}$$

由对偶原理、拉格朗日乘子法及核函数方法, 可以把式(5)的最小风险函数等价为下面的二次规划问题:

$$\begin{cases}\min\limits_{\omega,b,L} J=\sum\limits_{i=1}^{p}y_i(\alpha_i^*-\alpha_i)-\varepsilon\sum\limits_{i=1}^{p}\alpha_i^*-\dfrac{1}{2}\sum\limits_{i,j=1}^{p}(\alpha_i^*-\\ \qquad\alpha_i)\times(\alpha_j^*-\alpha_j)K(x_i,x_j),\\ \sum\limits_{i=1}^{p}(\alpha_i^*-\alpha_i)=0,\ \alpha_i,\alpha_i^*\in(0,C),\ i=1,\cdots,p.\end{cases} \tag{7}$$

式中: 核函数$K(\cdot,\cdot)$满足Mercer条件[3], 且与特征空间的点积对应, 即

$$K(x_i,x_j)=\varphi(x_i)\varphi(x_j). \tag{8}$$

对式(7)求解, 可得出α_i^*和α_i, 再依据KKT 条件[3]求得偏移量b,当$(\alpha_i^*-\alpha_i)$ 不等于零时, 对应的输入样本即为支持向量. 此时, SVM的输出为

$$f(x)=\sum_{i=1}^{p}(\alpha_i^*-\alpha_i)K(x_i,x_j)+b. \tag{9}$$

4 基于最近邻聚类的SVM辨识算法(SVM identification algorithm based on nearest neighbor clustering)

4.1 最近邻聚类SVM辨识算法提出的依据(The proposed theory of SVM identification algorithm on nearest neighbor clustering)

文献[5,6]证明了3层神经网络与SVM具有等价性. SVM与RBF网络在结构上具有相似性, 尽管RBF网络和SVM构造径向基核空间的原理不同, 但是它们具有可比性, 网络参数(隐层节点、径向基函数的中心和宽度、网络权值)一一对应, 网络输出都是隐层节点输出的线性加权和. SVM依据Mercer条件, 采用核函数$K(x_i,x_j)=\varphi(x_i)\varphi(x_j)$将原始空间中的样本映射为高维特征空间中的一个向量. 这里采用径向基核函数, 有$K(x_i,x_j)=\exp(-\|x_i-x_j\|^2/2\sigma^2)$. SVM隐层节点数目就是支持向量(support vector)个数, 用p表示支持向量个数, ω_i表示第i个隐层节点与输出的连接权值, x_i表示支持向量, b为偏置, 回归形式的SVM为隐层节点的线性组合为

$$f(x)=\sum_{i=1}^{p}(\alpha_i^*-\alpha_i)\exp(-\|x_i-x_j\|^2/2\sigma^2)+b. \tag{10}$$

对于目标函数$f(x)$的逼近也可用一组基函数的线性组合再加上一截距b 来完成. 可以证明, 利用这种逼近方法, 在致密集上可以以任意精度逼近任何实函数.

依据SVM与RBF网络的等价性, 本文将文献[9]中在线计算RBF网络采用的最近邻聚类算法用来求支持向量机的核函数$K(x_i,x')$及其权值α_i, 从而实现SVM的在线学习. 为了提高逼近的精度, 同时采用粒子群算法[10]优化核函数宽度σ和偏置b.

4.2 最近邻聚类SVM辨识算法步骤(The process of SVM identification algorithm on nearest neighbor clustering)

1) 随机选取核函数宽度σ, 偏置b, 使其组合成一个粒子$[\sigma,b]$. 初始化加速因子c_1,c_2, 惯性权重ω, 迭代次数$iter$, 最大迭代次数$iter_{\max}$. 定义一个矢量$A(m)$存放属于核函数的输出之和, 定义一个计数器$B(m)$统计核函数的个数, $\alpha(i)$存放权值($i=1,\cdots,m$), 其中m为所求核函数的个数, x_i'为第i个核函数的中心.

