研究论文

DOI：10.11949/0438-1157.

乙烯裂解炉烧焦过程操作轨迹优化

张珍珍，赵众

（北京化工大学信息科学与技术学院，北京 100029）

摘要： 乙烯裂解炉烧焦过程具有强非线性与动态时变特性，过程控制中需要操作人员频繁调整炉管出口温度（COT）、稀释蒸汽流量、烧焦空气流量等变量的设定值，操作复杂度高且容易出现失误。为提高生产效率并保障生产安全，本文提出了一种基于线性参数变化（LPV）模型的烧焦过程动态建模与操作轨迹优化方法，用于在非平稳状态与不确定条件下，为COT在线稳定控制提供可行操作轨迹。首先，引入间隙度量理论对烧焦全过程进行工况划分，构建全局LPV模型。在此基础上，将轨迹优化分为两个阶段：离线阶段采用微分动态规划（DDP）算法生成满足非稳态操作约束的全局最优轨迹；在线阶段引入事件触发机制，当检测到预先设定的几种异常情况发生时，系统进行基于鲁棒滚动二次规划的实时轨迹重规划。仿真及工业应用结果表明，所提方法能够有效应对乙烯裂解炉烧焦过程异常工况，与传统基于操作规程的顺控方法相比具有更强的鲁棒性和可操作性，为解决乙烯裂解炉烧焦过程的轨迹实时优化提供了一条有效的新途径。

关键词： 裂解炉烧焦；过程控制；间隙度量；动态建模；事件触发；优化

中图分类号： TP 273　　**文献标志码：** A

文章编号： 0438-1157（XXXX）XX-0001-14

Operating trajectory optimization for the decoking process in ethylene cracking furnace

ZHANG Zhenzhen, ZHAO Zhong

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

Abstract: The decoking process of an ethylene cracking furnace exhibits strong nonlinearity and non-stationary characteristics. During process control, operators need to frequently adjust the setpoints of variables such as coil outlet temperature (COT), dilution steam flow rate, and decoking air flow rate. This leads to high operational complexity and an elevated risk of errors. To improve production efficiency and ensure production safety, a dynamic modeling and operating trajectory optimization method for the decoking process is proposed based on a linear parameter varying (LPV) model in this work, aiming to provide a feasible operating trajectory for online COT regulation under complex dynamics and uncertain conditions. First, gap metric theory is introduced to segment the operating regions throughout the entire decoking process, and a global LPV model is identified. Based on the identified LPV model, the trajectory optimization is divided into two stages: in the offline stage, the differential dynamic programming (DDP) algorithm is used to generate a globally optimal trajectory that satisfies process constraints; in the online stage, an event-triggered mechanism is introduced. When several predefined abnormal

收稿日期： 2026-07-29　　**修回日期：** 2026-10-11

通信作者： 赵众(1970—)，男，博士，教授，zhaozhong@mail.buct.edu.cn

第一作者： 张珍珍(2003—)，女，硕士研究生，2107498894@qq.com

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)

引用本文： 张珍珍，赵众. 乙烯裂解炉烧焦过程操作轨迹优化[J]. 化工学报, XXXX, XX(XX): 1-14

Citation: ZHANG Zhenzhen, ZHAO Zhong. Operating trajectory optimization for the decoking process in ethylene cracking furnace[J]. CIESC Journal, XXXX, XX(XX): 1-14

events are detected, the system performs real-time trajectory replanning based on LMIs, rapidly solves the feasible operational trajectory. Simulation and industrial application results have verified that the proposed method can effectively handle abnormal process conditions, offering greater robustness and operability compared with traditional sequential control methods based on operating procedures. The proposed method provides an effective new way for trajectory optimization of the decoking process in ethylene cracking furnaces.

