



控制与决策

CONTROL AND DECISION



相关积分结合鲁棒预测控制求解实时优化问题及应用

陈军, 赵众

引用本文:

陈军, 赵众. 相关积分结合鲁棒预测控制求解实时优化问题及应用[J]. *控制与决策*, 2024, 39(7): 2224–2232.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0987>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于复杂昂贵仿真的体系效能多目标优化

Complex and expensive simulation based multi-objective optimization to system-of-system effectiveness

控制与决策. 2021, 36(3): 589–598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0844>

求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

应用服务器集群能耗与性能平衡的在线实时优化

Online real-time optimization of power-performance tradeoff for application server clusters

控制与决策. 2021, 36(11): 2589–2598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0559>

基于一致性算法的多模式搅拌器微波加热系统温度均匀性优化

Temperature uniformity optimization of multi-mode stirrer microwave heating system based on consensus algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2901–2909 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0986>

双重驱动的果蝇优化算法及其在PID控制器中的应用

Double drive fruit fly optimization algorithm and its application in PID controller

控制与决策. 2021, 36(9): 2225–2233 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0046>

相关积分结合鲁棒预测控制求解实时优化问题及应用

陈军, 赵众[†]

(北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029)

摘要: 针对现有传统相关积分优化算法在求解实时优化时存在的问题, 如考虑实时约束不足、算法参数较为单一且参数难以凑试等, 提出一种将鲁棒预测控制与相关积分相结合的实时优化算法, 采用传统相关积分优化算法计算优化目标函数和调优变量的梯度, 将调优变量实时梯度作为表征系统是否还有优化裕度的中间变量, 利用基于多胞体模型的鲁棒预测控制方法对调优变量增量进行实时求解, 并将调优变量的增量作为调优变量的设定值。所提出改进算法继承了传统相关积分优化的优点, 同时也提升了原有算法的约束处理能力, 保证了其优化的实时可行性。仿真研究以及二甲苯加热炉热效率实时优化的工业应用测试结果验证了所提出方法的可行性和有效性。

关键词: 相关积分; 实时优化; 鲁棒预测控制; 线性矩阵不等式; 多胞体; 二甲苯加热炉

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0987

引用格式: 陈军, 赵众. 相关积分结合鲁棒预测控制求解实时优化问题及应用 [J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2224-2232.

Correlation integral combined with robust predictive control for solving real-time optimization problems and its application

CHEN Jun, ZHAO Zhong[†]

(College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: Due to the limitations of traditional correlation integral optimization algorithms in solving real-time optimization problems with no consideration of real-time constraints and difficult to get the gradient adjustment parameter, a real-time optimization algorithm combining robust predictive control and correlation integral is proposed. The traditional correlation integral optimization algorithm is used to calculate the gradients of the optimization objective function and the optimization variables and determine the optimization direction based on the gradients obtained. The optimization gradients are used as the intermediate variables to indicate whether the system still has optimization margin. The constrained robust predictive control based on polytope is used to calculate the adjustments of optimization variables by solving the linear matrix inequalities of the process constraints. The calculated adjustments of optimization variables are used as the set values of the tuning variables. The proposed method inherits the advantages of the original correlation integral optimization algorithm and improves the ability of constraints handling. The simulation and industrial application results for real-time optimization of thermal efficiency of a xylene heater have verified the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Keywords: correlation integral; real-time optimization; robust predictive control; linear matrix inequalities; polytope; xylene heating furnace

0 引言

随着先进控制的推广应用, 近年来实时优化 (real-time optimization, RTO) 越来越引起广泛关注。传统的实时优化 (RTO) 技术基于数学模型, 并在基于

单元模块的多变量预测控制器上实现^[1-2]。实时优化的目标是在面对干扰和其他时变特性下保持受控过程的运行状态接近最佳运行目标^[3-4]。经典的实时优化技术通常是基于过程机理模型的流程模拟和稳态

收稿日期: 2022-06-06; 录用日期: 2023-05-10.

基金项目: 2019年工业互联网创新发展工程项目 (TC19084DY); 北京市自然科学基金项目 (4172044); 北京市朝阳区协同创新项目 (CYXC1707).

责任编委: 张海涛.

[†]通讯作者. E-mail: zhaozhong@mail.buct.edu.cn.

优化技术^[5-6]. 然而, 对于复杂工业过程机理建模成本高, 且用于实时优化的稳态模型维护困难, 在实际应用中存在一定的局限性^[7-8].

为了解决上述问题, 基于自适应控制思想的自适应修正器^[9-11]被用于对失配实时优化模型进行修正. 基于神经网络和遗传算法的建模方法被用于通过历史数据和操作人员的经验建模来克服复杂工业过程的机理模型难以建立的困难^[12-13]. 基于模型预测的动态实时优化也被用于克服传统实时优化的不足^[14-15]. 对于难以建立精确机理模型的大型复杂工业过程, 利用工业过程大量的实时数据进行实时优化是个不错的选择. 基于数据驱动的实时优化方法被用于克服复杂工业过程难以建立精确的机理模型^[16].

相关积分实时优化方法基于数据驱动, 无需建立系统精确的机理模型, 利用调优变量以及目标函数值的实时数据工作, 算法实现简单, 普适性强. 同时, 相关积分实时优化将系统的干扰项加以考虑, 具有很强的抗干扰能力. 近年来, 国内外学者对相关积分进行了广泛研究和应用. 2013年, Baxter等^[17]利用激光诱导电离方法提取了相关积分模型, 取得了不错的效果; 2014年, Matilla-García等^[18]对基于相关积分原理的BDS检验进行了研究和改进, 避免了传统BDS检验的模糊性问题; 2019年, Caballero-Pintado等^[19]提出了符号相关积分(symbolic correlation integral)的概念, 它可构造一个强有力的非参数独立性检验, 同时也可作为模型选择的诊断工具.

王建^[20]首先将相关积分优化方法应用于过程优化控制, 并将其应用于炼油厂酮苯脱蜡工段; 刘春平等^[21]将相关积分优化方法应用于甲烷氯化物生产装置; 李婧靓等^[22]将相关积分优化方法应用于延迟焦化的大范围实时优化. 然而, 传统的相关积分优化算法存在未考虑调优变量的约束、算法参数较为单一且参数需要手动凑试等缺陷.

