

基于改进天鹰算法的隐式广义预测控制

刘倩 陶文华 王智聪 季昭宇

(辽宁石油化工大学电子信息与控制工程学院 抚顺 113001)

摘要: 在面对使用不确定的参数控制时隐式广义预测算法响应速度慢,导致辨识精度低下的问题,提出一种基于改进天鹰算法(AO)优化的隐式广义预测控制。首先在天鹰算法4个搜索阶段设置可变的惯性权,使得天鹰算法各个搜索阶段更加均衡,避免了收敛过程耗时长且易陷入局部最优的问题。其次采用改进的天鹰优化算法求出隐式广义预测控制有约束条件时的最优控制。最后将算法应用到某厂循环流化床锅炉进行仿真,从时间上来看,用改进AO算法优化的隐式广义预测的平均仿真速度为3.983 1 s,比隐式广义预测平均用的5.953 1 s有了明显的速度上的提高,并且在小误差内,能有良好的跟踪效果。仿真结果表明了该算法的可行性,以及其优越的控制性能。

关键词: 隐式广义预测;改进天鹰算法;混合优化

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Implicit generalized predictive control based on improved Aquila optimization algorithm

Liu Qian Tao Wenhua Wang Zhicong Ji Zhaoyu

(School of Information and Control Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun 113001, China)

Abstract: To improve the accuracy and responsiveness of implicit generalized prediction control algorithm(IGPC), this paper proposes an implicit generalized prediction algorithm that improves the optimization of the aquila optimizer(AO) algorithm. Firstly, inertial weights are added to the four search stages of the Aquila algorithm to balance the search capabilities of each stage. At the same time, it avoids the problem of local optimality. Then add the Aquila algorithm to the rolling optimization part of the implicit generalized prediction. Gradient optimization is used to find the optimal control input under unconstrained conditions. Then, when there are constraints, the implicit generalized prediction improved by Aquila is used for optimization. Finally, the method is applied to the circulating fluidized bed boiler(CFBB) for verification. From the perspective of time, the average simulation speed of implicit generalized prediction optimized by the improved AO algorithm is 3.983 1 s, which is significantly faster than the average time of implicit generalized prediction of 5.953 1 s, and it can have a good tracking effect within a small error. The simulation results show the feasibility of the algorithm and its superior control performance.

Keywords: implicit generalized prediction control; improved Aquila optimizer algorithm; hybrid optimization

0 引言

在实际的工业当中,大多数的被控对象往往都存在大量的约束条件,而且存在不同的时滞问题。对于存在约束和时滞的系统的研究引起了国内外学者的广泛关注,因为广义预测控制(generalized predictive control, GPC)算法模型中包含了时滞信息,因此在时滞控制系统中得到了广泛的应用。对于经典的GPC算法所存在的算法耗时大、

精度欠缺等问题,许多学者提出了很多解决方案。文献[1-2]针对GPC需要求解丢番图方程耗时过长的问题,从GPC算法本身出发,文献[1]引入了限定控制量变化的自适应阶梯因子,文献[2]引入的软系数矩阵,避免了求解复杂的反演矩阵,从仿真结果看,大大的提高了计算效率,并且抑制了超调。还有学者基于算法融合的思想,对GPC进行算法优化。文献[3]结合了生物智能算法提出基于蚁群算法改进的广义预测,通过蚁群算法优化来改变柔性因

子,从而改善了广义预测的控制速度慢的问题。文献[4]提出了一种改进粒子群^[5]优化算法的隐式广义预测控制算法。并且为了有效避免后期运行缓慢的问题,结合系统熵的思想,在粒子群中引入了一种新的权值衰减策略和局部跳出优化策略。提高了响应速度,也降低了超调。文献[6]提出将LM优化算法应用到神经网络的广义预测当中。利用神经网络识别的雅各比矩阵信息的LM算法代替梯度下降法来优化控制器参数,并获得更可取的控制效果。本文首先在没有约束条件时,采用隐式广义预测寻找最优控制输入,在隐式广义预测的滚动优化阶段引入了天鹰优化算法(AO)。再将其代入到有约束的条件中,与天鹰算法一起,根据边界条件迅速找到系统最优的控制输入量。天鹰算法的加入有效解决了有约束条件下的隐式广义预测精度不高^[7]、优化收敛速度慢的问题。利用天鹰算法全局高勘探迭代的能力使其快速达到最优解。为了弥补天鹰算法局部勘探能力不足^[8]的缺陷,在天鹰算法的4个搜索阶段增加了可变惯性权重^[9]。最后将本算法应用到循环流化床锅炉对象中进行仿真实验,实验结果验证了该方法的可行性和有效性