Keywords: cracking furnace decoking; process control; gap metric; dynamic modeling; event-triggered; optimization

引 言

乙烯是石油化工行业的重要基础原料，工业生产中常用蒸汽裂解法制备乙烯，该工艺的核心装置为裂解炉，在其内部会发生高温、强吸热和短停留时间的复杂裂解反应[1]。由于裂解炉内部温度无法直接测量，炉管出口温度(Coil Outlet Temperature, COT)成为表征炉内反应温度的关键变量，能够反映乙烯生产过程的运行状况。根据反应顺序不同，裂解反应可分为一次反应和二次反应[2]，一次反应将原料裂解生成乙烯、丙烯等目标产物，而二次反应则将低级烯烃进一步裂解、缩合，导致炉管内部结焦积碳。随着运行时间延长，焦层逐渐加厚，不仅会增大管壁热阻、降低传热效率，还会使炉管内径缩小、压降升高。结焦也会加剧炉管内部热场分布不均，严重时引起局部过热，造成炉管损伤。因此，当管壁温度或压降接近允许极限时，必须停炉清焦[3]。

烧焦过程中，操作人员通常根据操作规程及经验手动调整操纵变量，使COT按照预设的工艺轨迹阶段性变化[4]。然而，受结焦程度以及炉管状况等不确定因素影响，这种基于顺控逻辑的固定轨迹难以应对过程中的异常工况，容易导致烧焦周期延长、炉管超温等问题。因此，实际烧焦过程的难题在于规划一条可行的操作轨迹，以实现操作条件的快速、安全、平稳调整，从而满足烧焦工艺需求。

绝大多数工业过程本质上都是非线性系统，相较于在单一工作点处采用线性模型进行局部近似，非线性模型更能刻画全工况的整体特性。常见的非线性系统辨识模型包括机理模型[5]、Hammerstein模型[6]、Wiener模型[7]、Volterra级数模型[8]、NARMAX模型[9]和神经网络模型[10-11]等。然而，这些模型普遍存在计算复杂度高、易过拟合或可解释性不足等局限。上世纪九十年代，Shamma[12]基于变增益控制提出的线性参数变化(Linear Parameter Varying, LPV)模型，为处理时变非线性系统提供了有效的新思路。Rahme等[13]针对溶液共聚反应器的强非线性与多操作点特性，分别采用参数集映射和模型重构两种方式，构建了调度变量数量更少的LPV模型。Yuan等[14]基于衰减激励和信息数据，提出了一种面向非线性化工过程建模的低成本LPV辨识方法，并在CSTR上验证了其可行性。Pipino等[15]针对操作点频繁变化的工业过程，设计了两种基于LPV模型的自适应预测控制策略，并通过换热器和连续搅拌反应器的仿真实验，验证了所提方法的稳定性和有效性。LPV模型的精度与子模型的选取密切相关[16]，对于烧焦这一典型的非稳态过程，合理选取工作点的位置和数量，是准确刻画系统的非线性动态特性的关键。

轨迹优化能够为复杂动态系统提供一条满足工艺约束且性能最优的参考操作轨迹，从而保障过程安全、高效和稳定运行。近年来，研究者在该领域取得了一系列进展，Hamad等[17]利用微分平坦性的模型预测控制方法，有效处理了非线性连续搅拌反应器的约束最优控制问题，实现了高精度的轨迹跟踪。Wang等[18]针对工业过程控制中因工况变化导致的模型失配问题，结合Nussbaum增益的实时辨识与MGAPSO算法，提出动态设定值轨迹优化策略，增强了控制回路对工况的自适应能力。Zhang等[19]在化工厂巡逻机器人的路径规划中，采用基于分解的区间多目标进化算法，同步优化路径长度与安全风险，在典型化工厂场景下获得了优于已有算法的收敛性和解集多样性。然而，离线优化方法难以捕捉过程的动态变化与不确定性，而在线优化又面临反复求解带来的高昂计算负担[20]，本文提出了一种离线全局轨迹规划与事件触发的在线实时优化相结合的操作轨迹优化方法，从而提升系统对异常工况的适应能力。

针对乙烯裂解炉烧焦过程的操作轨迹优化的需求，本文以最小化过程COT跟踪偏差为优化目

标，提出了一种基于LPV模型的非稳态操作轨迹优化方法。首先，在建立烧焦过程模型时，采用间隙度量对烧焦全过程进行合理工况划分，得到一组能够覆盖系统动态特性的线性子模型，进而通过平滑插值构建全局LPV模型。基于该模型，在离线阶段采用微分动态规划算法进行轨迹规划，得到一条满足复杂工艺约束的全局最优轨迹。根据操作历史记录及操作规程，考虑到外部扰动等不确定因素可能会引起炉管超温等异常工况，引入了事件触发机制，当异常发生后，在不改变过程模型的基础上，对约束集进行适当调整，系统进入实时优化阶段。实时优化阶段采用鲁棒滚动二次规划在线求解操作轨迹修正，从而抑制COT的大幅波动。