本文提出一种改进的相关积分优化算法, 将传统相关积分优化算法与鲁棒预测控制相结合. 首先, 基于数据驱动, 通过传统相关积分算法得到优化目标函数变量对调优变量的梯度; 然后, 将得到的梯度作为表征系统是否还有优化裕度的中间变量, 建立多胞体预测模型, 并对调优变量的增量加以约束, 采用鲁棒预测控制对其进行控制; 最后, 通过线性矩阵不等式(linear matrix inequality, LMI)求解得到最优控制律, 并将其作为调优变量的设定值, 随着数据窗的推移, 实现对系统的滚动优化, 直至梯度趋近于0时, 系统

达到最优工作点. 由于相关积分实时优化是在线优化的算法, 这里的优化是有限时域内的滚动优化. 在每一采样时刻, 优化的性能指标只涉及从该时刻起到未来有限的时间内, 在下一采样时刻, 随着数据窗的推移, 这一优化时段向前推移. 即改进的相关积分实时优化是反复在线进行的, 只要梯度不等于0, 调优变量便会改变使得梯度趋近于0, 且能够保证在工况不发生大的变动情况下, 下一采样时刻目标函数值一定优于上一采样时刻.

1 传统相关积分优化算法

对于动态过程的稳态优化问题, 设目标函数为

$$\tilde{J}(t) = J(\underline{\tilde{u}}(t), \underline{\tilde{w}}(t), \underline{\tilde{v}}(t), t). \quad (1)$$

其中: $\tilde{J}(t)$ 为优化问题的目标函数变量; $\underline{\tilde{u}}(t)$ 为优化问题的调优变量; $\underline{\tilde{w}}(t)$ 、 $\underline{\tilde{v}}(t)$ 分别为过程扰动和观测扰动, 且均为0均值高斯白噪声; $J(\cdot)$ 为优化目标函数与调优变量间的未知映射关系.

系统I的动态方程为

$$\begin{cases} \tilde{x}(t+1) = \underline{f}(\tilde{x}(t) + \underline{\tilde{u}}(t)) + \underline{\tilde{w}}(t), \\ \tilde{y}(t) = \underline{g}(\tilde{x}(t) + \underline{\tilde{u}}(t)) + \underline{\tilde{v}}(t). \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\tilde{x}(t) \in R^n$ 为系统状态; $\underline{\tilde{u}}(t) \in R^m$ 为系统的输入; $\tilde{y}(t) \in R^1$ 为系统的输出; $\underline{\tilde{w}}(t)$ 、 $\underline{\tilde{v}}(t)$ 分别为过程扰动和观测扰动, 且均为0均值高斯白噪声; $\underline{f}(\cdot)$ 和 $\underline{g}(\cdot)$ 分别为系统的状态映射和输出映射.

定义1^[20] 随机最优目标函数定义为在任意时刻 t , 均有下式成立:

$$\tilde{J}^*(t) = \max_{E\underline{\tilde{u}}(t)} J(E(\underline{\tilde{u}}(t)), \underline{\tilde{w}}(t), \underline{\tilde{v}}(t), t). \quad (3)$$

其中: $E(\underline{\tilde{u}}(t))$ 为非线性动态系统I输入的均值, $E\underline{\tilde{u}}(t)$ 为使得系统达到最大值时系统输入的均值, $\tilde{J}^*(t)$ 为 $E(\underline{\tilde{u}}(t))$ 处于最优工作点时系统I输出的最大值.

引理1^[20] 对于上述系统I, 设其在稳态工作点 $\underline{u}_0 = E(\underline{\tilde{u}}(t)) \in R^m$ 附近渐近稳定, 其线性化系统脉冲响应矩阵为 $\underline{h}(t)$, 则:

1) 目标函数值对于调优变量的偏导数等于系统脉冲响应矩阵的无穷积分为

$$\frac{\partial J(E(\underline{\tilde{u}}(t)), \underline{\tilde{w}}(t), \underline{\tilde{v}}(t), t)}{\partial E\underline{\tilde{u}}(t)} = \int_0^\infty \underline{h}(t) dt; \quad (4)$$

2) 最优化的必要条件为

$$\int_0^\infty \underline{h}(t) dt = 0. \quad (5)$$

由引理1可知, 以定义1为最优目标函数的动态过程的稳态优化即搜索一个 $E(\underline{\tilde{u}}(t))$, 使得输入 $\underline{\tilde{u}}(t) \in R^m$ 对目标函数变量 $\tilde{J}(t) \in R^1$ 的静态增益为0^[13].

引理2^[20] 对于上述非线性动态系统I, 当 r_u 、 $r_w \rightarrow 0$ 时, $(\underline{\tilde{u}}(t))$ 、 $(\underline{\tilde{w}}(t))$ 为平稳随机过程, r_u 、 r_w 分别

为 $\tilde{u}(t)$ 和 $\tilde{w}(t)$ 的运动半径, 有下式成立:

$$\frac{\partial J(E(\tilde{u}(t)), \tilde{w}(t), \tilde{v}(t), t)}{\partial E\tilde{u}(t)} = \frac{\partial J(u_0, \tilde{v}(t))}{\partial u_0}. \quad (6)$$

其中: 运动半径即为随机变量在其均值附近的脉动程度, $r_u = \max_{i,t} [\tilde{u}_i(t) - E(\tilde{u}_i(t))]$ 、 $r_w = \max_{i,t} [\tilde{w}_i(t) - E(\tilde{w}_i(t))]$ 、 $E(\tilde{u}_i(t))$ 以及 $E(\tilde{w}_i(t))$ 分别为 $\tilde{u}_i(t)$ 和 $\tilde{w}_i(t)$ 的均值.

由引理2, 当调优变量的脉动和状态干扰充分小时, 对 $\tilde{u}(t) \in R^m$ 的均值进行调优与系统的静态调优相互等价, 而 $J(E(\tilde{u}(t)), \tilde{w}(t), \tilde{v}(t), t)$ 的最优点等价于目标函数静态优化的最优点, 即

$$\max_{E(\tilde{u}(t))} J(E(\tilde{u}(t)), \tilde{w}(t), \tilde{v}(t), t) = \max_{u_0} J(u_0, \tilde{v}(t)). \quad (7)$$

