

融合改进蚁狮算法和T-S模糊模型的噪声非线性系统辨识

赵小国^{1,2,3}, 刘丁^{1,2†}, 景坤雷^{1,2}

- (1. 西安理工大学 晶体生长设备及系统集成国家地方联合工程研究中心, 西安 710048;
2. 西安理工大学 陕西省复杂系统控制与智能信息处理重点实验室, 西安 710048;
3. 西安建筑科技大学 机电工程学院, 西安 710055)

摘要: 针对传统的T-S模糊辨识方法难以准确辨识含噪声的非线性系统问题,将噪声信号和系统的其他输入变量一起作为模糊前件的输入,采用具有动态随机搜索和寻优半径连续收缩机制的改进蚁狮算法优化模糊前件的结构参数,使用加权最小二乘法实现模糊后件的参数辨识.数值仿真表明,所提出的辨识方法可以有效抑制噪声的影响,经过改进蚁狮算法优化后的T-S模糊模型辨识效果更好.最后,将所提出方法用于直拉硅单晶生长热模型的辨识,实验结果表明该方法优于传统的辨识方法.

关键词: 蚁狮算法; T-S模糊模型; 噪声; 非线性系统; 直拉硅单晶

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Identification of nonlinear system with noise based on improved ant lion optimization and T-S fuzzy model

ZHAO Xiao-guo^{1,2,3}, LIU Ding^{1,2†}, JING Kun-lei^{1,2}

- (1. National & Local Joint Engineering Research Center of Crystal Growth Equipment and System Integration, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Complex System Control and Intelligent Information Processing, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: For the identification of nonlinear systems with noise, the traditional T-S fuzzy identification method is difficult to get better results. Therefore the noise signal is regarded as the input of the antecedent together with other input variables of the system. The improved ant lion optimization (ALO) algorithm with dynamic random search and continuous radius contraction is used to optimize the structural parameters of the antecedent. The weighted least square method is utilized to identify the parameters in the consequent. The simulation results show that the proposed method can effectively repress the noise, and achieve better identification effect by using the improved ALO algorithm. Finally, the proposed method is applied to the identification of the thermal model of CZ silicon single crystal growth, and the experimental results show that it is superior to the traditional identification method.

Keywords: ant lion optimization; T-S fuzzy model; noise; nonlinear system; CZ silicon single crystal

0 引言

现代科学技术的发展使得过程工业系统日趋复杂且规模日益增大,在化工、炼油、冶金、玻璃等一些工业过程中,广泛存在着多变量、大时滞、强耦合、非线性等特征,这些特征使得被控量不能及时地反映系统所承受的扰动,从而产生明显的超调,使得控制系统的稳定性变差.为了实现对这些复杂非线性系统

的精确控制,建立准确的过程模型是控制系统的首要任务.现有方法大都利用简单的一阶惯性加纯滞后,或者二阶加纯滞后的模型来近似实际的非线性系统,这是远远不能满足精确控制要求的.当前,可以从生产过程中获得大量的现场数据,再通过这些数据对过程的模型进行辨识.但是,受制于工业生产过程数据采集方法和采集环境等方面的影响,原始过程数据通

收稿日期: 2017-09-26; 修回日期: 2017-12-27.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61533014); 国家科技重大专项基金项目(2009ZX02011001); 陕西省教育厅专项科研计划项目(17JK0456).

责任编委: 李少远.

作者简介: 赵小国(1978—),男,讲师,博士生,从事复杂系统建模与控制的研究; 刘丁(1957—),男,教授,博士生导师,从事信号处理、智能机器人、智能控制理论与方法、复杂系统建模与控制等研究.

†通讯作者. E-mail: liud@xaut.edu.cn.

常易受到噪声的干扰^[1],研究噪声环境下的非线性系统辨识具有重要的理论和实际意义。

T-S模糊模型可以任意精度逼近定义在紧集上的非线性函数,因而被广泛应用于非线性系统的模型辨识^[2-4]。进行T-S模糊辨识时,一般通过模糊聚类等方法确定前件的结构和参数,然后基于最小二乘类参数辨识方法得到后件参数^[5-7]。但是,目前关于T-S模糊辨识的研究大多未考虑噪声的影响,对含有噪声的系统往往难以达到满意的辨识效果。另外,模糊聚类算法受初始化影响较大,在迭代时容易陷入局部极小,也会影响模糊模型的辨识精度^[8-9]。

蚁狮优化算法(Ant lion optimization, ALO)^[10]是一种新的智能算法。该算法具有调节参数少、求解精度高的优点,一经提出即吸引了不少国内外研究者的关注,并被成功应用于天线布局优化、短期风电功率发电调度和控制器参数优化等工程领域^[11-13]。文献[14]和文献[15]针对ALO算法易陷入局部最优的缺点对其进行了改进,但并未考虑提高算法的全局搜索能力和收敛速度。

