第 23 卷第 6 期
2006 年 12 月

控 制 理 论 与 应 用
Control Theory & Applications

Vol. 23 No. 6
Dec. 2006

文章编号: 1000−8152(2006)06−0991−05

基于粒子群优化的Wiener模型辨识与实例研究

张 艳[1], 李少远[1], 王笑波[2], 周坚刚[2]

(1. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240; 2. 宝钢技术中心 自动化研究所, 上海 201900)

摘要: 针对一类工业过程中可描述成Wiener模型的非线性系统, 其辨识问题可等价成以估计参数为优化变量的非线性极小值优化问题. 利用粒子群优化(PSO)算法在整个参数空间内并行搜索获得极小值优化问题的最优解(Wiener模型的最优估计), 通过对粒子的迭代轨迹进行分析, 改进了PSO算法中惯性权重和学习因子的选择. 通过一个Wiener模型的数值仿真验证了本文提出的辨识方法的有效性和实用性, 并将该方法应用在连续退火机组加热炉产品质量模型的辨识研究, 取得了满意的辨识效果.

关键词: Wiener模型; 粒子群优化; 模型辨识; 参数估计; 收敛特性

中图分类号: TP273　　　**文献标识码**: A

Particle swarm optimal identification of Wiener model and a case study

ZHANG Yan[1], LI Shao-yuan[1], WANG Xiao-bo[2], ZHOU Jian-gang[2]

(1. Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Automation Research Institute, Baosteel Technical Center, Shanghai 201900, China)

Abstract: For a class of nonlinear systems described by Wiener model, the model identification problem is equivalent to the nonlinear minimization problem with the estimated parameters as the optimized variables subjected to some equality and inequality constraints. The particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to obtain the optimal solution to the minimization problem (i.e. the optimal estimation of Wiener model parameters) by searching in the whole parameter space in parallel. The inertia weight and learning gains in PSO algorithm are then modified through analyzing particle trajectory. A numerical simulation of a Wiener model is also provided to verify the effectiveness when applying the proposed identification scheme. Finally, PSO based identification method is applied to the quality model for a continuous annealing furnace, achieving some satisfactory identification results.

Key words: Wiener model; particle swarm optimization (PSO); model identification; parameter estimation; convergent performance

1 引言(Introduction)

在实际工业过程中, 如pH控制、生化反应系统, 具有多级串联的生产全过程控制系统等, 大量存在着一类较为广泛的非线性系统可以由Wiener模型来描述. Wiener模型可由一线性子系统和一无记忆的非线性增益串联构成. 有关Wiener模型的辨识, 文献[1,2]分别采用三电平伪随机m序列和周期脉冲信号作为辨识输入信号, 获得了非线性增益未知系数和脉冲响应的强一致性估计, 但是对线性部分只能得到非参数模.文献[3]提出了基于神经网络的Wiener模型的稳态与动态辨识相结合的集成辨识方法, 文献[4]采用遗传算法逼近非线性增益的逆函数, 进一步利用最小二乘法辨识线性子系统的参数, 不仅对辨识精度有一定的影响, 而且采用神经网络或遗传算法等进化计算方法增加了运算的复杂性.

粒子群优化(PSO)是一种基于群智能方法的进化计算技术, 通过粒子(候选解)在解空间追随最优的粒子(最优解)进行搜索[5]. 与一般的进化算法(如遗传算法)相比, PSO简单、容易实现并且需要调整的参数少, 目前广泛应用于函数优化、模式分类、优化调度、神经网络训练、模糊系统控制等领域. PSO在系统辨识方面的应用研究还比较少, 具有一定的理论意义和应用前景.

本文利用PSO实现简单、收敛速度快的优点, 将Wiener模型的辨识问题等价成以估计参数为优化变量的极小值优化问题, 在整个参数空间内并

收稿日期: 2004−10−13; 收修改稿日期: 2005−12−27.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60474051, 60534020); 国家教育部新世纪优秀人才计划和高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20020248028).