因此, 非线性系统I最优化的必要条件是调优输入 $\tilde{u}(t) \in R^m$ 对目标输出 $\tilde{J}(t) \in R^1$ 的静态增益为0, 而静态增益可通过调优输入与目标函数变量的自相关积分和互相关积分计算求得, 有

$$K_{uJ}(\lambda) = K_{uu}(\lambda) \cdot K_p + \omega(\lambda). \quad (8)$$

其中: λ 为用于计算相关积分值的数据窗的中心位点, $K_p \in R^{m \times 1}$ 为调优输入对目标输出的静态增益矩阵(即调优变量对目标函数值的梯度), $K_{uJ} \in R^{m \times 1}$ 为调优输入与目标输出的互相关积分矩阵, $K_{uu} \in R^{m \times m}$ 为调优输入间的自相关积分矩阵, $\omega(\lambda)$ 为扰动向量. K_{uJ} 和 K_{uu} 可通过下式得到:

$$K_{uJ} = [k_{u_1J}, k_{u_2J}, \dots, k_{u_mJ}]^T; \quad (9)$$

$$k_{u_iJ} = \int_{-M}^M \frac{1}{2T} \int_{-T}^T u_i(t + \lambda - \tau) J(t + \lambda) dt d\tau, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad (10)$$

$$K_{uu} = \begin{bmatrix} k_{u_1u_1} & k_{u_1u_2} & \dots & k_{u_1u_m} \\ k_{u_2u_1} & k_{u_2u_2} & \dots & k_{u_2u_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{u_mu_1} & k_{u_mu_2} & \dots & k_{u_mu_m} \end{bmatrix}; \quad (11)$$

$$k_{u_iu_j} = \int_{-M}^M \frac{1}{2T} \int_{-T}^T u_i(t + \lambda - \tau) u_j(t + \lambda) dt d\tau, \quad i, j = 1, 2, \dots, m. \quad (12)$$

其中 T 、 M 为大于0的相关积分算法积分常数. 通过相关积分算法计算得到 K_{uJ} 和 K_{uu} 后, 可采用递推最小二乘对 K_p 进行估计, 递推最小二乘估计算法如下式所示:

$$\tilde{r}(k+1) = \frac{1}{\alpha + \hat{K}_{uu}^T(k+1)\tilde{P}(k)\hat{K}_{uu}(k+1)}, \quad (13)$$

$$\hat{K}_p(k+1) = \hat{K}_p(k) + \tilde{r}(k+1)\tilde{P}(k)\hat{K}_{uu}(k+1) \times [\hat{K}_{uJ}(k+1) - \hat{K}_{uu}^T(k+1) \times \hat{K}_p(k)], \quad (14)$$

$$\tilde{P}(k+1) = [\tilde{P}(k) - r(k+1)\tilde{P}(k)\hat{K}_{uu}(k+1) \times \hat{K}_{uu}^T(k+1)\tilde{P}(k)] \times \alpha^{-1}, \quad (15)$$

其中 α 为最小二乘算法的遗忘因子. 得到输入对输出的静态增益矩阵, 即输出对输入的梯度 K_p 后, 传统的相关积分优化算法是迭代计算调优变量的新设定值, 即

$$u(k+1) = u(k) + \beta K_p. \quad (16)$$

其中: $\beta \in R^{m \times m}$ 为实对角加权矩阵, $u(k) \in R^m$ 为上一个调优时刻调优变量的设定值, $u(k+1) \in R^m$ 为下一个调优时刻调优变量的设定值^[21].

显然, 在得到目标函数对调优变量的梯度 K_p 后, 传统的相关积分优化算法没有考虑调优过程的约束, 且迭代过程中用到的实对角加权常值矩阵的取值也没有做分析, 算法的收敛性也未做分析. 本文通过相关积分得到目标函数值对调优变量的梯度, 然后采用递推最小二乘辨识得到梯度、目标函数值、调优变量三者间的状态空间模型, 设计状态鲁棒预测控制器, 并对调优过程考虑过程约束, 通过LMI求解得到最优控制律, 使得调优变量在调优的过程中快速收敛于最优工作点.

2 基于鲁棒预测控制的相关积分优化算法

复杂化工过程的动态特征往往是非线性、大滞后、强耦合的, 很难建立其精确的机理模型. 采用系统辨识得到目标函数值、调优变量以及梯度三者间的动态关系, 建立状态空间预测模型, 设计预测控制器来对此动态过程进行优化控制, 使得目标函数值收敛至最优值. 目标函数值、调优变量以及梯度构成的系统II的动态关系可描述为(在工作点附近线性化)

$$\begin{cases} k_p(k+1) = Gk_p(k) + Hu(k) + Ew(k), \\ y(k) = Ck_p(k) + Du(k). \end{cases} \quad (17)$$

其中: $u(k) \in R^m$ 为调优变量, 同时也是状态空间模型的输入; $y(k) \in R^1$ 为目标函数值, 同时也是状态空间模型的输出; $k_p(k) \in R^m$ 为调优变量对目标函数值的梯度, 同时也是状态空间模型的状态; 假设 $w(k)$ 的统计特性已知, 为0均值随机高斯白噪声; $G \in R^{m \times m}$ 、 $H \in R^{m \times m}$ 、 $C \in R^{1 \times m}$ 以及 $D \in R^{1 \times m}$ 为系数矩阵.

2.1 递推最小二乘

对于调优变量、目标函数值以及它们之间的梯度组成的系统II的状态空间方程, 由于输入、输出以及状态变量均是可实时可测或在线计算得到的, 可采用递推最小二乘在线辨识算法, 辨识得到相关动态系统

的模型参数. 对于式(17), 可写为如下增广形式:

$$\begin{bmatrix} k_p(k+1) \\ y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G & H \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_p(k) \\ u(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(k) \\ v(k) \end{bmatrix}. \quad (18)$$

式(18)形如最小二乘辨识的形式, 即

$$\tilde{Y}(k) = \theta \tilde{X}(k). \quad (19)$$

其中: $\tilde{Y}(k) = \begin{bmatrix} k_p(k+1) \\ y(k) \end{bmatrix}$ 为最小二乘辨识的输出,

$\tilde{X}(k) = \begin{bmatrix} k_p(k) \\ u(k) \end{bmatrix}$ 为最小二乘辨识的输入, $\theta = \begin{bmatrix} G & H \\ C & D \end{bmatrix}$

为待辨识参数. 上述问题为多输入多输出(MIMO)系统的最小二乘辨识, 可将MIMO系统的最小二乘辨识问题分解为 n 个多输入单输出(MISO)子系统的

最小二乘辨识, 可由如下算法求得:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{i,m+1} = \hat{\theta}_{i,m} + K_{m+1}[z_i(m+1) - h(m+1)\hat{\theta}_{i,m}], \\ P_{m+1} = P_m - P_m h^T(m+1)[1 + h(m+1) \times \\ \quad P_m h^T(m+1)]^{-1} h(m+1) P_m, \\ K_{m+1} = P_m h^T(m+1)[1 + h(m+1) \times \\ \quad P_m h^T(m+1)]^{-1}, \\ i = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (20)$$

其中: $\hat{\theta}_{i,m}$ 为第 i 个 MISO 子系统的待辨识参数, $z_i(m+1)$ 为第 i 个 MISO 子系统的输出, $h(m+1)$ 为第 i 个 MISO 子系统的输入, K_{m+1} 为最小二乘算法的修正增益矩阵, P_m 为最小二乘迭代参数.