针对上述问题,本文将噪声信号同系统的其他输入变量一起作为模糊前件的输入,用加权最小二乘法对包含噪声信号在内的所有输入变量所对应的后件参数进行辨识,从而抑制噪声对辨识效果的影响;为避免模糊聚类不准确对辨识结果的影响,提出基于动态搜索和寻优半径连续收缩机制的改进ALO算法,并利用此优化算法对前件的隶属度函数等参数进行优化。数值仿真和直拉硅单晶生长热模型的实验研究表明,本文提出的辨识方法取得了较好的效果。

1 原始蚁狮优化算法及其改进

1.1 ALO算法原理

蚁狮“狩猎”时先在沙地上挖出“陷阱”,然后躲入穴底等待“猎物”,一旦蚂蚁进入“陷阱”,为防止其逃走,蚁狮会立刻向外刨出沙土使其滑入穴底进而捕食。该算法的主要步骤如下^[10]。

Step 1: 蚁狮修筑陷阱。

根据适应值,通过轮盘赌方法选择一只蚁狮,被选中的蚁狮修筑“陷阱”,这种方法可以提高蚁狮捕获蚂蚁的机会。

Step 2: 蚂蚁随机游走。

蚂蚁按照下式在第*i*维空间随机游走:

$$X_i = [0, \text{cumsum}(2r(1) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t) - 1),$$

$$\dots, \text{cumsum}(2r(n) - 1)]. \quad (1)$$

其中: cumsum 为蚂蚁游走位置的累积, n 为设置的最大迭代次数, t 为游走的步数(当前迭代次数), $r(t)$ 为随机数0或1。为了保证蚂蚁在求解空间内游走,需对蚂蚁位置进行离差标准化,即

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i)(d_i^t - c_i^t)}{(b_i - a_i)} + c_i^t. \quad (2)$$

其中: a_i 和 b_i 为游走过程中第*i*个变量的最小值和最大值, c_i^t 和 d_i^t 为第*t*代第*i*个变量的最小值和最大值。

Step 3: 蚂蚁进入陷阱。

蚂蚁爬入陷阱的过程,可以看作蚂蚁围绕修筑“陷阱”的蚁狮游走,蚂蚁游走的区域边界受蚁狮位置的影响,有

$$\begin{cases} c^t = \text{Antlion}_j^t + c^{t-1}, \\ d^t = \text{Antlion}_j^t + d^{t-1}. \end{cases} \quad (3)$$

其中:向量 c^t 和 d^t 分别为第*t*代所有变量的最小值和最大值, Antlion_j^t 为第*t*代所选中的第*j*个蚁狮的位置。

Step 4: 蚂蚁滑落穴底。

一旦蚂蚁进入陷阱,为阻止其逃走,蚁狮会立即向穴外刨出沙土使其滑入穴底。该过程可以看作蚂蚁绕蚁狮游走的半径在不断缩小,有

$$\begin{cases} c^t = \frac{c^t}{I}; \\ d^t = \frac{d^t}{I}. \end{cases} \quad (4)$$

$$I = 10^w \frac{t}{T} \begin{cases} w = 2, t > 0.1T; \\ w = 3, t > 0.5T; \\ w = 4, t > 0.75T; \\ w = 5, t > 0.9T; \\ w = 6, t > 0.95T. \end{cases} \quad (5)$$

其中: t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数, w 为一个由*t*和*T*定义的常数。

Step 5: 蚁狮重筑陷阱。

若游走的蚂蚁种群中出现了适应值高于蚁狮的个体,则该蚂蚁将作为下一代蚁狮在其位置修筑“陷阱”,即

$$\text{Antlion}_j^t = \text{Ant}_i^t \text{ if } f(\text{Ant}_i^t) > f(\text{Antlion}_j^t). \quad (6)$$

其中: t 为当前代数, Antlion_j^t 为第*t*代所选中的第*j*个蚁狮的位置, Ant_i^t 为第*t*代第*i*个蚂蚁的位置, f 为适应值函数。

Step 6: 精英化。

将适应度最好的蚁狮作为精英,它能够影响所有

蚂蚁的游走.假定每只蚂蚁的随机游走同时受到轮盘赌选择的蚁狮和精英的影响,即

$$\text{Ant}_i^t = \frac{R_A^t + R_E^t}{2} \quad (7)$$

其中: R_A^t 为第 t 代绕轮盘赌选中的蚁狮进行的随机游走, R_E^t 为第 t 代绕精英进行的随机游走.

1.2 ALO算法的改进

通过对原始ALO算法的研究,发现其搜索更偏向于精英,容易陷入局部最优;由式(4)和(5)中可以看出其搜索半径呈跳跃式,可能会错过最优值区域.针对这些不足,本文引入动态搜索和寻优半径连续收缩机制来改进ALO算法,并与ALO、PSO(Particle swarm optimization)算法进行测试对比.结果表明,该改进ALO算法具有更好的寻优精度和收敛速度.