行地搜索Wiener模型的最优估计. 通过研究粒子的迭代轨迹, 分析了算法中惯性权重和学习因子对粒子的全局搜索能力和迭代收敛速度的影响. 对一个Wiener模型进行数值仿真, 并对连续退火机组加热炉产品质量模型进行实例研究来验证本文提出的基于PSO辨识方法的有效性和实用性.

2 问题描述(Problem formulation)

离散时间Wiener模型如图1所示, 其差分方程描述为

$$\begin{cases} A(q^{-1})z(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k), \\ y(k) = f[z(k)] + e(k). \end{cases} \tag{1}$$

其中: $A(q^{-1}) = 1+a_1q^{-1}+\cdots+a_nq^{-n}$, $B(q^{-1}) = b_0+b_1q^{-1}+\cdots+b_mq^{-m}$为$n$和$m$阶后移算子多项式, d为系统时延, $u(k), y(k)$和$e(k)$是系统的输入、输出和噪声, $e(k)$为正态白噪声, $z(k)$为线性部分的输出, 是不可测量的, $f(\cdot)$为无记忆非线性增益. 为辨识Wiener模型, 假设m, n, d和$f(\cdot)$已知, 即模型结构已知.

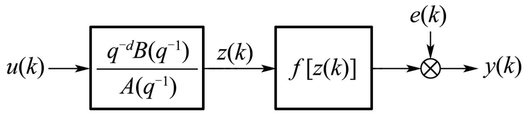


图 1 Wiener模型

Fig. 1 Wiener model

定义参数向量$\theta=[a_1 \ \cdots \ a_n \ b_0 \ \cdots \ b_m]^{\mathrm{T}}$, 辨识的目标是根据给定输入$u(k)$和系统输出$y(k)$估计$\theta$, 设$\theta$估计值$\hat{\theta}=[\hat{a}_1 \ \cdots \ \hat{a}_n \ \hat{b}_0 \ \cdots \ \hat{b}_m]^{\mathrm{T}}$, 使得$k$时刻输出估计偏差的平方和最小:

$$\min_{\hat{\theta}} J(k) = \sum_{j=1}^{L}\alpha^{j-1}[y(k-j) - \hat{y}(k-j)]^2. \tag{2}$$

其中: L为辨识窗口长度, $y(k-j), \hat{y}(k-j)$为$k-j(j = 1,\cdots,L)$时刻输出测量信号和估计值, α^{j-1}为第j个数据的权重($0 < \alpha \leqslant 1$), $\hat{y}(k-j)$可由下式得到:

$$\begin{cases} \hat{z}(k-i) = -\hat{a}_1\hat{z}(k-i-1) - \cdots - \\ \qquad \hat{a}_n\hat{z}(k-i-n) + \\ \qquad \hat{b}_0u(k-i-d) + \cdots + \\ \qquad \hat{b}_mu(k-i-d-m), \\ \hat{y}(k-i) = f[\hat{z}(k-i)] + e(k-i). \end{cases} \tag{3}$$

同时Wiener模型的参数满足

$$\theta^{\min} \leqslant \hat{\theta} \leqslant \theta^{\max}. \tag{4}$$

这样Wiener模型的辨识问题就等价于求解在等式约束式(3)和不等式约束式(4)下式(2)的非线性极小值优化问题, 优化变量为参数的估计$\hat{\theta}$.

3 基于PSO的Wiener模型辨识(PSO-based identification of Wiener model)

3.1 PSO算法原理(Principle of PSO)

PSO算法采用速度–位置搜索模型, 每个粒子代表解空间一个候选解, 优劣程度由适应度函数$F(x)$决定, 速度$\boldsymbol{v}_i = (\nu_{i1},\cdots,\nu_{iD})^{\mathrm{T}}$决定粒子单位迭代次数的位移. PSO随机初始化一群粒子(种群数N), 粒子在解空间的位置为$\boldsymbol{x}_i = (x_{i1},\cdots,x_{iD})^{\mathrm{T}}$, 每次迭代先评价粒子的适应度$F(\boldsymbol{x}_i)$, 找到个体极值$\boldsymbol{x}_{i,\mathrm{pbest}}$和种群极值$\boldsymbol{x}_{g\mathrm{best}}$, 对应适应度为$F_{i,\mathrm{pbest}}$和$F_{g\mathrm{best}}$. 粒子通过动态跟踪这两个极值来更新自己的速度和位置[5]:

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_i^{l+1} = \omega\cdot\boldsymbol{v}_i^l + \eta_1(\boldsymbol{x}_{i,\mathrm{pbest}}^l - \boldsymbol{x}_i^l) + \\ \qquad \eta_2(\boldsymbol{x}_{g\mathrm{best}}^l - \boldsymbol{x}_i^l), \\ \boldsymbol{x}_i^{l+1} = \boldsymbol{x}_i^l + \boldsymbol{v}_i^{l+1}. \end{cases} \tag{5}$$

其中: η_1, η_2是学习因子, 表示粒子受$\boldsymbol{x}_{i,\mathrm{pbest}}$和$\boldsymbol{x}_{g\mathrm{best}}$吸引的权重, η_1, η_2太小粒子可能远离目标区域, 太大则可能飞过目标区域, 一般取$\eta_{1,2} \in (0, 2)$. ω是惯性权重, 用来控制前一次迭代的速度对当前速度的影响, ω较大则算法具有较强的全局搜索能力, 较小则算法倾向于局部搜索, 一般取$\omega = 1$.

3.2 应用PSO辨识Wiener模型(Identification of Wiener model using PSO)

对式(2)的优化问题, 定义$\boldsymbol{x} = \hat{\theta}$, 粒子维数$D = n + m + 1$, 适应度函数$F(k) = J(k)$. PSO方法辨识Wiener模型的具体步骤如下:

Step 1 设置粒子位置范围$\boldsymbol{x}^{\max}$和$\boldsymbol{x}^{\min}$, 速度范围$[-\boldsymbol{v}^{\max}, +\boldsymbol{v}^{\max}]$, $\boldsymbol{v}^{\max} = (\boldsymbol{x}^{\max}-\boldsymbol{x}^{\min})\times(10\% \sim 20\%)$, 迭代次数$l = 0$, 随机初始化粒子速度和位置:

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_i^0 = -\boldsymbol{v}^{\max} + 2\cdot r_1\cdot\boldsymbol{v}^{\max}, \\ \boldsymbol{x}_i^0 = \boldsymbol{x}^{\min} + r_2(\boldsymbol{x}^{\max} - \boldsymbol{x}^{\min}). \end{cases} \tag{6}$$

其中r_1, r_2是(0,1)之间均匀分布的随机数;

Step 2 评价每个粒子的适应度$F_i^l(k)$;

Step 3 对第i个粒子, 比较$F_{i,\mathrm{pbest}}^l(k)$和$F_i^l(k)$, 若$F_i^l(k)<F_{i,\mathrm{pbest}}^l(k)$,令$F_{i,\mathrm{pbest}}^l(k)=F_i^l(k)$, $\boldsymbol{x}_{i,\mathrm{pbest}}^l=\boldsymbol{x}_i^l$;

Step 4 对所有的粒子搜索最小的$F_i^l(k)$, 令其为$F_{g\mathrm{best}}^l(k)$, $\boldsymbol{x}_{g\mathrm{best}}^l = \boldsymbol{x}_i^l$;

Step 5 根据式(5)更新每个粒子的速度和位置, 并进行范围限制$\boldsymbol{v}_i^{l+1} \in [-\boldsymbol{v}^{\max}, \boldsymbol{v}^{\max}]$, $\boldsymbol{x}_i^{l+1} \in [\boldsymbol{x}^{\min}, \boldsymbol{x}^{\max}]$;

Step 6 若达到最大迭代次数$\mathrm{iter}_{\max}$或满足一定的误差准则, 比如$F_{g\mathrm{best}}^l \leqslant \varepsilon$, ε 为容许误差, 则终止迭代; 否则, 令$l = l + 1$, 转到Step 2;

Step 7 令$k = k + 1$, 转到Step 1, 重复上述步骤.