1 隐式广义预测控制(IGPC)算法

广义预测对象采用CARIMA模型^[10],即受控自回归滑动平均模型,其模型描述为:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + C(z^{-1})\xi(k)/\Delta \quad (1)$$

式中: $A(z^{-1})$ 、 $B(z^{-1})$ 、 $C(z^{-1})$ 分别为 n 、 m 、 n 阶的关于 z^{-1} 的多项式。

$$A(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^n a_i z^{-i}$$

$$B(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^m b_i z^{-i} \quad (2)$$

$$C(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^n c_i z^{-i}; \quad \Delta = 1 - z^{-1}$$

式中: $y(k)$ 、 $u(k)$ 、 $\xi(k)$ 分别为实际对象的输出、输入和均值为0的白噪声。一般为了简化模型令 $C(z^{-1}) = 1$ 。

1.1 隐式广义预测中 G 的求取

广义预测最根本的问题就是求解出最优控制序列 Δu 使得目标函数达到最小,其中目标函数的表示如下:

$$\sum_{j=1}^n [(y(k+j) - \omega(k+j))]^2 + \sum_{j=1}^m \lambda(j) [\Delta u(k+j-1)]^2 \quad (3)$$

式中: m 、 n 、 λ 分别为预测时域、控制时域和取值为(0,1)的控制加权系数。

$$\omega(k+j) = \alpha^j y(k) + (1-\alpha^j) y_r \quad (4)$$

式(4)为参考轨迹, $y(k)$ 、 y_r 分别为系统当前的输出值和给定值, α 是取值为(0,1)之间的柔化系数。引入丢番图方程之后可得最优控制率为:

$$\Delta U = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f) \quad (5)$$

广义预测的预测方程可表示为:

$$\hat{y} = G \Delta U + f \quad (6)$$

其中:

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= [\Delta u(k+1) \cdots \Delta u(k+m-1)] \\ W &= [\omega(k+1) \quad \omega(k+2) \quad \cdots \quad \omega(k+n)] \\ f &= [f(k+1) \quad f(k+2) \quad \cdots \quad f(k+n)] \end{aligned} \quad (7)$$

$$G = \begin{bmatrix} g_0 & & & 0 \\ g_1 & g_0 & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \\ g_{n-1} & g_{n-2} & \cdots & g_0 \end{bmatrix}$$

其中, $\hat{y} = [\hat{y}(k+1|k), \cdots, \hat{y}(k+N|k)]^T$, 由此可得出在已知的 n 个并列预测器中,第 n 个预测器:

$$y(k+n) = g_{n-1} \Delta u(k) + \cdots + g_0 \Delta u(k+n-1) + f(k+n) \quad (8)$$

其包含了 G 矩阵中所有的元素,对该方程进行参数辨识即可获得 G 。令:

$$\begin{aligned} X(k) &= [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \cdots, \Delta u(k+n-1), 1], \\ \theta(k) &= [g_{n-1}, g_{n-2}, \cdots, g_0, f(k+n)]^T \end{aligned} \quad (9)$$

利用以下改进递推最小二乘辨识参数 $\theta(k)$:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k) X^T(k) [y(k) - X^T(k) \hat{\theta}(k-1)] \\ L(k) = P(k-1) X(k) [\lambda + X^T(k) P(k-1) X(k)]^{-1} \\ P(k) = [I - L(k) X^T(k)] P(k-1) / \lambda \end{cases} \quad (10)$$

其中, λ 是一个时变遗忘因子,其变化表达为:

$$\lambda(k) = \lambda_{\min} + (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) \left(\frac{k}{T} \right) \quad (11)$$

1.2 隐式广义预测中 f 的求取

根据GPC和DMC的等价性^[11],形式如下:

$$f = \begin{bmatrix} f(k+1) \\ f(k+2) \\ \vdots \\ f(k+n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+2|k) \\ \hat{y}(k+3|k) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+n+1|k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_2 \\ h_3 \\ \vdots \\ h_{n+1} \end{bmatrix} e(k+1) \quad (12)$$