2.2 参数不确定多胞体预测模型

由于实时优化的优化周期较长, 工况可能发生较大变动或引入较大干扰, 需要考虑辨识模型的参数不确定性, 构造多胞集, 求解 min-max 问题, 使得实时优化求解具有更好的鲁棒性.

基于多胞集的系统 II 的状态空间模型可描述如下:

$$\begin{cases} k_p(k+1) = G(k)k_p(k) + H(k)u(k) + Ew(k), \\ y(k) = Ck_p(k) + Du(k). \end{cases} \quad (21)$$

其中: $[G(k), H(k)] \in \Omega$, Ω 为系统多个顶点组成的多胞集^[23], 即

$$\Omega = \text{Co}\{[G_1, H_1], [G_2, H_2], \dots, [G_L, H_L]\}. \quad (22)$$

这里: Co 为凸组合, 在每一时刻, 系统的系数矩阵为多胞集各顶点的凸组合, 即

$$[G, H] = \sum_{i=1}^L \lambda_i [G_i, H_i], \quad (23)$$

其中 $\sum_{i=1}^L \lambda_i = 1$ ($\lambda_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, L$).

2.3 实时优化问题的控制方法求解

由前文可知, 通过控制器设计的方法来求解上述相关积分优化问题的思路可表述为将调优变量和目标函数值分别作为状态空间模型的输入和输出, 梯度作为状态空间模型的状态. 通过设计鲁棒预测控制器使得状态空间模型的状态驱动至 0, 并求得最优控制律作为相关积分优化问题的最优解.

由于要对调优变量的增量进行约束, 原系统 II 描述为

$$\begin{cases} k_p(k+1) = Gk_p(k) + Hu(k) + Ew(k), \\ y(k) = Ck_p(k) + Du(k), \\ u(k) = u(k-1) + \Delta u(k). \end{cases} \quad (24)$$

将调优变量增量作为新系统的输入, 变形后的系统 III 为

$$z(k+1) = \tilde{G}z(k) + \tilde{H}\Delta u(k) + \tilde{E}w(k). \quad (25)$$

其中: $z(k) = \begin{bmatrix} k_p(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} \in R^{2m}$, $\tilde{G} = \begin{bmatrix} G & H \\ 0 & I \end{bmatrix} \in R^{(2m) \times (2m)}$, $\tilde{H} = \begin{bmatrix} H \\ I \end{bmatrix} \in R^{(2m) \times m}$, $\tilde{E} = \begin{bmatrix} E \\ 0 \end{bmatrix}$. 对于上述多胞体不确定系统, 鲁棒预测控制器的设计目标是设计控制器将原系统的状态 $k_p(k)$ 驱动至 0, 并在每个控制时刻 k , 采用如下形式的控制律:

$$\Delta u(k) = Fz(k). \quad (26)$$

取最小化性能指标

$$\min_{\Delta u(k)} \max_{[\tilde{G}(k+i), \tilde{H}(k+i)] \in \Omega, i \geq 0} J_\infty(k), \quad (27)$$

式中

$$J_\infty(k) = \sum_{i=0}^{\infty} z^T(k+i) \begin{bmatrix} Q_1 & * \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} z(k+i) + \sum_{i=0}^{\infty} \Delta u^T(k+i) M_0 \Delta u(k+i). \quad (28)$$

其中: $Q_1 \in R^{m \times m}$, $R_1 \in R^{m \times m}$ 和 $M_0 \in R^{m \times m}$ 为正定的加权矩阵, $F \in R^{m \times (2m)}$ 为状态反馈增益矩阵.

式(28)为典型的 min-max 问题, 其中“max”是指在多胞集中找到使得性能指标最坏情况下的值, 即性能指标的最大值, 然后再寻找一个 $\Delta u(k+i)$ 使得这个最坏值最小. 为了求解上述 min-max 问题, 需要通过推导求得上述性能指标的上界, 然后利用 $\Delta u(k) = Fz(k)$ 最小化这个上界.

定理 1 对于系统(25), 若下列线性矩阵不等式有解, 则性能指标(28)存在上界且 min-max 最优优化问

题存在最优解,且此最优解可使得相关积分实时优化问题的调优变量快速收敛于最优工作点:

$$\begin{bmatrix} -1 & * \\ z(k|k) & -Q \end{bmatrix} \leq 0, \quad (29)$$

$$\begin{bmatrix} Q & * & * & * \\ \tilde{G}Q + \tilde{H}Y & Q & * & * \\ \left[\begin{matrix} Q_1 & 0 \\ 0 & R_1 \end{matrix} \right]^{1/2} & Q & 0 & \gamma I & * \\ M_0^{1/2}Y & 0 & 0 & \gamma I \end{bmatrix} \geq 0. \quad (30)$$

证明 首先,定义一个二次型函数 $V(z) = z^T P z$, $P > 0, P \in R^{(2m) \times (2m)}$ 为对称正定矩阵,使其满足下式:

$$\begin{aligned} &V(z(k+i+1|k)) - V(z(k+i|k)) \leq \\ &- z^T(k+i|k) \begin{bmatrix} Q_1 & * \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} z(k+i|k) - \\ &\Delta u^T(k+i|k) M_0 \Delta u(k+i|k), \quad i \geq 0. \end{aligned} \quad (31)$$

将式(31)两边从0到无穷叠加,得到

$$\begin{aligned} &\max_{[\tilde{G}(k+i), \tilde{H}(k+i)] \in \Omega, i \geq 0} J_\infty(k) \leq \\ &V(z(k|k)) - V(z(k+\infty+1|k)). \end{aligned} \quad (32)$$

当时间趋近于无穷时, $V(z(k+\infty+1|k))$ 趋近于大于0的常数,式(32)等价于

$$\max_{[\tilde{G}(k+i), \tilde{H}(k+i)] \in \Omega, i \geq 0} J_\infty(k) \leq V(z(k|k)), \quad (33)$$

则多胞体情况下性能指标的上界即为 $V(z(k|k))$. 定义一个标量 $\gamma > 0$,并使其满足下式:

$$V(z(k|k)) \leq \gamma. \quad (34)$$

定义一个矩阵 $Q = \gamma P^{-1}, Q \in R^{(2m) \times (2m)}$ 为对称正定矩阵,则根据矩阵 Schur 补性质可得到线性矩阵不等式(29).