2) 对第1对数据(x_1,y_1), 令其自成一核, 即中心$x_1'=x_1$, 同时令$A(1)=y_1$, $B(1)=1$. 对这个只有一个核函数的SVM网络, 核函数的中心为x_1', 核函数单元到输出层的权值为$\alpha(1)=A(1)/B(1)$.

3) 对第2对数据(x_2,y_2), 求出x_2到x_1'的距离$d=\sqrt{\|x_2-x_1'\|^2}$. 若$d\leqslant\sigma$则x_1'为x_2的最近核函数中心, 令$A(1)=y_1+y_2$, $B(1)=2$, $\alpha(1)=A(1)/B(1)$; 若$d>\sigma$, 则将x_2'作为一个新的核函数中心, 并令$x_2'=x_2$, $A(2)=y_2$, $B(2)=1$. 在上述建立的SVM网络中再添加一个核函数单元, 该核函数单元到输出层的权值为$\alpha(2)=A(2)/B(2)$.

4) 考虑到第i个样本数据对(x_i,y_i)时, $i=3,4,\cdots,p$, 假设已有m个核函数, 其中心分别为$x_1',x_2',\cdots,x_{\mathrm{m}}'$, 上述建立的SVM网络已有$m$个核函数单元, 利用下式:

$$H(l)=\sqrt{\|x_i-x_i'\|^2},\ l=1,2,\cdots,m,$$

求出x_i到这m个核函数中心的距离, 设$H(k)$为这些距离的最小值, 即x_k'为x_i的最近核函数的中心,

那么, 若$H(k) > \sigma$, 则将x_i作为一个新的核函数中心, $m = m + 1, x'_{\mathrm{m}} = x_i$, 对前$m - 1$个核函数的$A(i)$和$B(i)$值保持不变, 在上述建立的SVM网络中再添加第$m$个核函数单元. 若$H(k) \leqslant \sigma$, 计算如下: $A(k) = A(k)+y_i, B(k) = B(k)+1$, 保持$A(i)$和$B(i)(i=1,2,\cdots,m$且$i \neq k)$值不变. 核函数单元到输出层的权为$\alpha(i)=A(i)/B(i)(i=1,2,\cdots,m)$.

5) 所有输入样本考虑完后, 计算SVM网络的输出为

$$\hat{f}(x_i) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \exp(-\|x_i - x'\|^2/2\sigma^2) + b.$$

6) 将每个粒子的个体极值$p_{i\mathrm{best}}$, 设置为当前位置, 利用适值函数

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{f}(x_i))^2,$$

计算每个粒子的适应度, 取适应度最好的粒子所对应的个体极值作为最初的全局极值g_{best}.

7) 按照速度和位置公式进行迭代计算, 更新粒子的速度和位置. 由适值函数$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{f}(x_i))^2$ 评价每个粒子的适应值.

8) 将每个粒子的适应值与其$p_{i\mathrm{best}}$对应的适应值比较, 若优, 更新$p_{i\mathrm{best}}$, 否则保留原值.

9) 将更新后的每个粒子的$p_{i\mathrm{best}}$与全局极值g_{best}比较, 若优, 更新g_{best}, 否则保留原值.

10) 判断是否满足终止条件, 若达到最大迭代次数, 则终止迭代, 否则返回到步聚2).

5 基于最近邻聚类SVM逆辨识的电弧炉电极系统解耦控制策略(The decoupled control strategy of EAF electrode system based on SVM inverse identification on nearest neighbor clustering)

本文采用3个支持向量机(SVM)分别逼近电弧炉三相电极系统的逆模型, 将电弧炉A,B,C三相逆辨识模型反向作为逆控制器模型与每相电极模型串联, 构成3个已解耦的独立伪线性对象, 再对伪线性对象设计带前馈的参数自适应PD调节器, 构成3个独立的调节回路, 实现对三相电极系统的伪线性化解耦控制, 其中A相控制框图如图2所示. B,C相与A相类同.