1.2.1 动态随机搜索机制

动态随机搜索机制通过动态调整搜索空间实现对不同区域的探索,以增加发现最优解概率,可以提高算法摆脱局部最优束缚的能力^[16].动态随机搜索机制包括两部分:全局搜索和局部搜索.本文引入其局部搜索部分,对当前全局最优位置进行局部寻优,加快算法收敛速度.具体操作步骤如下.

Step 1: 选定待替换对象 X_i , 最大迭代次数 iter_{\max} .

Step 2: 设定空种群 P_{temp} , 初始搜索步长 step_k .

Step 3: 针对所有维度 m , 执行如下操作:

Step 3.1: 在 $[-\text{step}_i, \text{step}_i]$ 内产生随机向量 X_r ;

Step 3.2: 按公式 $X_{\text{temp}} = X_i + X_r, X'_{\text{temp}} = X_i - X_r$ 生成新个体, 并加入种群;

Step 3.3: 调整搜索步长 step_k ;

Step 3.4: 迭代 k , 针对某一维的搜索结束, 否则跳转到 Step 3.1;

Step 3.5: 在种群 P_{temp} 内选择最佳个体 $X_{\text{temp}}^{\text{best}}$, 如果优于 X_i , 则替换之, 否则仍保留 X_i .

Step 4: 若算法迭代满足结束条件, 则输出结果 X_i , 算法结束, 否则跳转至 Step 2.

1.2.2 半径连续收缩机制

蚂蚁围绕蚁狮游走的半径决定着蚂蚁搜索的范围, 根据式(4)和(5)绘制出蚂蚁游走的半径收缩方式如图1所示. 由图1可以看出: 原始ALO算法半径收缩呈跳跃式, 导致蚂蚁对求解区域的探索存在遗漏; 在跳跃之间的每一个阶段的衰减极慢, 严重影响了算法的收敛速度.

ALO算法基于蚂蚁游走半径的收缩来实现算法的收敛, 因此, 如果游走半径随迭代次数的增加而快速减小, 则有助于提高算法的收敛速度. 下面给出新

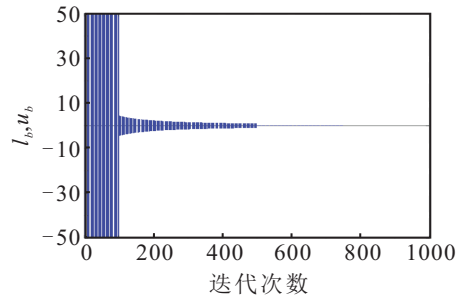


图1 半径跳跃式收缩方式

的半径收缩公式:

$$\begin{cases} c^t = c^t I, \\ d^t = d^t I; \end{cases} \quad (8)$$

$$I = \exp\left(-a \frac{t}{T}\right). \quad (9)$$

其中: a 为衰减因子, 可根据半径收缩的精度要求进行人为设定; t 和 T 分别为当前迭代次数和最大迭代次数. 根据式(8)和(9)绘制半径连续收缩方式如图2所示, 可以看出蚂蚁游走半径连续快速收缩.

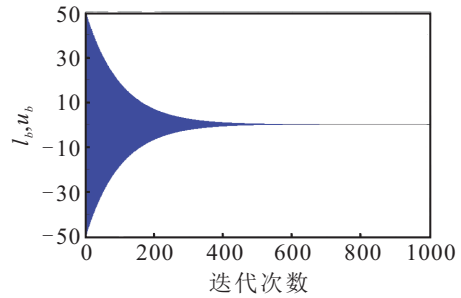


图2 半径连续式收缩方式

从上面两种改进机制的说明中可以看出: 动态搜索机制通过动态调整实现对不同区域的探索, 帮助算法跳出局部最优; 寻优半径连续收缩机制在避免错过最优值区域的同时, 还提高了算法的收敛速度.

1.3 算法测试与对比结果分析

1.3.1 测试函数的设置

下面通过6个基准函数测试, 说明改进ALO算法的全局搜索能力和收敛速度, 参数设置见表1. f_1 为单峰函数; f_2, f_3, f_4, f_5, f_6 为多峰函数.

1.3.2 测试结果对比与分析

数值仿真中选择了ALO、PSO两种算法与改进ALO算法进行对比. 操作系统: win7旗舰版(64位); CPU: Intel(R)Core(TM)i5-4590; 主频: 3.30 GHz; RAM: 4.00 GB; 编程工具: Matlab 2016b. 对于6个函数分别用3种算法测试500次, 仿真结果统计如表2所示. 由表2可以看出, 在最优解和平均解方面, 改进ALO算法较ALO和PSO算法而言, 具有更好的求解精度. 为了更直观地对比, 分别取3种算法500次寻优收敛曲线的平均值, 绘制在对数坐标系中, 如图3所示.