将式(25)和(26)代入(31),由于 $w(k)$ 为统计特性已知的0均值高斯白噪声,与 $w(k)$ 相乘的交叉项中的 $w(k)$ 均以其均值 $E(w(k))$ 处理,得到

$$\begin{aligned} &z^T(k+i|k) \tilde{G}''^T(k+i) P \tilde{G}''(k+i) z(k+i|k) - \\ &z^T(k+i|k) P z(k+i|k) + \\ &z^T(k+i|k) \begin{bmatrix} Q_1 & * \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} z(k+i|k) + \\ &z^T(k+i|k) F^T M_0 F z(k+i|k) + \\ &w^T(k) \tilde{E}^T \tilde{E} w(k) \leq 0, \end{aligned} \quad (35)$$

其中 $\tilde{G}''(k+i) = \tilde{G}(k+i) + \tilde{H}(k+i)F$. 由于 $w^T(k) \tilde{E}^T \tilde{E} w(k) \geq 0$,有

$$z^T(k+i|k) \tilde{G}''^T(k+i) P \tilde{G}''(k+i) z(k+i|k) -$$

$$\begin{aligned} &z^T(k+i|k) P z(k+i|k) + \\ &z^T(k+i|k) \begin{bmatrix} Q_1 & * \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} z(k+i|k) + \\ &z^T(k+i|k) F^T M_0 F z(k+i|k) \leq 0. \end{aligned} \quad (36)$$

下式可保证式(36)成立:

$$\begin{aligned} &[\tilde{G}(k+i) + \tilde{H}(k+i)F]^T P [\tilde{G}(k+i) + \tilde{H}(k+i)F] - \\ &P + \begin{bmatrix} Q_1 & * \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} + F^T M_0 F \leq 0. \end{aligned} \quad (37)$$

定义 $Y = FQ$,并将其和 $Q = \gamma P^{-1}$ 代入式(37),左边乘以 Q^T ,右边乘以 Q ,由矩阵的 Schur 补性质,得到 LMI 线性矩阵不等式(30). \square

对于相关积分实时优化问题,调优变量的增量大小影响算法的快速性和稳定性,需要对调优变量的增量加以限制,对调优变量增量的上限进行约束,即

$$\|\Delta u(k+i|k)\|_2 \leq \Delta u_{\max}, \quad (38)$$

其中 Δu_{\max} 为调优变量增量的上限. 对于处理约束问题,有一个非常重要的概念,即椭圆不变集.

引理3^[22] 对于上述动态系统 III,记 $\varepsilon = \{r | r^T Q^{-1} r \leq 1\} = \{r | r^T P r \leq \gamma\}$, ε 为一个椭圆形的集合,当其满足式(29)和(30)时, ε 为一个不变椭圆,即

$$z(k|k) \in \varepsilon \Rightarrow z(k+i|k) \in \varepsilon, \quad \forall i \geq 1. \quad (39)$$

定理2 对于系统(26),若存在对称正定阵 Y 和 Q ,且 $\Delta u(k+i) = Fz(k+i)$,使得如下线性矩阵不等式成立:

$$\begin{bmatrix} -\Delta u_{\max}^2 I & * \\ Y^T & -Q \end{bmatrix} \leq 0, \quad (40)$$

则系统输入满足输入约束 $\|\Delta u(k+i)\|_2 \leq \Delta u_{\max}$,对应的相关积分实时优化问题的调优变量增量小于其增量上界.

证明 由于

$$\begin{aligned} &\max \|\Delta u(k+i|k)\|_2^2 = \max \|Fz(k+i|k)\|_2^2 = \\ &\max \|YQ^{-1}z(k+i|k)\|_2^2 \leq \\ &\max \|YQ^{-1}r\|_2^2 = \lambda_{\max}(Q^{-1/2}Y^T Y Q^{-1/2}), \end{aligned} \quad (41)$$

其中 λ_{\max} 为最大特征值. 由引理3,并应用矩阵的 Schur 补性质,可得到线性矩阵不等式(40). \square

相关积分实时优化系统是一个多输入单输出的系统,有多个调优变量共同作用,使得目标函数值收敛于最优值. 因此,需要考虑多个调优变量中,每个调优变量对目标函数值的梯度. 只有当多个调优变量对目标函数值的梯度尽可能同时趋近于0时,系统才没有继续优化的裕度. 因此,需要保证多个梯度同时趋近于0. 对应于控制器设计来求解相关积分优化问

题,要求求得的状态反馈控制律使得状态同时驱动至0,需要对状态协方差进行约束,这里需要用到如下引理.

引理4^[23] 若闭环系统是稳定的,则在达到稳态的情况下,其稳态的状态协方差矩阵可表示为 $\Sigma_z = \lim\{E[z(k)z^T(k)]\}$,且 Σ_z 满足以下方程:

$$(\tilde{G} + \tilde{H}F)\Sigma_z(\tilde{G} + \tilde{H}F)^T - \Sigma_z + \tilde{E}\Sigma_w\tilde{E}^T = 0. \quad (42)$$

若要使得离散系统稳定,则存在 $\Sigma_z < Z$,使得

$$(\tilde{G} + \tilde{H}F)Z(\tilde{G} + \tilde{H}F)^T - Z + \tilde{E}\Sigma_w\tilde{E}^T < 0. \quad (43)$$

定义 $T = FZ$,并将其代入式(43),得到

$$(\tilde{G}Z + \tilde{H}T)Z^{-1}(\tilde{G}Z + \tilde{H}T)^T - Z + \tilde{E}\Sigma_w\tilde{E}^T < 0. \quad (44)$$

应用矩阵的Schur补定理,得到如下线性矩阵不等式:

$$\begin{bmatrix} -Z & * \\ \tilde{G}Z + \tilde{H}T & -Z + \tilde{E}\Sigma_w\tilde{E}^T \end{bmatrix} < 0. \quad (45)$$

综上,整个实时优化问题的控制方法求解可转化为求解线性矩阵不等式组(29)、(30)、(40)和(45).其中: $Q = \gamma P^{-1}$, $F = YQ^{-1}$, $\Delta u(k + i|k) = Fz(k + i|k)$, $T = FZ$.