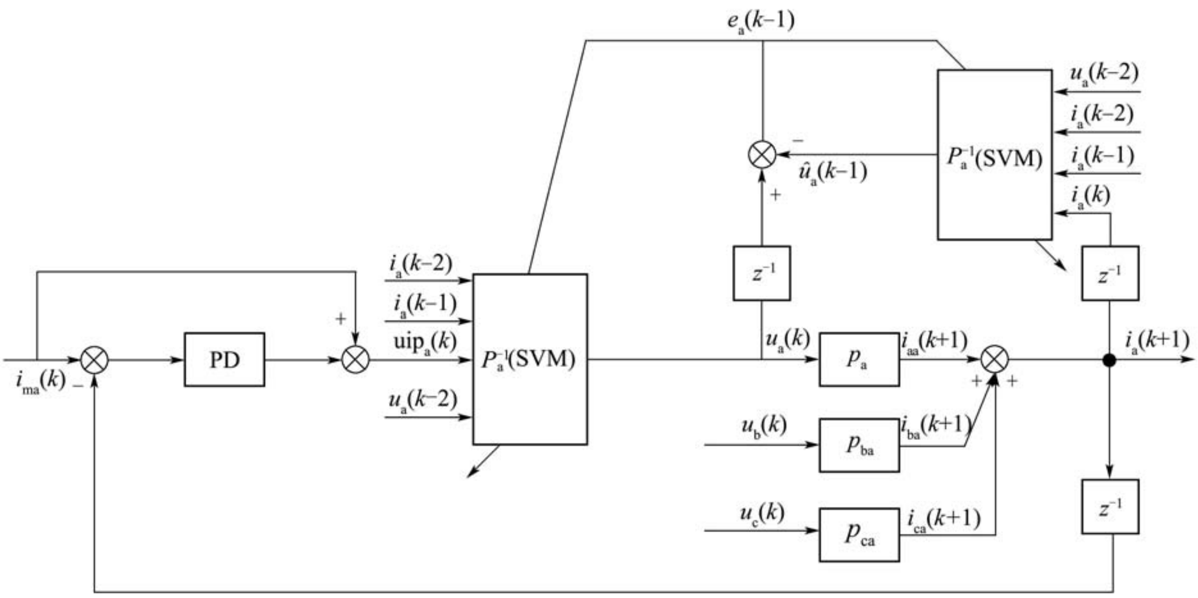

图 2 电弧炉A相电极电流控制框图

Fig. 2 A phase electrode current control diagram of EAF

在图2中, $i_{\mathrm{ma}}(k)$为A相电极电流的设定值, 将B相、C相对A相的耦合影响视为对A相的扰动输入, B相、C相控制信号$u_{\mathrm{b}}(k), u_{\mathrm{c}}(k)$对A相电流$i_{\mathrm{a}}(k+1)$耦合环节分别表示为$P_{\mathrm{ba}}, P_{\mathrm{ca}}$, 环节$P_{\mathrm{ba}}$, P_{ca}的输出$i_{\mathrm{ba}}(k+1), i_{\mathrm{ca}}(k+1)$看作是对$i_{\mathrm{a}}(k+1)$的扰动输入, 因此, $i_{\mathrm{a}}(k+1) = i_{\mathrm{aa}}(k+1) + i_{\mathrm{ba}}(k+1) + i_{\mathrm{ca}}(k+1)$. 辨识器采用串并结构, A相逆辨识器的输入向量为$[i_{\mathrm{a}}(k)i_{\mathrm{a}}(k-1)i_{\mathrm{a}}(k-2)u_{\mathrm{a}}(k-2)]^{\mathrm{T}}$, 这样所得到的逆辨识器模型$p_{\mathrm{a}}^{-1}(\mathrm{SVMI})$完全包含了B相、C相对A相的耦合影响. 由于控制器SVMC模型是对象的动态逆辨识模型$p_{\mathrm{a}}^{-1}(\mathrm{SVMI})$的拷贝, 即$p_{\mathrm{a}}^{-1}(\mathrm{SVMC}) = \mathrm{p}_{\mathrm{a}}^{-1}(\mathrm{SVMI})$, 所以, 在系统运行

过程中, 可以认为始终存在$p_{\mathrm{a}}^{-1}(\mathrm{SVMC})*\mathrm{P}_{\mathrm{a}}\approx 1$, 使被控对象A相成为一个动态伪线性对象, B,C两相控制原理与A类同. 这样, 就将带有强耦合的系统间接地解耦成3个独立的控制回路. 此时, 系统可等效为图3具有PD加前馈的SVM逆控制系统.