式中: $h_2 = h_3 = \cdots = h_{n+1} = 1$ 为误差校正系数, $e(k+1) = y(k+1) - y(k+1|k)$ 为预测误差。在实际的工业当中被控对象都是存在约束的,本文选取如下的条件作为约束条件:

$$\Gamma u_{\min} \leq \Delta U \leq \Gamma u_{\max} \quad (13)$$

式中: $u_{\min}$ 、 $u_{\max}$ 分别为控制量的下限和上限。

$$\Gamma = [1 \ \cdots \ 1]^T \quad (14)$$

2 改进 AO 算法

2.1 AO 算法

天鹰优化器^[12]是一种新型智能优化算法,与其他动物优化算法相似,AO 算法也是基于群体智能算法,需要先随机初始化位置矩阵 $\mathbf{X}$:

$$\mathbf{X}_{ij} = rand \times (\mathbf{UB}_j - \mathbf{LB}_j) + \mathbf{LB}_j \quad (15)$$

式中: $\mathbf{UB}_j$ 、 $\mathbf{LB}_j$ 分别表示给定问题上、下限。Aquila 鸟通过以下 4 个阶段进行猎物的搜索和捕猎。

1) 全局搜索

$$\mathbf{X}_1(t+1) = \mathbf{X}_{best}(t) \left(1 - \frac{t}{T}\right) + (\mathbf{X}_M(t) - \mathbf{X}_{best}(t) \cdot rand) \quad (16)$$

式中: $\mathbf{X}_{best}(t)$ 表示当前迭代的最佳位置; $\mathbf{X}_M(t)$ 表示到第 t 代为止,当前解的位置的平均值。

2) 缩小探索

$$\mathbf{X}_2(t+1) = \mathbf{X}_{best}(t) \times Levy(D) + \mathbf{X}_R(t) + (\mathbf{y} - \mathbf{x}) \cdot rand \quad (17)$$

式中: $Levy(D)$ 是莱维飞行分布函数。

$$Levy(D) = s \times \frac{u \times \sigma}{|v|}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right) \quad (18)$$

式中: s 是为 0.01 的固定值; u, v 是 (0, 1) 的随机值; $\mathbf{X}_R(t)$ 是在第 i 次迭代时取 $[1, N]$ 范围内的随机解; $y = r \cos(\theta)$ 和 $x = r \sin(\theta)$ 用于表示搜索中的螺旋形状轨迹; α, β 是 (0, 1) 的开发调整参数。

3) 扩大开发

$$\mathbf{X}_3(t+1) = (\mathbf{X}_{best}(t) - \mathbf{X}_M(t)) \times \alpha - rand + ((\mathbf{UB} - \mathbf{LB}) \times rand + \mathbf{LB}) \times \delta \quad (19)$$

式中: $\mathbf{UB}$ 、 $\mathbf{LB}$ 是给定题的定义域; α, δ 是两个固定的小数。

4) 缩小开发

$$\mathbf{X}_4(t+1) = QF \times \mathbf{X}_{best}(t) - (G_1 \times \mathbf{X}(t) \times rand) - G_2 \times Levy(D) + rand \times G_1 \quad (20)$$

式中: QF 表示用于平衡搜索策略的质量函数; G_1 表示用于跟踪猎物的 AO 的各种运动; G_2 呈现从 2~0 的递减值。其中:

$$QF(t) = t^{\frac{2 \times rand() - 1}{(1-T)^2}} \quad (21)$$

$$G_1 = 2 \times rand() - 1$$

$$G_2 = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right)$$

2.2 改进 AO 算法

为了更好地平衡各阶段的搜索能力,本文增加可变的惯性权^[13-14],定义 $\omega_{max} = 0.8, \omega_{min} = 0.4$ 从而使得 $\omega = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) \cdot (t/T)$ 将其加入到各个阶段,此时式

(16)、(17)、(19)、(20) 分别可以写为:

$$\mathbf{X}_1(t+1) = \omega \mathbf{X}_{best}(t) (1 - t/T) + (\mathbf{X}_M(t) - \mathbf{X}_{best}(t) \cdot rand)$$

$$\mathbf{X}_2(t+1) = \omega \mathbf{X}_{best}(t) \times Levy(D) + \mathbf{X}_R(t) + (\mathbf{y} - \mathbf{x}) \cdot rand$$

$$\mathbf{X}_3(t+1) = \omega (\mathbf{X}_{best}(t) - \mathbf{X}_M(t)) \times \alpha - rand + ((\mathbf{UB} - \mathbf{LB}) \times rand + \mathbf{LB}) \times \delta$$

$$\mathbf{X}_4(t+1) = \omega QF \times \mathbf{X}_{best}(t) - (G_1 \times \mathbf{X}(t) \times rand) - G_2 \times Levy(D) + rand \times G_1 \quad (22)$$