1 基于间隙度量的烧焦过程LPV模型

1.1 烧焦过程描述

中石化某烯烃厂10号管式裂解炉装置采用蒸汽-空气烧焦工艺，在高温条件下完成裂解炉辐射段清焦[21]。工艺流程如图1所示。进行烧焦操作时，首先切断裂解炉进料，燃料气在底部烧嘴和侧壁烧嘴中燃烧产生高温烟气，为烧焦过程提供600-900℃的高温环境，之后按比例通入空气和水蒸气，使炉管内壁的焦炭发生受控氧化反应。当烧焦尾气中$CO+CO_2$的含量降低至0.2%-0.5%以下时[22]，便可以停止烧焦。

烧焦过程的基元反应如下[23-24]：

主反应

$$C + O_2 = CO_2 \quad \Delta H = -393.5kJ/mol \tag{1}$$

$$C + H_2O = CO + H_2 \quad \Delta H = 131.5kJ/mol \tag{2}$$

副反应

$$C + 0.5O_2 = CO \quad \Delta H = -110.5kJ/mol \tag{3}$$

$$CO + 0.5O_2 = CO_2 \quad \Delta H = -283kJ/mol \tag{4}$$

$$CO + H_2O = CO_2 + H_2 \quad \Delta H = -41kJ/mol \tag{5}$$

$$CO + 3H_2 = CH_4 + H_2O \quad \Delta H = -203kJ/mol \tag{6}$$

$$C + CO_2 = 2CO \quad \Delta H = 172.5kJ/mol \tag{7}$$

烧焦过程中伴随有大量的吸放热，容易导致热场分布不均，甚至产生“飞温”现象，显著地影响了生产过程的平稳性，因此根据操作规程烧焦过程COT需要按照一定的轨迹变化，以避免局部过热损坏炉管，同时又保证烧焦彻底。在烧焦初期，裂解炉通常处于较低温度，通过水蒸气与焦炭的反应清除炉管内壁上的少量焦炭。随着COT的升高和空气流量的增加，裂解炉逐渐达到烧焦所需条件，此时焦炭与氧气的反应开始占据主导地位[25]。根据主反应不同，按照操作规程，烧焦过程大致可以分为缓慢升温阶段、快速升温阶段、较快速升温阶段和温度平稳阶段四个阶段，此过程中关键变量的变化趋势如图2所示。

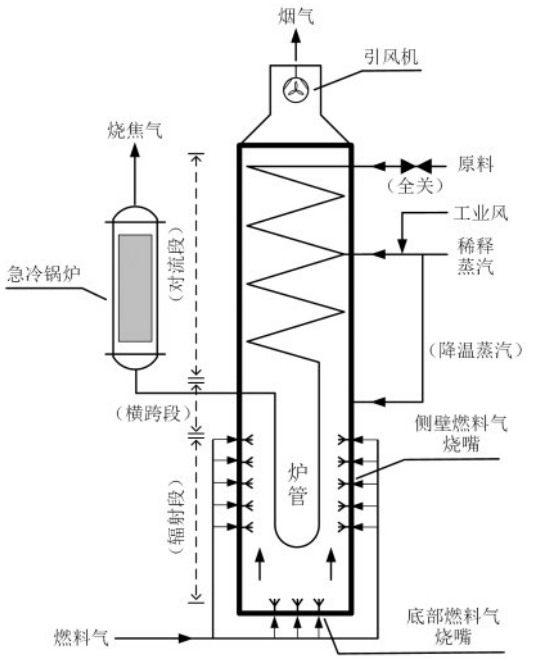


图1 管式乙烯裂解炉烧焦工艺流程图

Fig.1 Flow diagram of the decoking process for a tubular ethylene cracking furnace