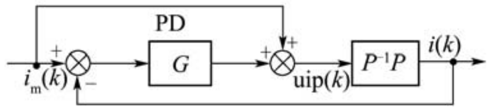

图 3　系统等效结构图

Fig. 3　The equivalent structure diagram of system

对此伪线性系统, 采用参数自适应PD控制[11]控制器参数如下式所示:

$$k_{\mathrm{p}}(k)=a_{\mathrm{p}}+b_{\mathrm{p}}*(1-\mathrm{sech}(c_{\mathrm{p}}*e(k))),\quad(11)$$

$$k_{\mathrm{d}}(k)=a_{\mathrm{d}}+b_{\mathrm{d}}/(1+c_{\mathrm{d}}*\exp(a_{\mathrm{d}}*e(k))).\quad(12)$$

由图3可求出系统稳态时的输出:

$$[(i_{\mathrm{m}}-i)G+i_{\mathrm{m}}]\cdot 1=i\Rightarrow i/i_{\mathrm{m}}=1,\ i=i_{\mathrm{m}}.\quad(13)$$

由此可看出此系统稳态时的闭环增益为$i/i_{\mathrm{m}}=1$, 理论上实现了系统稳态时的跟踪误差为零.

6　系统仿真研究(The simulation research of system)

由于冶炼中的电弧炉电极系统是一个严重的不确定、非线性、强耦合、随机干扰严重的系统, 为了验证本文提出的控制策略, 现设其仿真模型如下:

$$\begin{aligned}&i_{\mathrm{a}}(k+1)=\\&\frac{i_{\mathrm{a}}(k)i_{\mathrm{a}}(k-1)i_{\mathrm{a}}(k-2)^2(i_{\mathrm{a}}(k-2)-1)}{1+(1+\alpha_2)i_{\mathrm{a}}(k-1)^2}+\\&\frac{(1+\alpha_1)u_{\mathrm{a}}(k)}{1+(1+\alpha_2)i_{\mathrm{a}}(k-1)^2}+0.3i_{\mathrm{b}}(k)+0.3i_{\mathrm{c}}(k),\end{aligned}\quad(14)$$

$$\begin{aligned}&i_{\mathrm{b}}(k+1)=\\&\frac{i_{\mathrm{b}}(k)i_{\mathrm{b}}(k-1)i_{\mathrm{b}}(k-2)^2(i_{\mathrm{b}}(k-2)-1)}{1+(1+\beta_2)i_{\mathrm{b}}(k-1)^2}+\\&\frac{(1+\beta_1)u_{\mathrm{b}}(k)}{1+(1+\beta_2)i_{\mathrm{b}}(k-1)^2}+0.3i_{\mathrm{a}}(k)+0.3i_{\mathrm{c}}(k),\end{aligned}\quad(15)$$

$$\begin{aligned}&i_{\mathrm{c}}(k+1)=\\&\frac{i_{\mathrm{c}}(k)i_{\mathrm{c}}(k-1)i_{\mathrm{c}}(k-2)^2(i_{\mathrm{c}}(k-2)-1)}{1+(1+\gamma_2)i_{\mathrm{c}}(k-1)^2}+\\&\frac{(1+\gamma_1)u_{\mathrm{c}}(k)}{1+(1+\gamma_2)i_{\mathrm{c}}(k-1)^2}+0.3i_{\mathrm{a}}(k)+0.3i_{\mathrm{b}}(k),\end{aligned}\quad(16)$$

其中: $\alpha_1\neq -1,\ \beta_1\neq -1,\ \gamma_1\neq -1.$

定义$F(\cdot)$为式(14)~(16)中等号右边移到左边所构成的函数, 对$u(k)$求偏导, 得

$$\frac{\partial F}{\partial[u_{\mathrm{a}}(k),u_{\mathrm{b}}(k),u_{\mathrm{c}}(k)]}=\begin{bmatrix}\frac{-(1+\alpha_1)}{1+(1+\alpha_2)i_{\mathrm{a}}(k-1)^2} & 0 & 0\\ 0 & \frac{-(1+\beta_1)}{1+(1+\beta_2)i_{\mathrm{b}}(k-1)^2} & 0\\ 0 & 0 & \frac{-(1+\gamma_1)}{1+(1+\gamma_2)i_{\mathrm{c}}(k-1)^2}\end{bmatrix},\quad(17)$$