由上文可知,目标函数取得最优值的必要性条件是梯度等于0,只要梯度不等于0,系统便存在优化裕度,需要改变调优变量的设定值使得梯度逐渐趋近于0.需要怎样改变调优变量的设定值能够使得梯度渐渐趋近于0,同时还要保证求得的调优变量设定值不会使得系统发散,上述控制方法求解的调优变量设定值能够满足该要求.

定理3 对于系统(26),若线性矩阵不等式组(29)、(30)、(40)和(45)有解,则控制律 $\Delta u(k) = Fz(k)$ 能够使得该系统渐近稳定,同时可保证 $\Delta u(k) = Fz(k)$ 作为相关积分实时优化的最优解是收敛的.

证明 系统的李雅普诺夫函数为

$$V(k) = z(k)^T Pz(k),$$

且 $P > 0$ 为正定对称矩阵,对于离散函数

$$\begin{aligned} V(k + 1) - V(k) = \\ z^T(k + 1)Pz(k + 1) - z^T(k)Pz(k), \end{aligned} \quad (46)$$

由式(25)和(26),得到

$$\begin{aligned} V(k + 1) - V(k) \leq \\ -z^T(k) \left(\begin{bmatrix} Q_1 & 0 \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} + F^T M_0 F \right) z(k), \end{aligned} \quad (47)$$

其中 Q_1 、 R_1 和 M_0 为正定的加权矩阵,故

$$z^T(k) \left(\begin{bmatrix} Q_1 & 0 \\ 0 & R_1 \end{bmatrix} + F^T M_0 F \right) z(k) \geq 0, \quad (48)$$

则 $V(k + 1) - V(k) < 0$,根据李雅普诺夫第2方法,系统是鲁棒渐近稳定的,作为相关积分优化问题的最优解 $\Delta u(k) = Fz(k)$ 是收敛的. \square

2.4 算法步骤和数据窗滚动策略

step 1: 分析过程工艺,确定调优变量以及目标函数变量;

step 2: 采集大量调优变量以及目标函数变量的实时数据和历史数据,通过梯度离线辨识得到梯度数据;

step 3: 根据梯度离线辨识算法得到梯度数据的大小和正负,改变调优变量设定值的大小;

step 4: 得到互相关积分值以及自相关积分值,再通过迭代最小二乘得到当前状态下梯度的实时值;

step 5: 对通过step 3得到的参数不确定多胞体模型,设计鲁棒预测控制器,并对调优变量增量进行约束,求得状态反馈控制律;

step 6: 通过step 5得到的状态反馈控制律来改变调优变量的设定值;

step 7: 滚动数据窗,实时计算调优变量与目标函数变量间的梯度,当目标函数变量与调优变量间的梯度趋近于0时,目标函数变量和调优变量均处于最优工作点.

所提出改进算法继承了传统相关积分算法的优点,基于数据驱动,无需建立机理模型.数据驱动的具体过程可描述如下:根据计算得到的调优变量对目标函数变量的梯度来决定调优变量的调整方向.若梯度为0,则调优变量为最优工作点,不需要进行调整;若梯度不为0,则根据求极大值或求极小值以及梯度的正负决定调整方向.根据梯度的大小和正负,改变用于计算梯度的调优变量的设定值.调优变量设定值的改变,进一步驱使梯度发生改变.只要梯度不等于0,便会随着数据窗的更新进行滚动优化.

采用滚动数据窗可极大地提高算法的效率,且可节省计算机的内存空间.数据窗的滚动策略影响算法的可行性,最终确定数据窗参数的选择依据如下:相关积分的积分系数 T 和 M ,应满足 $T > 0$, $M > 0$,一般情况下, M 的取值应大于过程的过渡时间, T 的取值通常为 M 的1~5倍,可根据具体情况适当调节.

3 实验验证和工业应用测试

考虑如图1所示的非线性动态系统,有

$$J = J_1 + J_2 = (y_1 - 1)^2 + y_2^2 + 1. \quad (49)$$

其中: u_1 、 u_2 为调优变量, v_1 、 v_2 、 v_3 为噪声信号, J 为

目标函数值, J_1 、 J_2 为子系统的目标函数值, y_1 、 y_2 为子系统的输出。

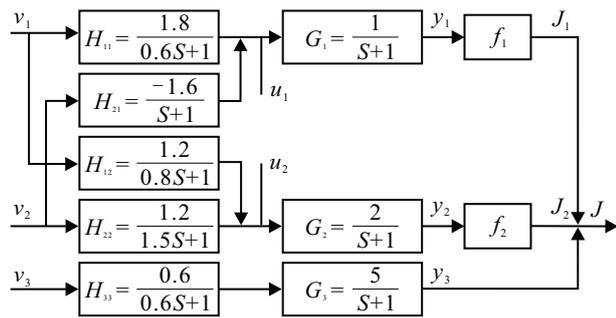


图1 非线性动态系统结构

对以上非线性动态系统分别采用3种不同的方法进行调优操作。相关积分数据窗参数 $M = 10, T = 220$, 数据窗宽度 $L = 2 \times (T + M) = 460$, 采样时间 $T_s = 1s$, 调优变量以及目标函数值的初始值为 $u_1 = 9, u_2 = 5, J = 90$, 不同部分具体如下。

方法1中, 调节周期为500s, 调优变量增量加权矩阵设置过大;

方法2中, 调节周期为500s, 调优变量增量加权矩阵设置过小;

方法3中, 通过建立非线性系统的多胞体不确定模型, 设计鲁棒预测控制器, 通过LMI求解状态反馈控制律, 对系统进行调优。

3种方法的调优对比如图2所示。

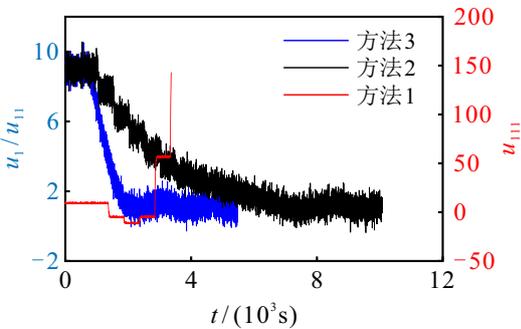


图2 3种方法的调优变量 u_1 变化趋势

图2中: u_1 、 u_{11} 、 u_{111} 分别为方法1、方法2以及方法3所对应的第1个调优变量, t 为仿真时间。

由图2可见: 在方法1中, 由于调优变量增量加权矩阵设置过大, 且没有加以约束, 导致反方向调节, 目标函数值也随之发散; 方法2中, 调优变量从初始值(9, 5), 经过了比较长的调优步数(10 000步左右), 目标函数值收敛于最优值; 方法3中, 经过了5 500步的调优步数, 调优变量从初始值(9, 5), 最终收敛于最优工作点(0, 0), 目标函数值也随之收敛于最优值1, 梯度也逐渐收敛于0。