基于 AO 算法的流程如图 1 所示。

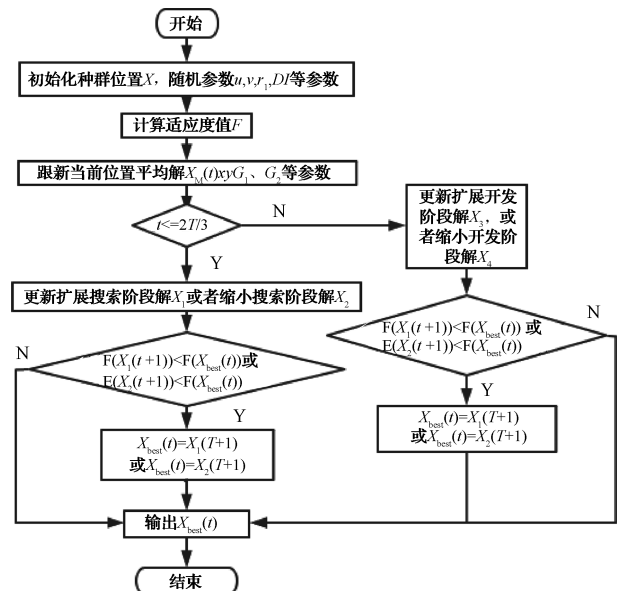


图 1 天鹰算法流程

3 基于改进天鹰算法的隐式广义预测控制算法

3.1 基本原理

将天鹰优化算法引入到广义预测的滚动优化中,在被控对象无约束条件时用隐式广义预测寻优得最优控制输入,当存在约束条件时采用天鹰优化算法和隐式广义预测算法的混合,快速的找到最优控制输入。基于天鹰算法优化的隐式广义预测如图 2 所示。

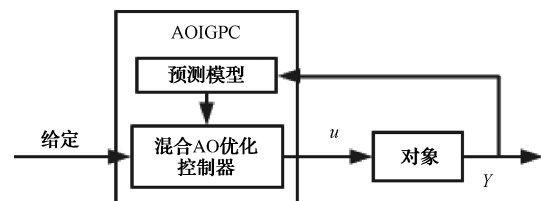


图 2 基于 AO-IGPC 的预测控制

3.2 优化策略

为了使得控制增量 Δu 符合要求,此刻本文选取了适应度函数为式(3),在无约束的条件下,利用隐式广义预测算法计算出使得目标函数最小的控制增量 Δu ,再代入到

约束条件,将超出约束条件的元素按照约束边界条件进行设置,再将 Δu 和部分随机值赋予给初始种群。这样天鹰算法初始种群的多样性得到了保障,并缩短了收敛所用时间。基于天鹰混合优化算法的广义预测控制算法的流程如图3所示。

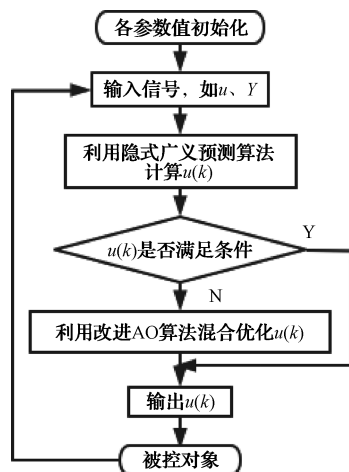


图3 算法流程

算法步骤如下。

- 1) 初始化预测长度 n , 控制长度 m , 时域长度 p 等控制参数;
- 2) 给定输入数据;
- 3) 利用隐式广义预测算法式(3)~(13)计算预测输出 $u(k)$;
- 4) 根据约束条件式(13)判断 $u(k)$ 是否满足边界条件, 如不满足进入步骤6), 否则直接进入步骤7);
- 5) 将满足条件的 $u(k)$ 作为初始种群赋给 AO 算法的部分种群, 其余种群按照式(15)随机初始化;
- 6) 利用加入可变权值的 AO 算法按照式(22)混合寻优 $u(k)$;
- 7) 将寻得的最优 $u(k)$ 作用于对象, 反复优化。

4 仿真研究

4.1 仿真实例数学模型

根据某厂循环流化床的数据,建立了以一次风,给煤量为输入,炉床温度,主蒸汽压力为输出的数学模型。首先原始数据通过归一化处理,再利用 MATLAB 系统辨识工具箱^[15]得到的数学模型和仿真如下。

给煤量对床温的传递函数如下:

$$y_1(k) = -0.1107y_1(k-1) - 0.4766y_1(k-2) + 0.942u_1(k-1) - 0.1306u_1(k-2) \quad (23)$$