显然,

$$\det\Big(\frac{\partial F}{\partial[u_{\mathrm{a}}(k),u_{\mathrm{b}}(k),u_{\mathrm{c}}(k)]}\Big)\neq 0.$$

由定理1可知, 式(14)~(16)所示的系统是可逆系统. 仿真中误差阈值$E_{\mathrm{m}}=0.005$, $\alpha_1=\beta_1=\gamma_1=\alpha_2=\beta_2=\gamma_2=0$时, 解耦控制结果如图4所示.

为了验证系统的鲁棒性能, 系数变为

$$\alpha_1=\beta_1=\gamma_1=\alpha_2=\beta_2=\gamma_2=0.2,$$

其他条件不变, A相、B相、C相系统输出结果如图5所示(实线为设定输出, 虚线为实际输出).

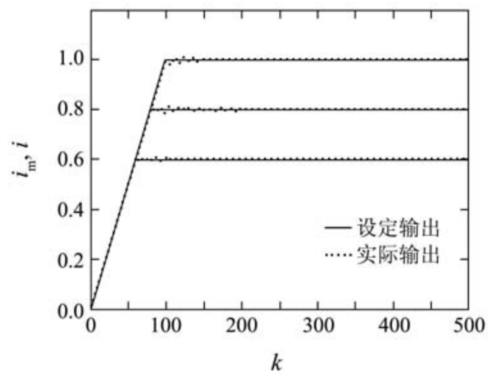

图 4　系统输入为斜坡加阶跃时的解耦控制结果

Fig. 4　The result of decoupling control when inputs ramp adds step

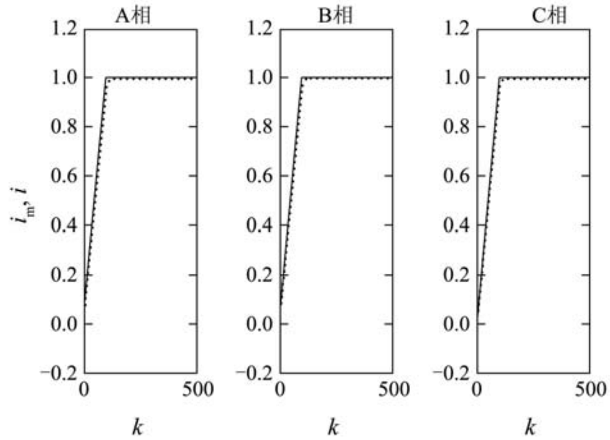

图 5 参数摄动时的系统输出

Fig. 5 The system output responses to parameter perturbation

为了验证系统的抗干扰性能, 在对象模型中的A相($150 < k < 200$)、B相($250 < k < 300$)、C相($400 < k < 450$)分别加干扰, 干扰脉冲是幅值0.03的随机函数, 其他条件不变, 干扰造成的影响可快速收敛, 其系统的输出如图6所示(实线为设定输出, 虚线为实际输出).

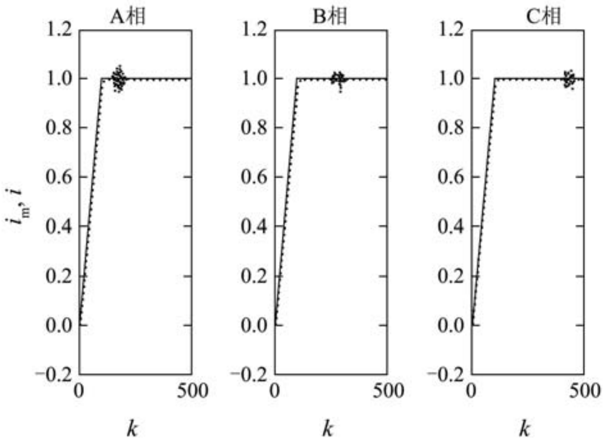

图 6 加干扰后系统的输出

Fig. 6 The system output responses to adding disturbance

由于干扰对输出的影响已充分反映在系统的逆动态模型中, 因此系统能快速收敛, 抗干扰能力强. 从图4～图6可以看出, 系统的跟踪性能、解耦性能、鲁棒性、抗干扰性都很好. 如果上述严重不确定的MIMO系统模型变成以下形式:

$$i_{\rm a}(k+1)=\frac{i_{\rm a}(k)i_{\rm a}(k-1)^2 i_{\rm a}(k-2)^2(1-i_{\rm a}(k-1))}{1+i_{\rm a}(k-1)^2+i_{\rm a}(k-2)^2}+\frac{u_{\rm a}(k)}{1+i_{\rm a}(k-1)^2+i_{\rm a}(k-2)^2}+0.3i_{\rm b}(k)+0.3i_{\rm c}(k), \tag{18}$$

$$i_{\rm b}(k+1)=\frac{i_{\rm b}(k)i_{\rm b}(k-1)^2 i_{\rm b}(k-2)^2(1-i_{\rm b}(k-1))}{1+i_{\rm b}(k-1)^2+i_{\rm b}(k-2)^2}+\frac{u_{\rm a}(k)+u_{\rm b}(k)}{1+i_{\rm b}(k-1)^2+i_{\rm b}(k-2)^2}+0.3i_{\rm a}(k)+0.3i_{\rm c}(k), \tag{19}$$

$$i_{\rm c}(k+1)=\frac{i_{\rm c}(k)i_{\rm c}(k-1)^2 i_{\rm c}(k-2)^2(1-i_{\rm c}(k-1))}{1+i_{\rm c}(k-1)^2+i_{\rm c}(k-2)^2}+\frac{u_{\rm a}(k)+u_{\rm b}(k)+u_{\rm c}(k)}{1+i_{\rm c}(k-1)^2+i_{\rm c}(k-2)^2}+0.3i_{\rm a}(k)+0.3i_{\rm b}(k). \tag{20}$$

运用本文的控制策略, 可以得到同样的仿真结果, 如图7所示(实线为设定输出, 虚线为实际输出).

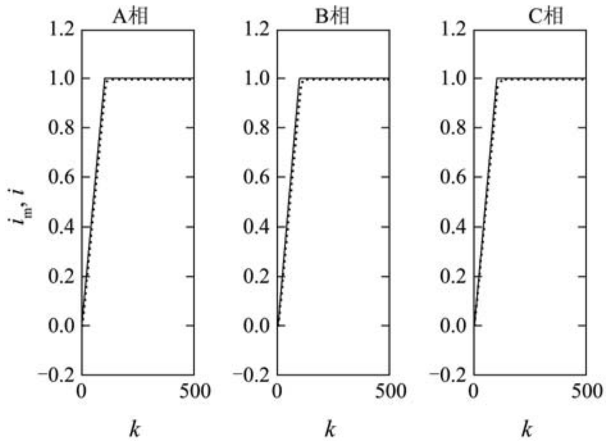

图 7 不同对象模型的系统输出

Fig. 7 The system output responses to different plan model

需强调的是, 当被控对象的模型不断变化时, 利用其控制信号和采集的系统输出信号作为被控对象逆模型$p_{\rm a}^{-1}$(SVMI)的学习样本, 就可以对其逆动力学模型进行辨识. 在图2中, 逆动力学模型的输入向量为$x(k)=[i(k),i(k-1),i(k-2),u(k-2)]$, 逆模型$p_{\rm a}^{-1}$(SVMI)的输出为$\hat{u}(k-1)$.

7 结论(Conclusion)

1) 基于核函数的支持向量机与3层神经网络的等价关系, 用SVM代替3层神经网络构造多变量α阶时延逆系统能够对原系统实现线性化解耦.