表1 基准函数设置

测试函数	维度/种群/迭代次数	函数表达式	搜索范围	理论最优解
f_1 (Sphere)	30, 30, 1 000	$\sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	$f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$
f_2 (Schwefel 1.2)	30, 30, 1 000	$\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j\right)^2$	$[-100, 100]$	$f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$
f_3 (Schwefel 2.26)	10, 30, 1 000	$418.982 9n - \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	$[-500, 500]$	$f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$
f_4 (Ackley)	10, 30, 1 000	$-20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	$[-5, 5]$	$f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$
f_5 (Griewank)	10, 30, 3 000	$\frac{1}{4 000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	$f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$
f_6 (Resonbrock)	10, 30, 3 000	$\sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	$[-100, 100]$	$f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$

表2 3种优化算法的测试结果对比

函数	最优解			平均解		
	改进 ALO	ALO	PSO	改进 ALO	ALO	PSO
f_1	1.762 8e-39	3.143 7e-06	0.002 4	2.938 1e-39	1.359 5e-05	0.003 5
f_2	6.619 0e-17	3.720 3e+03	10.541 3	4.503 4e-11	5.419 2e+03	16.014 9
f_3	5.799 8e-04	0.035 7	2.015 5e+03	1.980e-03	1.208 8	2.241 2e+03
f_4	3.635 2e-16	0.099 9	5.499 6e - 5	1.699 4e-07	0.099 9	0.060 0
f_5	4.786 1e-10	0.137 7	0.076 3	2.192 7e-04	0.201 2	0.172 9
f_6	6.273 4e-06	5.571 9	0.061 9	1.433 6e-04	7.638 8	0.511 7

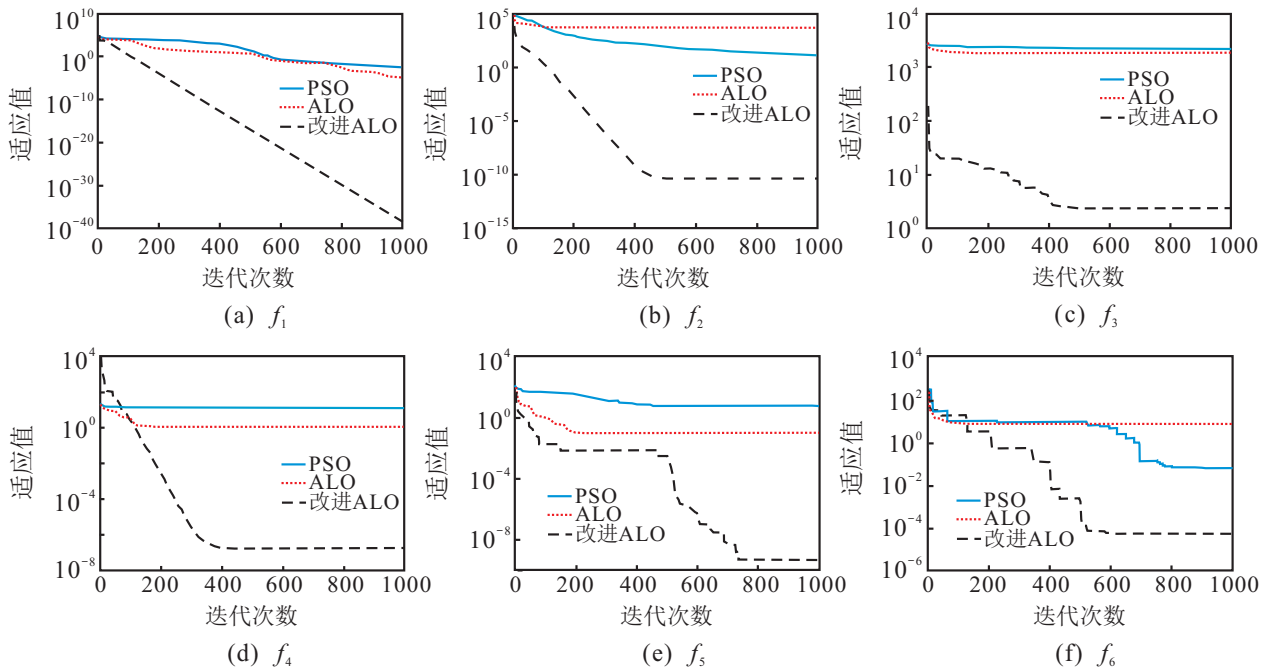


图3 6组函数收敛曲线对比

由图3可以看出:改进 ALO 算法较原始 ALO 算法而言取得了更好的寻优精度,具有较好的全局搜索能力;种群设置为30时,在设置的1 000次迭代寻优

过程中,改进 ALO 算法能够不断地摆脱局部最优的束缚,快速收敛,早早达到期望精度.综合表2和图3可以得出,改进 ALO 算法有效克服了原始 ALO 算法

全局搜索能力差、收敛速度慢的缺点。

2 基于改进ALO算法优化的T-S模糊模型对噪声非线性系统的辨识

2.1 含噪声输入的T-S模糊模型描述

在实际工业生产中,常常存在各种难以精确描述的因素,如数学模型并未加以考虑的各种干扰作用,输入量输出量的测量误差等,这些因素具有随机量的性质,称为“噪声”,这些噪声信号与系统输入混杂在一起,因此,这里考虑一个包含有色噪声的MIMO系统.该系统可以近似看作是由多个离散MISO模糊模型组成的,过程的输出方程可表示如下:

$$\begin{aligned}
 y(k+1) = & a_1y(k) + \dots + a_ny(k-n+1) + \\
 & b_1u(k) + \dots + b_mu(k-m+1) + \\
 & c_1v(k) + \dots + c_rv(k-r+1), \quad (10)
 \end{aligned}$$