一次风对床温的传递函数如下:

$$y_1(k) = 0.625y_1(k-1) + 0.2829y_2(k-2) + 0.4046u_2(k-1) - 0.2698u_2(k-2) \quad (24)$$

给煤量对主蒸汽压力传递函数如下:

$$y_2(k) = 0.2087y_2(k-1) - 0.5111y_2(k-2) -$$

$$0.8318u_1(k-1) + 1.079u_1(k-2) \quad (25)$$

一次风对主蒸汽压力传递函数如下:

$$y_2(k) = 0.9395y_2(k-1) - 0.8042y_2(k-2) - 0.1256u_2(k-1) + 0.231u_2(k-2) \quad (26)$$

CFBB 数学模型辨识结果如图4~7所示。

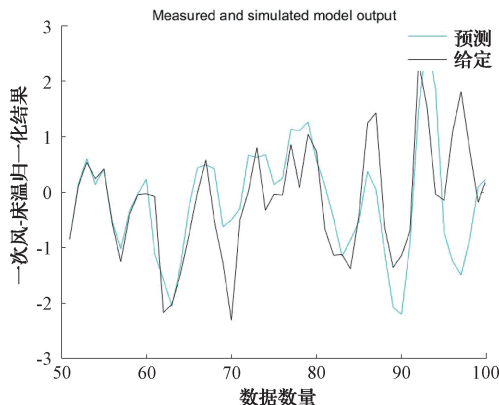


图4 一次风-床温

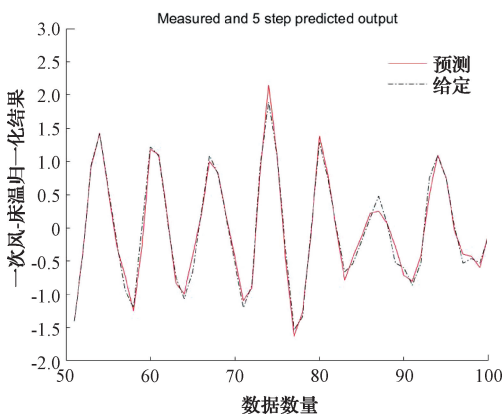


图5 一次风-床压

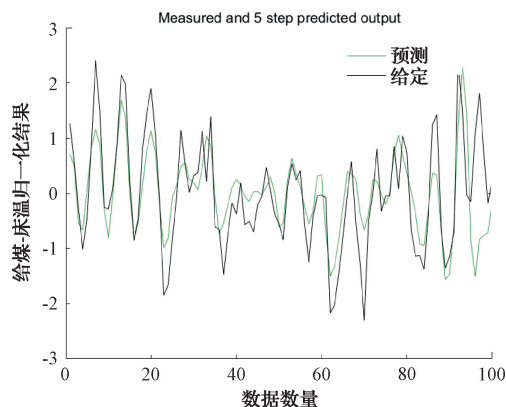


图6 给煤-床温

4.2 受限隐式广义预测

将式(23)~(26)参数模型作为被控对象,在 MATLAB 中用受限隐式广义预测控制进行仿真,取控

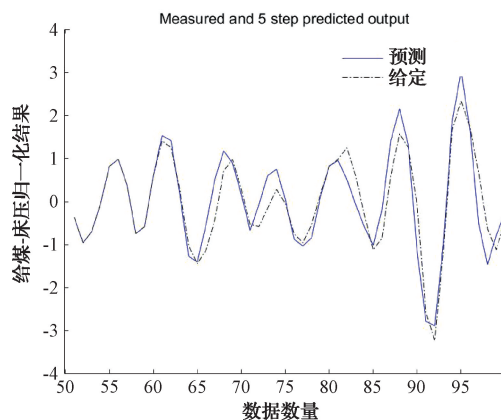


图7 给煤—床压

制参数 $m=2$, 时域长度 $p=6$, 预测长度 $n=6$, 控制加权系数 $\lambda=0.5$, 柔化系数 $\alpha=0.3$, 仿真各参数输出, 其中 y, y_r 分别为预测输出和给定输出, 仿真结果如图8~11所示。