上述步骤同样适用于参数非时变的Wiener模型

的辨识, 只是省略了Step 7.

3.3　PSO参数设计(Parameters design in PSO)

本节讨论ω, η_1和η_2的设计, 为分析方便, 假设$D = 1$, 迭代中$\boldsymbol{x}_{i,\text{pbest}}$和$\boldsymbol{x}_{g\text{best}}$保持不变, 只考虑第$i$个粒子[6], 式(5)写成矩阵形式:

$$\boldsymbol{p}^{l+1}=\boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{p}^{l}+[1\ \ 1]^{\mathrm{T}}(\eta_1\cdot\boldsymbol{x}_{i,\text{pbest}}+\eta_2\cdot\boldsymbol{x}_{g\text{best}}). \quad (7)$$

其中: $\boldsymbol{p}^l=[\nu_i^l\ \ x_i^l]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix}\omega & -\eta\\ \omega & 1-\eta\end{bmatrix}$, $\eta=\eta_1+\eta_2$.

矩阵$\boldsymbol{H}$的特征多项式为$\lambda^2+(\eta-w-1)\lambda+w$, 特征根为$\lambda_{1,2}=\begin{cases}[(\omega+1-\eta)\pm\sqrt{\varDelta}]/2, & \varDelta\geqslant 0,\\ [(\omega+1-\eta)\pm i\sqrt{-\varDelta}]/2, & \varDelta<0.\end{cases}$ 其中$\varDelta=(\eta-1)^2-2\omega(\eta+1)+w^2$.

若$\varDelta<0$, $\lambda_{1,2}$为共轭复数, 且$\|\lambda_1\|=\|\lambda_2\|=\sqrt{\omega}<1$, 系统(7)稳定, 粒子轨迹收敛[6].

下面讨论η和ω对粒子迭代轨迹的影响:

1) $\eta=0$: $\lambda_1=1, \lambda_2=\omega$, 粒子轨迹临界发散;

2) $\eta=1$: $\varDelta=\omega^2-4\omega<0$, 粒子轨迹收敛;

3) $\eta=2$: $\varDelta=\omega^2-6\omega+1=(\omega-3)^2-8$, 当$\omega\in(0.172,1)$时, $\varDelta<0$, 粒子轨迹收敛;

4) $\eta=3$: $\varDelta=\omega^2-8\omega+4=(\omega-4)^2-12$, 当$\omega\in(0.536,1)$时, $\varDelta<0$, 粒子轨迹收敛;

5) $\eta=4$: $\varDelta=\omega^2-10\omega+9=(\omega-5)^2-16>0$, 有$\lambda_2=[(\omega-3)-\sqrt{\varDelta}]/2<-1$, 粒子轨迹发散.

由以上分析, $\eta\in(1,4)$有利于粒子迭代的收敛, 选取学习因子为

$$\begin{cases}\eta_1=1.5\cdot r_1+0.5,\\ \eta_2=1.5\cdot r_2+0.5.\end{cases} \quad (8)$$

当$\eta\in(1,4)$, $\|\lambda_1\|=\|\lambda_2\|=\sqrt{\omega}$, w越大, 越有利于系统(7)的稳定. 改进ω的选择, ω随迭代次数从$\omega_{\min}$线性递增到$\omega_{\max}$, 使得迭代后期较大的ω保证了粒子轨迹的稳定性, 公式如下:

$$\omega^l=\omega_{\min}+l\cdot(\omega_{\max}-\omega_{\min})/\text{iter}_{\max}. \quad (9)$$

由以上分析, $\omega_{\min}$不能取太小, 取$\omega_{\min}=0.4, \omega_{\max}=0.9$.