其中 $v(k)$ 为均值为零的不相关随机噪声.根据表示定理,有色噪声序列可以看成由白噪声序列驱动的线性环节的输出^[17].进行T-S模糊辨识时,令

$$\begin{aligned}
 X(k) &= [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)], \\
 U(k) &= [u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)], \\
 V(k) &= [v(k), v(k-1), \dots, v(k-r+1)],
 \end{aligned}$$

$y(k+1)$ 可以看作 $X(k)$ 、 $U(k)$ 和 $V(k)$ 驱动下的线性输出之和.针对每个输入变量分别在其论域内模糊化,隶属度函数采用高斯型函数.定义 $A^i(X, \mu^i, \delta^i)$ 为 X 属于 A^i 的隶属度函数,有

$$\begin{aligned}
 A^i &= A_1^i \times A_2^i \times \dots \times A_n^i, \\
 B^i &= B_1^i \times B_2^i \times \dots \times B_m^i, \\
 C^i &= C_1^i \times C_2^i \times \dots \times C_r^i.
 \end{aligned}$$

该模糊模型可用 l 条模糊规则描述如下:

L^i : If $X(k)$ is A^i and $U(k)$ is B^i and $V(k)$ is C^i ,

Then

$$\begin{aligned}
 y^i(k+1) = & \sum_{N=1}^n \alpha_N^i y(k-N+1) + \sum_{M=1}^m \beta_M^i u(k-M+1) + \\
 & \sum_{R=1}^r \gamma_R^i v(k-R+1). \quad (11)
 \end{aligned}$$

$L^i(i=1, 2, \dots, l)$ 表示第 i 条模糊蕴含条件句,综合 l 条模糊蕴含条件句的输出为

$$y(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^l w^i y^i(k+1)}{\sum_{i=1}^l w^i} \quad (12)$$

其中 w^i 是第 i 条模糊规则的适用度,即

$$\begin{aligned}
 w^i = & \prod_{p=1}^n A_p^i[y(k-p+1)] \times \prod_{q=1}^m B_q^i[u(k-q+1)] \times \\
 & \prod_{s=1}^r C_s^i[v(k-s+1)]. \quad (13)
 \end{aligned}$$

2.2 模糊前后件参数的确定及优化

这里首先采用文献[18]的模糊聚类方法确定模糊前件参数 $\theta_1^i = [\mu^i, \delta^i]$ 的初值.然后,在模糊后件参数的辨识当中,使用加权最小二乘法实现包括噪声模型在内的后件参数辨识,取 $\theta_2^i = [\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]$,使得下列目标函数值最小:

$$\min_{\theta_2^i} \frac{1}{E} (Y - X_e \theta_2^i)^T Q_i (Y - X_e \theta_2^i). \quad (14)$$

其中

$$\begin{aligned}
 X_e &= [\dots; X(k) U(k) 1; X(E-1) U(E-1) 1], \\
 Y &= [\dots; y(k+1); \dots; y(E)],
 \end{aligned}$$

E 为样本数据长度; Q_i 为样本数据对应的第 i 条模糊规则的适应度对角矩阵,即

$$Q_i = \text{diag}[w_1^i, \dots, w_E^i]. \quad (15)$$

利用加权最小二乘法即可得到后件参数值

$$\theta_2^i = [X_e^T Q_i X_e]^{-1} X_e^T Q_i Y. \quad (16)$$

最后,为减小模糊聚类分析不准确对辨识效果的影响,取参数向量 $\theta_1^i = [\mu^i, \delta^i]$ 作为待优化对象,采用上述改进ALO算法,以下式:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{E} \sum_{i=1}^E (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (17)$$

为目标函数对其模糊前件的结构参数进行优化,其中 \hat{Y} 为 X_e 输入下的T-S模糊模型的输出序列.

3 数值仿真及实验研究

为验证本文所提出的融合改进ALO算法和T-S模糊模型辨识方法的有效性,本节分别给出数值仿真和实验研究.数值仿真是对一个含有噪声的非线性差分模型的系统辨识,实验研究是对直拉单晶炉生长过程热模型的辨识.结果表明,本文方法具有较好的辨识效果.

3.1 噪声非线性系统差分模型的辨识

为验证本文辨识方法的有效性,选择下面含有噪声的非线性差分模型:

$$y(k+1) = 0.3y(k) + 0.6y(k-1) + g[u(k)] + e(k). \quad (18)$$

其中: $g(u) = 0.6 \sin(\pi u) + 0.3 \sin(3\pi u) + 0.1 \sin(5\pi u)$,输入 $u(k) = \sin(2\pi k/250)$, $e(k) = v(k) - 0.4v(k -$

1) + 0.2v(k - 2), v(k) 为不相关白噪声.