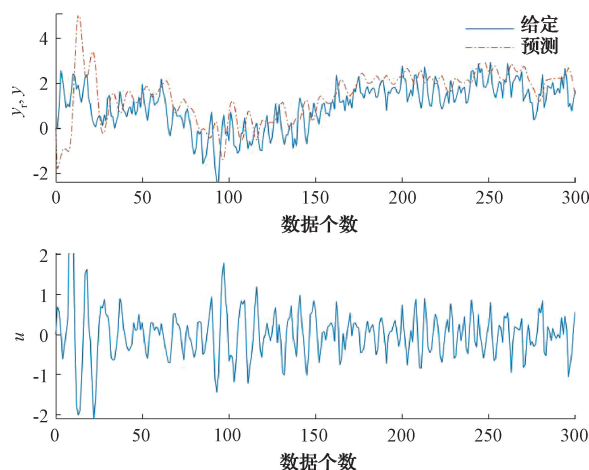


图8 基于IGPC一次风—床温辨识结果

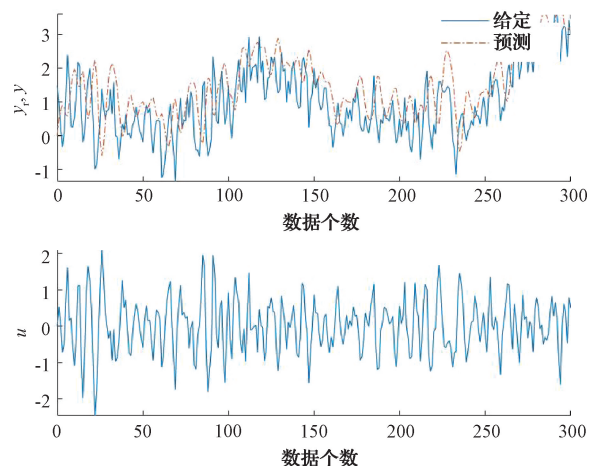


图9 基于IGPC一次风—床压辨识结果

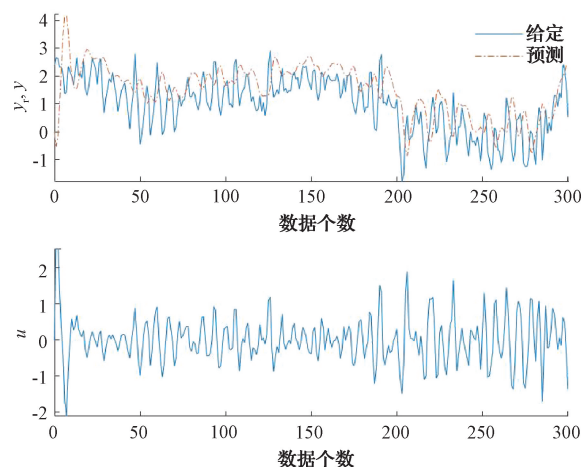


图10 基于IGPC给煤—床温辨识结果

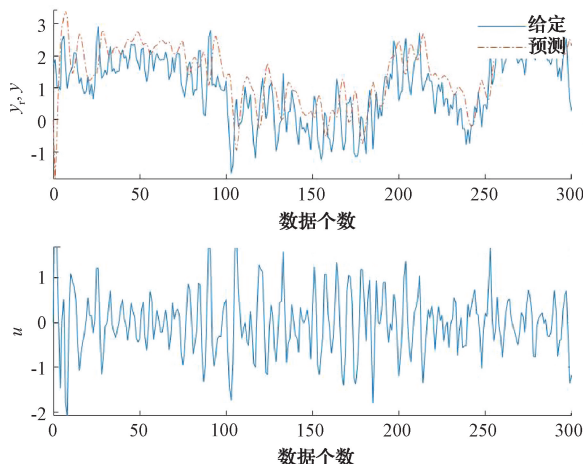


图11 基于IGPC给煤—床压辨识结果

4.3 几种启发算法的基准函数测试

近年来,学者们提出了很多启发式算法,为了研究和比较AO算法的良好性能。根据文献[16]提出的23个测试函数,本文选取了部分基准函数,并使用灰狼算法,天鹰算法,粒子群算法进行测试比较。其中,前7个函数是单峰函数,用于研究算法的开发能力。其余函数是多模态函数,用于评估算法的探索能力^[17]。本文选择前7个测试函数进行测试。最终得到3种算法在其中基准函数测试1000此迭代下的最优解以及用时。所测的结果如表1所示。

从表1可以看出,AO算法在7种测试函数中,比其他两种启发函数得到更小最优解,用更短的时间,表明了AO算法的准确性和快速性,有强大的开发能力。

4.4 混合优化隐式广义预测控制

在仿真过程中采用4.1节辨识的数学模型,取一次风控制输入量 $\Delta u \in (-3, 3)$, 给煤控制输入量 $\Delta u \in (-4, 4)$ 取控制参数 $m=2$, 时域长度 $p=6$, 预测长度 $n=6$, 控制加权系数 $\lambda=0.5$, 柔化系数 $\alpha=0.3$, AO算法最大迭代次