3种方法的定量对比如表1所示。

表1 3种相关积分方法调优的定量比较

	方法1	方法2	方法3
调节时间	∞	10 000 s	5 500 s
调优变量终值	(∞, ∞)	(1.166, 0.124)	(1.060, 0.050)
目标函数终值	∞	1.24	1.06

验证所提出算法对不同工况的适应性以及体现当工况改变时控制律的寻优过程。在方法3对应的仿真3的基础上, 增加了工况改变过程。具体仿真步骤如下: 当采用改进的相关积分实时优化算法(方法3), 经过5 500s的仿真调优后, 将系统的工作点由最初的(9, 5)调整至当前工况下的最优工作点(1, 0)后, 紧接着对工况进行调整。通过将式(49)改变为 $J = J_1 + J_2 = (y_1 - 5)^2 + y_2^2 + 1$, 使得最优工作点由(1, 0)调整为(5, 0)。仿真结果如图3所示。

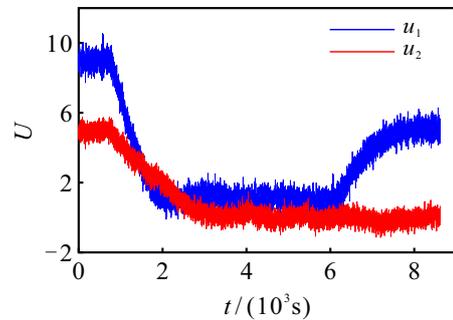


图3 工况改变时调优变量变化趋势

由图3可见, 当系统由于某种原因, 工况发生改变时, 所提出方法可及时地对控制律进行调整, 使得系统的工作点逐渐趋近于当前工况下的最优工作点。验证了所提出方法对于不同工况的适应性较好。

工业应用测试。中石化某炼厂芳烃装置二甲苯加热炉采用对流圆筒形加热炉, 工艺介质从对流顶入, 由辐射顶出。底层DCS控制系统已基本实现自动化, 且配备有余热回收系统, 如图4所示。因此, 为实施先进控制和实时优化提供了良好的基础条件。

二甲苯加热炉先进控制系统。根据工艺要求和控制需求, 选取如下变量作为二甲苯加热炉多变量预测控制的被控变量(CV)、操纵变量(MV)以及干扰变量(DV), 如表2所示。

表2 二甲苯加热炉先进控制系统变量

变量类型	变量位点	变量描述
CV ₁	AI0710.PV	烟气氧含量
CV ₂	TI0717.PV	排烟温度测量值
MV ₁	AICA 0710.MV	氧含量阀位控制
MV ₂	HIC 0711.MV	冷风旁路挡板调节
DV ₁	PT 0724.PV	入口风道空气压力
DV ₂	PIC 4402.PV	燃料气压力
DV ₃	TE 0720.PV	风机出口空气温度

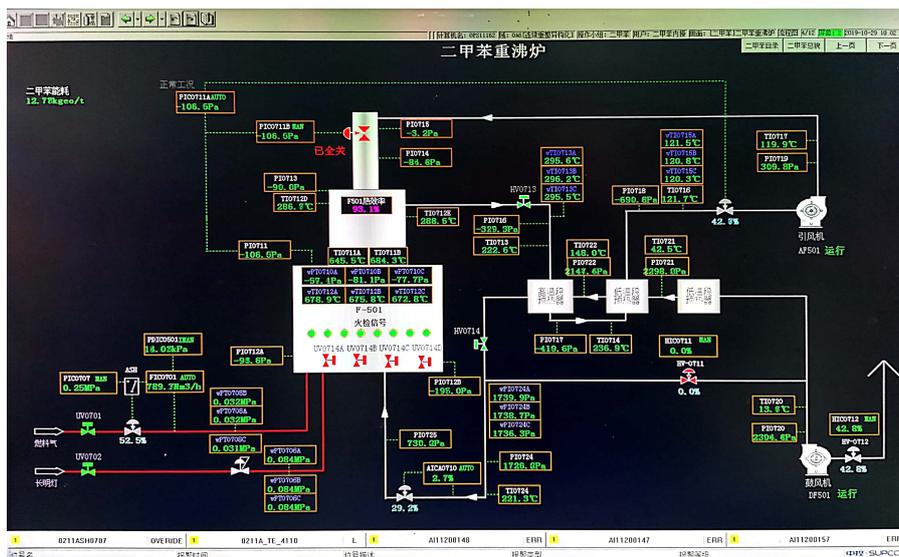


图4 某炼厂二甲苯加热炉DCS截图

分析中石化某炼厂的二甲苯加热炉装置,因该炉设计有独立的余热回收系统,热效率维持在92.8%左右,但是有部分月份热效率可达到93.2%左右,选取二甲苯加热炉热效率作为目标函数。

加热炉热效率通过反平衡法来计算,其关系为

$$\text{热效率}(\eta) = (1 - Q_3 - Q_4) \times 100\%$$

其中: Q_3 为排烟热损失,主要与排烟温度和烟气中氧含量有关; Q_4 为炉体散热损失. 在实际操作过程中,提高加热炉热效率的手段主要有降低排烟温度、降低烟气中的氧气含量、减少炉体散热损失. 因此,选取二甲苯加热炉排烟温度 TI0717 以及烟气氧含量 AI0710 作为调优变量. 整个二甲苯加热炉实时优化层的变量如表3所示。

表3 二甲苯加热炉实时优化系统变量

变量类型	变量位点	变量描述
调优变量1	AI0710.SV	烟气氧含量
调优变量2	TI0717.SV	排烟温度
干扰变量	TI0724.SV	空气预热器温度
目标函数变量	F501 RXY.VALUE	加热炉热效率

采用所提出方法对上述二甲苯加热炉进行工业测试,优化结果如图5所示。

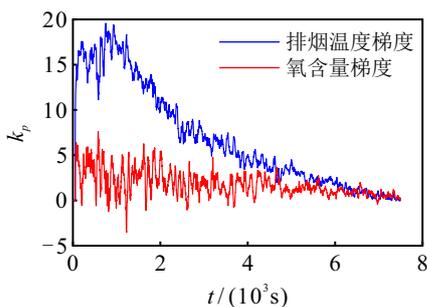


图5 调优变量梯度变化趋势

表4为投用前后热效率平均值对比. 由表4可见,使用所提出方法对连续重整装置二甲苯加热炉进行实时优化取得了较好的优化效果,使得热效率有所提升,带来了一定的经济效益。