将式(17)作为辨识精度的指标函数,针对式(18)所示的辨识对象,分别采用传统的辨识方法(模糊聚类+最小二乘法,不考虑噪声因素)、本文方法1(将噪声作为模糊前件输入,但不优化相关参数)和本文方法2(将噪声作为模糊前件输入,并利用改进ALO算法优化相关参数)对系统进行辨识.3种方法的辨识结果对比如图4所示,辨识精度对比如表3所示.

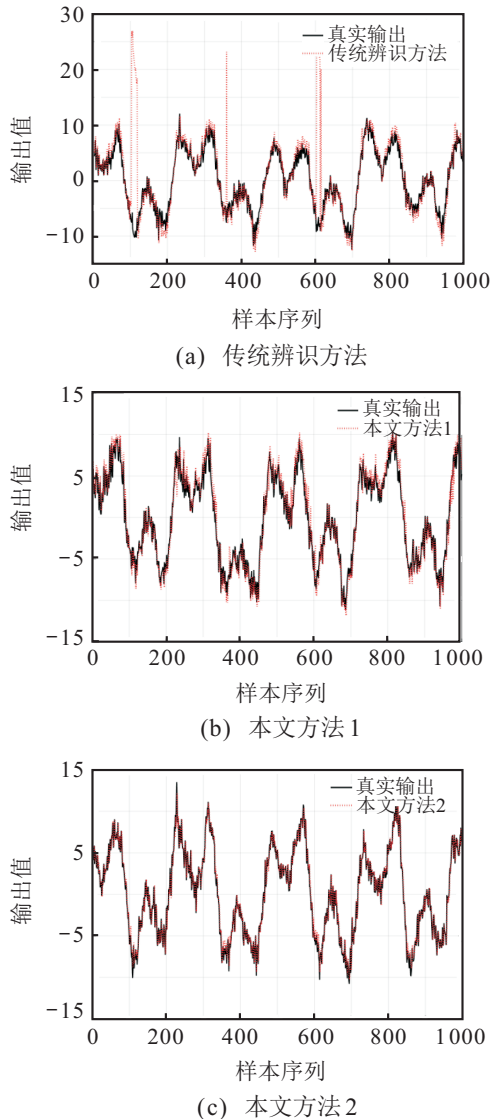


图4 3种方法的辨识结果对比

表3 3种方法的辨识精度对比

辨识方法	模糊规则个数	RMSE
传统的辨识方法	3	4.3538
本文方法1	3	2.2918
本文方法2	4	1.1121

由图4和表3可知:针对含噪声的非线性系统进行辨识时,本文提出的辨识方法可以有效抑制噪声对辨识精度的影响;在此基础上,通过改进ALO算法对模糊前件的参数优化后,可以有效提高辨识精度.

3.2 直拉硅单晶生长过程热模型辨识实验研究

硅单晶是最重要的半导体材料,90%的半导体器件和集成电路芯片都是制作在硅单晶上^[19].直拉法是生产硅单晶的主要方法,其是在高温(1420°C)、真空(1000 Pa)、惰性气体(Ar)和强磁场(0.1~0.5 T)环境中,通过提拉运动使得硅熔体中固液界面产生一定过冷度,沿籽晶方向形成具有确定原子排序的单晶体^[20].图5为单晶炉内部热场示意图,加热器由炉壁和炉底的主、副加热器组成,加热器产生热量,经过石墨坩埚、石英坩埚、熔体传输至液面,进而影响晶体的生长.整个热量传输过程耗时长,且伴随着复杂的热对流,具有大滞后、非线性、强耦合、多干扰等特性.

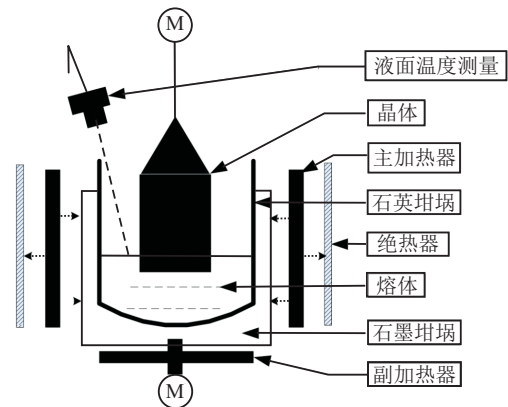


图5 单晶炉内部热场示意图

通过对直拉硅单晶生长工艺流程的分析,发现液面温度对高品质的晶体生长至关重要,所以建立加热功率-液面温度间的热模型对于提高硅单晶的品质意义重大.人们通常采用二阶加纯滞后的模型来近似描述这个过程,即

$$\frac{T(s)}{P(s)} = \frac{K_1}{L_1 s^2 + L_2 s + 1} e^{-\tau s}. \quad (19)$$

其中: $T(s)$ 和 $P(s)$ 分别为液面温度和加热功率, K_1 、 L_1 、 L_2 、 τ 为模型参数.