2) 基于最近邻聚类的SVM算法能够实现非线性系统在线辨识, 将辨识得到的SVMα阶逆系统串在原系统之前, 得到伪线性复合系统, 从而利用参数自适应PD调节器就可解决电弧炉电极系统的严重不确定和相互耦合的复杂非线性系统控制问题.

仿真实验表明, 用最近邻聚类SVM拟合非线性对象的α阶逆系统具有很强的逼近性能和泛化能力.

3) 本文设计的带前馈的参数自适应PD调节器SVM逆控制新策略, 可以实现对多变量、非线性、严重不确定、强耦合、工作环境恶劣及随机干扰严重的系统解耦控制, 仿真结果表明, 系统具有良好的动态响应和跟踪精度. 当模型严重不确定、参数摄动、有外界干扰时, 系统仍具有很好的抗干扰性和鲁棒性. 本文的方法为基于SVMα阶时延逆系统在MIMO离散非线性系统解耦控制中的应用提供了一条新途径.

参考文献(References):

[1] 戴先中. 多变量非线性系统的神经网络逆控制方法[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
(DAI Xianzhong. *The Neural Network Invertible Control Method of the Multi-variable Non-linear System*[M]. Beijing: Science Press, 2005.)

[2] CORTES C, VAPNIK V. Support vector machine[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273 – 297.

[3] VAPNIK V N. *Statistical Learning Theory*[M]. New York: Wiley, 1998.

[4] 沈曙光, 王广军, 陈红. 最小二乘支持向量机在系统逆动力学辨识与控制中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(5): 85 – 89.
(SHEN Shuguang, WANG Guangjun, CHEN Hong. Application of RLS-SVM in identification and control for inverse dynamics of system[J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electric Engineering*, 2008, 28(5): 85 – 89.)

[5] PETER A. The equivalence of support vector machine and regularization neural networks[J]. *Neural Processing Letters*, 2002, 15(2): 97 – 104.

[6] 张铃. 基于核函数的SVM机与三层前向神经网络的关系[J]. 计算机学报, 2002, 25(7): 696 – 700.
(ZHANG Ling. The relationship between kernel functions based SVM and three-layer feedforward neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, 25(7): 696 – 700.)

[7] 何丹, 戴先中, 张兴华, 等. 非线性MIMO系统线性化解耦的一种新方法(Ⅱ)—离散时间系统[J]. 控制与决策, 1999, 14(6): 631 – 634.
(HE Dan, DAI Xianzhong, ZHANG Xinghua, et al. Novel method for decoupling MIMO nonlinear system with linearization(Ⅱ)– discrete time system[J]. *Control and Decision*, 1999, 14(6): 631 – 634.)

[8] 宋夫华, 李平. 支持向量机α阶逆系统解耦控制方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2007, 41(2): 226 – 229.
(SONG Fuhua, LI Ping. αth-order inverse decoupling control method based on support vector machines[J]. *Journal of Zhejiang University(Engineering Science)*,2007, 41(2): 226 – 229.)

[9] 朱明星, 张德龙. RBF网络基函数中心选取算法的研究[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2000, 24(1): 72 – 78.
(ZHU Mingxing, ZHANG Delong. Study on the algorithms of selecting the radial basis function center[J]. *Journal of Anhui University Natural Science Edition*, 2000, 24(1): 72 – 78.)

[10] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] //*Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks*. Perth, Australia: [s.n.], 1995.

[11] 刘金琨. 先进PID控制MATLAB仿真[M]. 第2版. 北京: 电子工业出版社, 2006: 288 – 289.
(LIU Jingkun. *The MATLAB Simulation of Advanced PID Control* [M]. 2nd edition. Beijing: Electronics Industry Press, 2006: 288 – 289.)

作者简介:

张绍德　(1946—), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为复杂系统建模与智能控制、智能优化算法、非线性系统自适应控制, E-mail: zhshaode@126.com;

毛雪菲　(1984—), 女, 硕士研究生, 研究方向为复杂系统建模与智能控制、优化算法, E-mail: maoxuefei0210@126.com;

毛雪芹　(1984—), 女, 硕士研究生, 研究方向为图象处理与智能算法, E-mail: maoxueqin0210@126.com.