表1 7种基准函数测试结果

基准函数		天鹰算法	粒子群算法	灰狼算法
F1	BEST	6.96×10^{-250}	1.90×10^{-5}	1.26×10^{-28}
	TIME	3.890 6	4.187 5	4.023 6
F2	BEST	8.72×10^{-135}	0.016	2.80×10^{-16}
	TIME	3.812 5	4.324 2	4.750 0
F3	BEST	2.26×10^{-199}	48.78	1.81×10^{-8}
	TIME	4.218 8	4.364 3	5.421 4
F4	BEST	3.27×10^{-131}	1.13	1.84×10^{-7}
	TIME	3.687 5	4.321 8	4.218 8
F5	BEST	9.24×10^{-4}	29.09	27.10
	TIME	4.031 3	4.863 4	4.359 4
F6	BEST	1.75×10^{-5}	3.02×10^{-4}	1.0015
	TIME	3.875 0	4.012 2	3.968 8
F7	BEST	1.3×10^{-5}	0.265	3.61×10^{-3}
	TIME	4.375 0	4.111 2	4.375 0

数 $T=500$, 优质种子比例为 30%^[18-19] 仿真结果如图 12~14 所示, 在控制增量受限的情况下, 改进的 AO 混合优化的隐式广义预测的控制基本上预测输出可以跟踪给定输出, 范围在 $-0.2\% \sim 0.35\%$, 误差范围均非常少。输入控制量变化控制在 $(-3, 3)$, 变化较小。

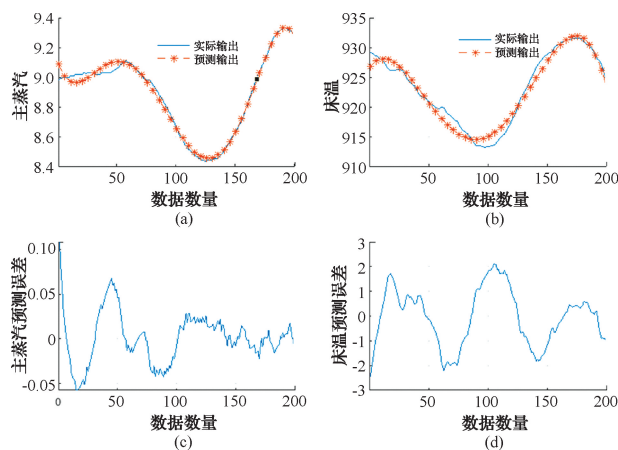


图12 CFBB炉床温度、主蒸汽压力控制跟踪以及误差

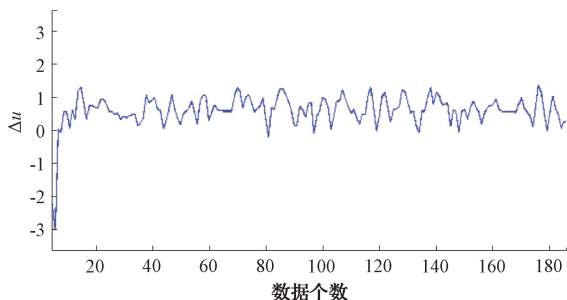


图13 给煤控制输入量

图12(a)和(b)分别为改进天鹰算法优化下的隐式广

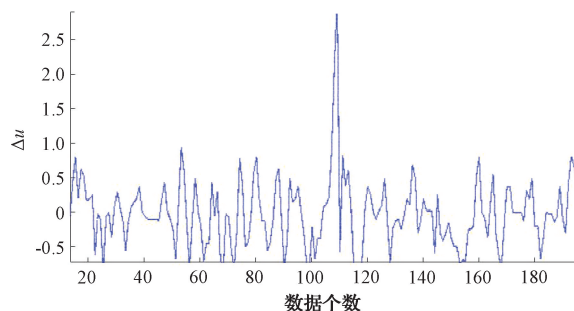


图14 一次风控制输入量

义预测预测控制的主蒸汽压力和床温的预测输出跟踪实际输出的仿真结果图, 图12(c)和(d)分别为给煤量和一次风的控制输入量的变化误差。图13和14分别为给煤量和一次风的控制输入量的控制增量变化结果。表2为算法改进前后的仿真用时比较。