显然,一个非线性模型能够在更广的运行范围内更好地描述这个过程的行为,所以本文利用T-S模糊模型来描述这个非线性模型.本实验所使用的数据:加热功率和液面温度,是通过电压、电流传感器以及红外测温仪采样得到的现场数据,在上位监控软件中,采样周期设为2s.由于受到采样环境及设备限制,得到的测量数据一般都含有一定的噪声和随机干扰.因此,在利用实际拉晶数据进行模型辨识中,抑制噪声的干扰很重要.这里分别利用传统的辨识方法(最小二乘法+二阶模型)和本文提出的辨识方法(改进ALO算法+T-S模糊模型)对这一过程进行辨识.选择直拉硅单晶生长过程中的引晶阶段作为待辨识过程,选取尽量多的数据来充分描述该过程,图

6是某型号单晶炉热场的输入输出数据,加热功率作为输入量 $u(k)$,液面温度作为输出量 $y(k)$.通过理论分析,可以将 $u(k)$ 、 $y(k-1)$ 、 $y(k-2)$ 、 $v(k)$ (白噪声)看作模糊模型的输入量, $y(k)$ 作为输出量.

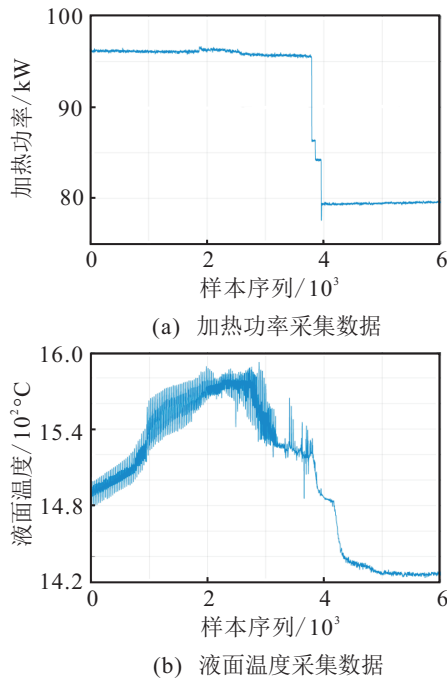


图6 某型号单晶炉热场的输入输出数据

这里共有6001组输入和输出数据,数据采样间隔为2s.为了减小辨识计算量,每隔6个取一组数据,最后得到1000组数据.为了提高辨识精度,对1000组数据进行滑动平均滤波,并进行归一化处理,最终得到用于辨识的数据.基于这1000组数据,将样本实际值与两种辨识模型输出值分别进行比较,辨识效果如图7所示.

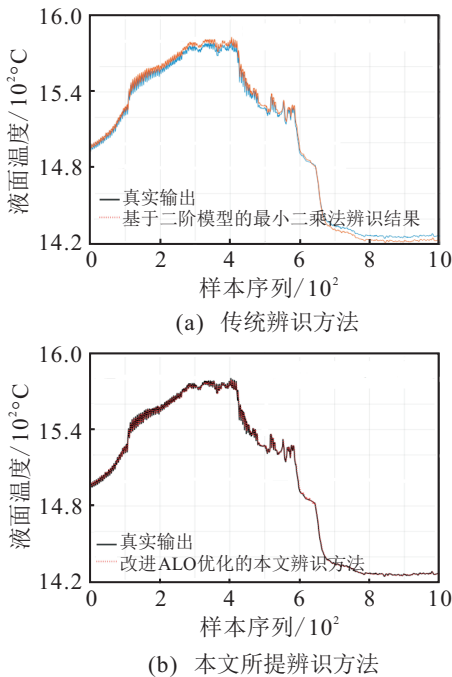


图7 直拉硅单晶加热功率-液面温度的模型辨识

本文利用真实曲线和辨识曲线的均方根误差进行性能对比.传统辨识方法下的均方根误差 $RMSE = 3.6955$;本文所提出的辨识方法下相应的均方根误差 $RMSE = 2.2781$.辨识效果表明,融合了改进ALO算法和T-S模糊模型的非线性系统辨识方法具有更好的效果,实现了加热功率-液面温度这一过程良好的逼近.

通过上面的数值仿真和实验研究,T-S模糊模型是一种非常有效的非线性系统辨识工具,其辨识精度和泛化能力依赖于参数辨识的准确度.本文所提出的改进ALO算法能够快速、较好地找到T-S模糊模型参数的全局最优解,从而提高了T-S模糊模型辨识算法性能和辨识精度,得到令人满意的辨识结果.