表4 投用前后热效率平均值对比

投用前	投用后	增幅
92.7584%	93.1206%	0.3622%

4 结论

本文主要对相关积分优化算法进行了研究,针对传统相关积分优化算法存在的缺陷,提出了一种与预测控制相结合的相关积分算法来解决实时优化问题. 首先,采用传统相关积分算法计算梯度信息. 然后,对得到的梯度信息采用基于多胞体预测模型的鲁棒预测控制器进行控制,使其逐渐趋近于0,待调优系统逐渐趋近于最优工作点. 所提出改进的相关积分优化方法,既继承了传统相关积分算法基于数据驱动,无需建立机理模型的优点,又综合了鲁棒预测控制的强鲁棒性和良好的滚动优化策略,使其很好地解决了传统相关积分优化算法未能考虑调优过程的约束以及算法参数较为单一且难以凑试的问题. 最后,通过对所提出改进算法进行实验室仿真和工业应用测试,验证了所提出方法的有效性和可用性,为工业过程的稳态优化提供了一种新思路。

参考文献(References)

[1] 张俊, 毛志忠, 贾润达. 金氰化浸出过程建模及实时优化自适应策略[J]. 控制与决策, 2014, 29(7): 1211-1216.
(Zhang J, Mao Z Z, Jia R D. Modeling and real-time optimization adaptations for gold cyanidation leaching

- process[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(7): 1211-1216.)
- [2] 叶凌箭, 马修水, 宋执环. 一种基于输出反馈的显式实时优化控制方法[J]. *控制与决策*, 2013, 28(11): 1697-1701.
(Ye L J, Ma X S, Song Z H. An explicit optimizing control approach based on output feedback[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(11): 1697-1701.)
- [3] Merino A, Acebes L F, Alves R, et al. Real time optimization for steam management in an evaporation section[J]. *Control Engineering Practice*, 2018, 79: 91-104.
- [4] Chiang N Y, Huang R, Zavala V M. An augmented Lagrangian filter method for real-time embedded optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, 62(12): 6110-6121.
- [5] de Azevedo P D, Curvelo R, de Souza M B J, et al. Steady-state real-time optimization using transient measurements in the absence of a dynamic mechanistic model: A framework of HRTO integrated with adaptive self-optimizing IHMPC[J]. *Journal of Process Control*, 2021, 106: 1-19.
- [6] Marchetti A G, Ferramosca A, González A H. Steady-state target optimization designs for integrating real-time optimization and model predictive control[J]. *Journal of Process Control*, 2014, 24(1): 129-145.
- [7] Li H, Swartz C L E. Approximation techniques for dynamic real-time optimization(DRTO) of distributed MPC systems[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, 118: 195-209.
- [8] Blackburn L D, Tuttle J F, Powell K M. Real-time optimization of multi-cell industrial evaporative cooling towers using machine learning and particle swarm optimization[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 271: 122175.
- [9] Costello S, François G, Bonvin D. A directional modifier-adaptation algorithm for real-time optimization[J]. *Journal of Process Control*, 2016, 39: 64-76.
- [10] Rodriguez-Blanco T, Sarabia D, Navia D, et al. Modifier-adaptation methodology for RTO applied to distillation columns[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, 48(8): 223-228.
- [11] Mirasierra V, Vergara-Dietrich J D, Limon D. Real-time optimization of periodic systems: A modifier-adaptation approach[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2020, 53(2): 1690-1695.
- [12] Abdelhady S, Osama A, Shaban A, et al. A real-time optimization of reactive power for an intelligent system using genetic algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 11991-12000.
- [13] Schäfer P, Caspari A, Mhamdi A, et al. Economic nonlinear model predictive control using hybrid mechanistic data-driven models for optimal operation in real-time electricity markets: In-silico application to air separation processes[J]. *Journal of Process Control*, 2019, 84: 171-181.
- [14] Cimini G, Bernardini D, Levijoki S, et al. Embedded model predictive control with certified real-time optimization for synchronous motors[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2021, 29(2): 893-900.
- [15] Würth L, Hannemann R, Marquardt W. Neighboring-extremal updates for nonlinear model-predictive control and dynamic real-time optimization[J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(8): 1277-1288.
- [16] Park J, Law K H. Bayesian ascent: A data-driven optimization scheme for real-time control with application to wind farm power maximization[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24(5): 1655-1668.
- [17] Baxter M, Kirchner T. Correlation in time-dependent density-functional-theory studies of antiproton-helium collisions[J]. *Physical Review A*, 2013, 87(6): 062507.
- [18] Matilla-García M, Marín M R, Dore M I, et al. Nonparametric correlation integral-based tests for linear and nonlinear stochastic processes[J]. *Decisions in Economics and Finance*, 2014, 37(1): 181-193.
- [19] Caballero-Pintado M V, Matilla-García M, Marín M R. Symbolic correlation integral[J]. *Econometric Reviews*, 2019, 38(5): 533-556.
- [20] 王建. 随机动态系统稳态优化的新方法: 强抗扰相关积分法的理论与应用[D]. 上海: 华东理工大学, 1990.
(Wang J. A new method for steady state optimization for stochastic dynamic systems: Theory and application of correlation-integration method with strong disturbance rejection[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 1990.)
- [21] 刘春平, 王昕, 王振雷. 基于相关积分优化方法的裂解炉优化[J]. *化工学报*, 2015, 66(10): 4067-4075.
(Liu C P, Wang X, Wang Z L. Optimization of cracking furnace based on correlation integral optimal method[J]. *CIESC Journal*, 2015, 66(10): 4067-4075.)
- [22] 李婧靓, 席裕庚, 李德伟. 具有输入延迟和增量约束的鲁棒预测控制器[J]. *控制工程*, 2010, 17(S2): 32-35.
(Li J L, Xi Y G, Li D W, et al. Robust model predictive controller with input delay and increment constraints[J]. *Control Engineering of China*, 2010, 17(S2): 32-35.)
- [23] Yang K L, Lu J G. Robust variance-constrained control for a class of continuous time-delay systems with parameter uncertainties[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2009, 39(5): 2179-2187.

作者简介

陈军(1997-), 男, 硕士生, 从事复杂工业工程的先进控制与实时优化等研究, E-mail: chenyy001@foxmail.com;

赵众(1970-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业工程的先进控制与实时优化等研究, E-mail: zhaozhong@mail.buct.edu.cn.