表2 1000组数据仿真用时

算法	平均用时/s
隐式广义预测	5.953 1
AO改进的隐式广义预测	3.983 1

5 结论

为了提高隐式广义预测算法精度和运算速度, 本文引入了天鹰优化算法。首先在没有约束条件时, 采用隐式广义预测寻找最优控制输入, 然后在隐式广义预测的滚动优化阶段引入了天鹰优化算法。再将其带入到有约束的条件中, 与天鹰算法一起, 根据边界条件迅速找到系统最优的控制输入量。最后应用要循环流化床锅炉上进行仿真验证, 从仿真结果来看, 优化后的算法在速度上得到了一定的提升, 并且在误差很小的范围内能够有效的跟踪给定。从技术难点上来看, 需要反复进行数据验证和代码改进得到相对于更精确和合适的数据模型。从方法本身来讲, 还可以考虑各个相关因素的耦合性, 所以可以进一步的探讨, 是否可以考虑更多因素, 例如二次风量、给水量、引风量等的影响。基于更多因素考虑所建立的模型会更精确, 更利于实际工业应用。

参考文献

- [1] 熊飞飞, 黄景涛, 茅建波. 一种自适应阶梯式广义预测控制方法[J]. 控制工程, 2022, 29(11): 2145-2151.
- [2] TIAN Z D, LI S J, WANG Y H. Coke oven flue temperature control based on improved implicit generalized predictive control[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2018, 22(2): 203-213.
- [3] 张悦, 何同样. 基于蚁群算法的改进广义预测控制及参数优化[J]. 仪器仪表用户, 2021, 28(9): 27-29.

- [4] ZHANG J F, ZHAI Y Z, HAN Z Y, et al. Improved particle swarm optimization based on entropy and its application in implicit generalized predictive control[J]. Entropy, 2021, 24(1): 48.
- [5] 张灿, 刘兴发, 齐道坤, 等. 基于多目标粒子群算法的变电站 5G 天线布点[J/OL]. 电子测量技术: 1-8 [2023-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2175.TN.20230112.0952.001.html>.
- [6] WANG S M, XU J Y, ZHAI Y Q. Generalized predictive control of neural network based on LM optimization[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 1326(66-68): 2164-2169.
- [7] GAO Z M, ZHAO J. An improved grey wolf optimization algorithm with variable weights[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2019: 2981282.
- [8] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ELAZIZ M A, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.
- [9] 郭已秋, 宋玉龙, 宋策, 等. 改进惯性权重的粒子群目标跟踪算法[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(1): 17-20, 26.
- [10] CHEN Z, CUI J, LEI Z, et al. Design of an improved implicit generalized predictive controller for temperature control systems [J]. IEEE Access, 2020(8): 13924-13936.
- [11] 徐亦凤, 刘升, 刘宇淞, 等. 融合差分变异和切线飞行的天鹰优化器[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(10): 2996-3002.
- [12] WU Q, ZHOU Y, LI M W. Wavelet neural network prediction algorithm based on improved implicit generalized predictive control[C]. 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2018: 1410-1415.
- [13] 郝琨, 邓晁硕, 赵璐, 等. 基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 126-135.
- [14] 吴君, 张雨飞, 肖晓. 基于改进粒子群算法的隐式广义预测控制[J]. 工业仪表与自动化装置, 2020(1): 8-12, 18.
- [15] 陈炳基. 生物质循环流化床锅炉燃烧过程建模与优化控制[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2018.
- [16] 陈克伟. 智能优化算法及其 MATLAB 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2022.
- [17] WANG S, JIA H M, ABUALIGAH L, et al. An improved hybrid Aquila optimizer and Harris Hawks algorithm for solving industrial engineering optimization problems[J]. Processes, 2021, 9(9): 1551.
- [18] 李艳生, 万勇, 张毅, 等. 基于人工蜂群-自适应遗传算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 282-290.
- [19] 高新域, 陶文华, 王玉英. 基于 AR-PLS 的 FCM 聚类在线性能评价[J]. 辽宁石油化工大学学报, 2021, 41(6): 92-96.

作者简介

刘倩, 硕士, 主要研究方向为循环流化床锅炉燃烧优化控制。

E-mail: luoi730910@163.com

陶文华, 硕士, 教授, 主要研究方向为生产过程的建模与先进控制、计算机过程控制及仿真。

王智聪, 硕士, 主要研究方向为多重工作日历下柔性作业车间动态调度问题。

季昭宇, 硕士, 主要研究方向为优化控制。