4　仿真研究(Simulation study)

4.1　数值仿真(Numerical simulation)

考虑文献[3]的Wiener模型

$$\begin{cases}z(k)=1.5z(k-1)-0.7z(k-2)+\\ \qquad u(k-1)+0.5u(k-2),\\ y(k)=f[z(k)]+e(k),\\ f[z(k)]=\begin{cases}\sqrt{z(k)/2}\,, & z(k)\geqslant 0,\\ -\sqrt{-z(k)/2}\,, & z(k)<0.\end{cases}\end{cases} \quad (10)$$

其中: 噪声$e(k)$的$\sigma_e=0.1$; 输入信号$u(k)$为零均值的高斯白噪声序列, $\sigma_u=1$.

需要辨识的参数真值向量为$\theta=[a_1\ a_2\ b_0\ b_1]^{\mathrm{T}}=[-1.5\ \ 0.7\ \ 1.0\ \ 0.5]^{\mathrm{T}}$, 设$L=500$, $\alpha=1$, $N=20$, $\text{iter}_{\max}=100$, $x_i^{\max}=2$, $x_i^{\min}=-2$, $v_i^{\max}=0.5$.

定义均方根误差(root mean square error, RMSE)衡量辨识的精度

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum\limits_{j=1}^{M}[y(j)-\hat{y}(j)]^2}{M}}. \quad (11)$$

其中: M是验证用的数据量, 取$M=500$, $y(j), \hat{y}(j)$是第j个过程输出测量值和估计值.

由于PSO的随机性, 取10次仿真实验中精度最差的结果, 与文献[3]采用神经网络集成辨识(简称NN法)的结果进行比较, 如表1所示, 采用PS法辨识精度较高.

表 1　两种算法辨识结果的比较

Table 1　Identification results with NN vs. PSO

参数	真值	估计值			
		NN	RMSE	PSO	RMSE
a_1	–1.5	–1.4954	1.069×10^{-2}	–1.4998	8.615×10^{-4}
a_2	0.7	0.6957		0.69976	
b_0	1.0	1.0015		1.0001	
b_1	0.5	0.5015		0.4999	

输出测量与输出估计曲线及偏差曲线如图2所示. 参数随迭代次数变化曲线如图3所示(实线为参数的估计值, 虚线为参数的真值).

为了分析ω对算法收敛的影响, 定义收敛特性

$$F_{\text{best}}(l)=\min\{F(x_i^l)\,|\,i=1,\cdots,N\}. \quad (12)$$

图4为PSO算法中采用ω线性递增和递减的收敛特性曲线. ω递减的方法(点线), 迭代到40步算法才开始收敛; 而ω递增的方法(实线), 迭代到20步就已经基本收敛了.