4 结论

现有的T-S模糊辨识方法对含噪声的非线性系统难以取得较好的辨识精度.本文将噪声信号与系统的其他输入变量一起作为模糊前件的输入,实现了包括噪声信号在内的所有输入变量的后件参数辨识;针对ALO算法易陷入局部最优、收敛速度慢的缺陷,采用动态搜索和寻优半径连续收缩机制对其改进,然后利用改进ALO算法对模糊前件的结构参数进行优化.数值仿真结果和直拉硅单晶生长热模型的辨识结果都验证了本文所提出方法的有效性和实用性.

参考文献(References)

- [1] 陈如清. 基于KPCA-MVU的噪声非线性过程故障检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 2673-2680. (Chen R Q. Nonlinear process fault detection method under noise environment using KPCA and MVU[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2014, 35(12): 2673-2680.)
- [2] Li C S, Zhou J Z, Fu B, et al. T-S fuzzy model identification with a gravitational search-based hyperplane clustering algorithm[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2012, 20(2): 305-317.
- [3] Mendes J, Araújo R, Souza F. Adaptive fuzzy identification and predictive control for industrial processes[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(17): 6964-6975.
- [4] Hamdaouy A E, Salhi I, Belattar A, et al. Takagi-Sugeno fuzzy modeling for three-phase micro hydropower plant prototype[J]. Int J of Hydrogen Energy, 2017, 42(28): 17782-17792.
- [5] 王爽心, 董旻, 刘海瑞. 基于T-S模型和小世界优化算法的广义非线性预测控制[J]. 控制与决策, 2011, 26(5): 673-678. (Wang S X, Dong Y, Liu H R. Generalized nonlinear

- predictive controller based on T-S fuzzy model and small-world optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(5): 673-678.)
- [6] 王银河, 胡钧, 崔乐远, 等. 基于参数辨识和T-S模糊模型的一类非线性系统镇定控制器设计[J]. *控制与决策*, 2012, 27(6): 919-922.
(Wang Y H, Hu J, Cui Y Y, et al. Stabilizing controller design for a class of nonlinear systems based on parameter identification and T-S fuzzy model[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(6): 919-922.)
- [7] 杨马英, 张书桂. 基于增广输入变量的T-S模糊模型建模[J]. *控制与决策*, 2016, 31(1): 165-168.
(Yang M Y, Zhang S G. T-S fuzzy modeling based on augmented input variables[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(1): 165-168.)
- [8] 梁炎明, 刘丁. 一种T-S模糊模型的自组织辨识算法及应用[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(9): 1941-1947.
(Liang Y M, Liu D. Self-organizing identification algorithm for T-S fuzzy model and its applications[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2011, 32(9): 1941-1947.)
- [9] 王守唐, 高东杰. 基于T-S模糊模型的辨识算法[J]. *控制与决策*, 2001, 16(5): 630-636.
(Wang S T, Gao D J. Identification method based on T-S fuzzy model[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(5): 630-636.)
- [10] Mirjalili S. The ant lion optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2015, 83(1): 80-98.
- [11] Saxena P, Kothari A. Ant lion optimization algorithm to control side lobe level and null depths in linear antenna arrays[J]. *Int J of Electronics and Communications*, 2016, 70(9): 1339-1349.
- [12] Dubey H M, Pandit M, Panigrahi B K. Ant lion optimization for short-term wind integrated hydrothermal power generation scheduling[J]. *Int J of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 83(1): 158-174.
- [13] Raju M, Saikia L C, Sinha N. Automatic generation control of a multi-area system using ant lion optimizer algorithm based PID plus second order derivative controller[J]. *Int J of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 80(1): 52-63.
- [14] Rajan A, Jeevan K, Malakar T. Weighted elitism based ant lion optimizer to solve VAR planning problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 55(1): 352-370.
- [15] Zawbaa H M, Emary E, Grosan Crina. Feature selection via chaotic antlion optimization[J]. *PloS One*, 2016, 11(3), DOI:10.1371/journal.pone.0150652.
- [16] 王培崇. 群体智能算法及其应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 59-60.
(Wang P C. *Swarm intelligence algorithms and their applications*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015: 59-60.)
- [17] 方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 1988: 43.
(Fang C Z, Xiao D Y. *Process identification*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1988: 43.)
- [18] 王锡淮, 李少远, 席裕庚. 基于自适应模糊聚类的神经网络软测量建模方法[J]. *控制与决策*, 2004, 19(8): 951-953.
(Wang X H, Li S Y, Xi Y G. Neural network soft sensor modeling method based on adaptive fuzzy clustering[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(8): 951-953.)
- [19] 刘丁. 直拉硅单晶生长过程建模与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2015: 1-2.
(Liu D. *CZ silicon single crystal growth modeling and control*[M]. Beijing: Science Press, 2015: 1-2.)
- [20] 刘丁, 赵小国, 赵跃. 直拉硅单晶生长过程建模与控制研究综述[J]. *控制理论与应用*, 2017, 34(1): 1-12.
(Liu D, Zhao X G, Zhao Y. A review of growth process modeling and control of Czochralski silicon single crystal[J]. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(1): 1-12.)

(责任编辑: 孙艺红)