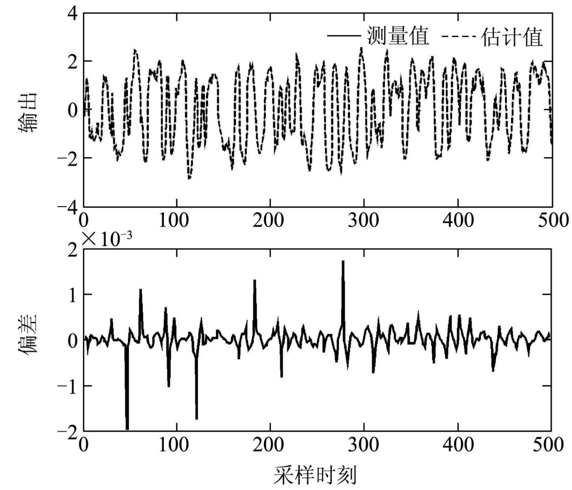


图 2　输出及偏差

Fig. 2　Outputs and errors

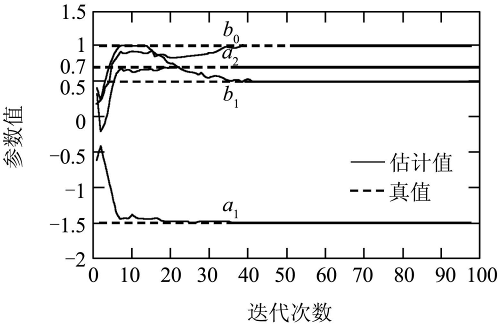


图 3 参数随迭代次数变化

Fig. 3 Changes of parameters with the iteration

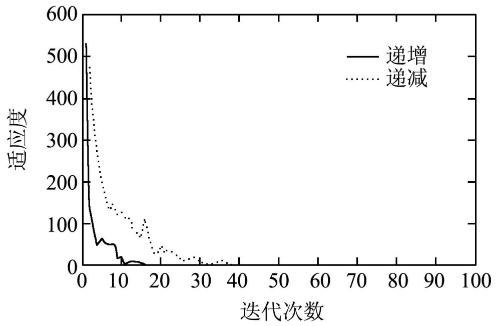


图 4 惯性权重递增和递减的收敛特性

Fig. 4 Convergent performances of PSO with increasing inertia weight vs. PSO with decreasing inertia weight

4.2 应用实例(Case study)

连续退火机组是主要用于生产高质量深冲汽车板的生产线, 加热炉是它的重要组成部分, 其产品质量模型由两个部分串联而成, 前一部分是各加热段的混合气流速到各段出口处的带钢温度(不可测)的动态变化, 后一部分是各段出口处的带钢温度与最终产品质量(加热炉出口处的带钢温度)的非线性映射, 这类生产过程可以用Wiener模型进行描述, 其产品质量模型如下[7]:

$$\hat{y}(k)=$$
$$a_1y(k-1)+\sum_{i=1}^{n}b_iu(k-d-i+1)+\sum_{i=1}^{4}c_i\omega_i(k). \quad (13)$$

其中:

$$y(k)=TS(k)-TS_{\rm ave},$$
$$u(k)=DVF(k)[FL(k)-FL_{\rm ave}],$$
$$\omega_1(k)=TST(k-1),\ \omega_2(k)=DSS(k),$$
$$\omega_3(k)=DVF(k)[WD(k)\cdot TH(k)\cdot VS(k)-WTV_{\rm ave}],$$
$$\omega_4(k)=DVF(k),$$
$$TST(k)=(1-c_1)TST(k-1)+(1-c_2)DSS(k),$$
$$DSS(k)=[TF(k)-TSi(k)]\cdot[SVF(k)-SVF(k-1)],$$

$$DVF=1-\left\{1+\frac{TF-TSi}{[s_1(TV-TV_{\rm ave})+s_2TV(TV-TV_{\rm ave})+s_3TV(TF-TF_{\rm ave})+s_4]^2}s_3TV\right\}\cdot \exp\left[\frac{-1}{s_1(TV-TV_{\rm ave})+s_2TV(TV-TV_{\rm ave})+s_3TV(TF-TF_{\rm ave})+s_4}\right],$$

$$SVF(k)=1-\exp\left[\frac{-1}{s_1(TV-TV_{\rm ave})+s_2TV(TV-TV_{\rm ave})+s_3TV(TF-TF_{\rm ave})+s_4}\right].$$

各项含义参见文献[7], $a_1,b_1,\cdots,b_n,c_1,\cdots,c_4,s_1,\cdots,s_4$为需要辨识的模型参数.

结合宝钢钢铁厂1550连续退火机组加热炉段的实际生产数据进行仿真研究, 采样时间为10 s, 模型中$n=3, d=6$. 选取带钢型号为600 mm × 823 mm, 移动速度为330 mm/s的660组数据进行仿真研究, 取440组进行辨识, 剩余数据进行模型验证. 采用PSO算法, $\alpha=1$, $N=30$, ${\rm iter}_{\max}=1000$.

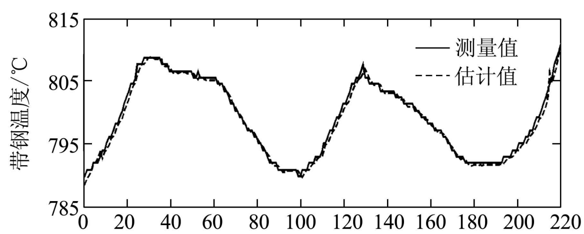
文献[8]利用广义生长修剪RBF (GGAP-RBF)建立产品质量模型, 与本文采用PSO辨识模型CPU的平均占用时间及RMSE如表2所示. 采用PSO辨识模型的精度较高, 而且CPU平均占用时间较短.

表 2 两种方法辨识结果的比较

Table 2 Identification results with GGAP-RBF vs. PSO

	CPU时间/s	RMSE
GGAP-RBF	10.0350	1.8830
PSO	9.6458	0.6695

带钢温度测量与估计曲线及偏差曲线如图5所示, 辨识的带钢温度偏差在±2°C以内, 满足实际工业生产的需要.



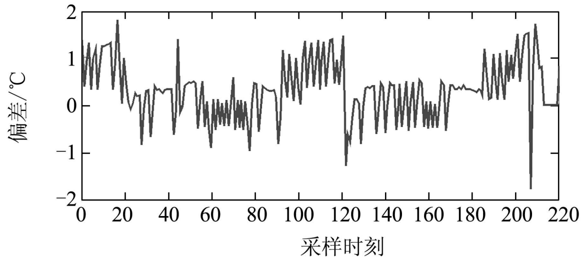


图 5 带钢温度及偏差

Fig. 5 Strip temperatures and error

5 结论(Conclusion)

本文针对一类工业过程中模型结构已知的可描述成Wiener模型的非线性系统, 利用PSO并行搜索获得模型参数的最优估计, 通过对粒子的迭代轨迹进行分析, 改进了惯性权重和学习因子的选择, 提高了粒子的全局搜索能力和迭代收敛速度. 最后通过一个Wiener模型的数值仿真和连续退火机组加热炉产品质量模型的实例研究说明了粒子群优化算法实现简单、收敛速度快, 能够取得较好的辨识效果.

参考文献(References):

[1] JACOBS O L R. Gaussian approximation in recursive of multiple state of nonlinear Wiener systems[J]. *Automatica*, 1988, 24(2): 234 – 247.

[2] 胡德文, 王正志. 非线性系统Wiener模型辨识[J]. 自动化学报, 1991, 17(2): 151 – 159.
(HU Dewen, WANG Zhengzhi. Identification of Wiener model for nonlinear systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1991, 17(2): 151 – 159.)

[3] 万百五. 工业大系统优化与产品质量控制[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(WAN Baiwu. *Optimization and Product Qualities Control for Industrial Large-scale Systems*[M]. Beijing: Science Press, 2003.)

[4] HATANAKA T, UOSAKI K, KOGA M. Evolutionary computation approach to Wiener model identification[C]//*Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. [S.l.]: [s.n.], 2002: 914 – 919.

[5] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// *Proc of IEEE Int Conf on Neutral Networks*. [S.l.]: [s.n.], 1995: 1942 – 1948.

[6] ZHENG Y L, MA L H, ZHANG L Y, et al. On the convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization[C]// *Proc of the Second Int Conf on Machine Learning and Cybernetics*. [S.l.]: [s.n.], 2003: 1802 – 1807.

[7] YOSHITANI N, HASEGAWA A. Model-based control of strip temperature for the heating furnace in continuous annealing[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 1998, 6(2): 146 – 156.

[8] 陈庆. 一类串联生产过程的建模、控制与优化[D]. 上海: 上海交通大学, 2004.
(CHEN Qing. *Modeling control and optimization of a class of cascade process*[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2004.)

作者简介:

张　艳　(1977—), 女, 博士, 主要研究领域为分布式预测控制、复杂系统的优化与控制, E-mail: susan_zy@sjtu.org;

李少远　(1965—), 男, 上海交通大学自动化研究所教授, 博士生导师, 主要研究领域为自适应预测控制、满意优化控制和智能控制的理论、方法和应用, E-mail: syli@sjtu.edu.cn;

王笑波　(1963—), 女, 宝钢技术中心自动化研究所教授, 主要研究领域为冶金工业过程建模与控制;

周坚刚　(1963—), 男, 宝钢技术中心自动化研究所高级工程师, 主要研究领域为冶金过程控制.