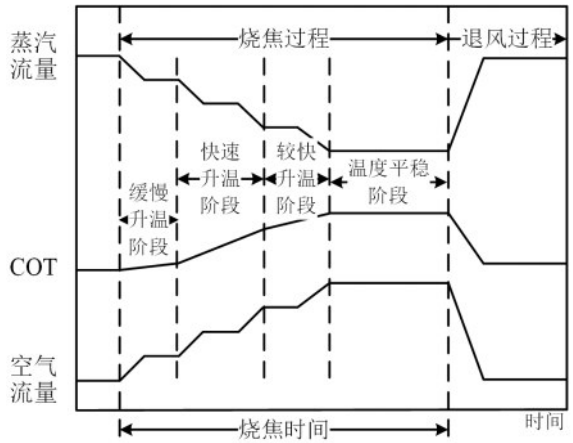


图2 烧焦过程关键变量变化趋势图

Fig.2 Trend of key variables during the decoking process

通过分析清焦原理并结合操作经验，选取烧焦空气流量(kg/h)、稀释蒸汽流量(kg/h)、降温蒸汽流量(kg/h)和燃料气流量(m^3/h)为操纵变量(MV)，COT(℃)为被控变量(CV)建立烧焦过程模型。

1.2 烧焦过程LPV模型辨识

如图2所示，裂解炉烧焦过程中，稀释蒸汽流量、烧焦空气流量及COT等关键参数随时间呈现阶段性变化，系统整体表现出典型的非线性特性。对于此类非线性系统的建模问题，若仅在某一稳态工作点处进行线性化近似后构建单一线性模型，往往只能反映该工作点附近的局部动态，而难以描述全工况范围内的系统特性。文献[26-27]表明，采用基于模型插值的LPV方法能够较好地逼近工业过程的非线性特性[28]。

LPV模型的建模思想为：依据调度变量的运行轨迹选取若干典型工作点，将非线性系统划分为多个局部区域；在每个区域内，视系统为稳态工作点附近的线性时不变系统[29]，通过子空间辨识等方法建立相应的局部线性模型；然后通过插值函数对子模型进行平滑插值，从而构建全局LPV模型。可以选取任意一个或多个能够反映过程动态特性的变量作为调度变量，而对于典型工作点位置和数量的选取，若仅凭经验或直接采用等间距选点方式确定，容易导致模型冗余或表征能力不足[30]。本文引入间隙度量来衡量两个线性系统之间的相似程度，为烧焦过程中典型工作点的选取提供理论依据。基于间隙度量的烧焦过程LPV模型构建原理如图3所示。

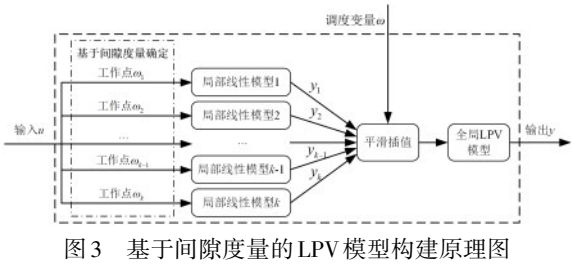


图3　基于间隙度量的LPV模型构建原理图

Fig.3　Schematic diagram of LPV model based on gap metrics

1.2.1　工作点变量分布　20世纪80年代Zames和El-Sakkary[31]将间隙度量(Gap Mertic)引入控制领域用于研究反馈系统的鲁棒稳定性，并且证明相较于范数度量，基于角度概念的间隙度量更适合估计两个线性系统的距离。

定义2.1[32] 若φ和ψ为Hilbert空间中的两个闭线性子空间，则φ和ψ之间的有向间隙定义为：

$$\vec{\delta}(\varphi,\psi)=\sup_{x\in \mathrm{H}_\varphi}\inf_{y\in\psi}\left\|x-y\right\|_2 \tag{8}$$

其中，H_φ为子空间中的单位球集合，表示为$\mathrm{H}_\varphi=x\in\varphi:\left\|x\right\|_2=1$，sup和inf分别为上确界和下确界。特别地，$\vec{\delta}(0,\psi)=0,\vec{\delta}(\varphi,0)=1$。

定义2.2[32] 若φ和ψ为Hilbert空间中的两个闭线性子空间，则φ和ψ之间的空间间隙定义为：

$$\delta(\varphi,\psi)=\max\left\{\vec{\delta}(\varphi,\psi),\vec{\delta}(\psi,\varphi)\right\} \tag{9}$$

其中，max代表取有向间隙之间的较大值。由式(8)和式(9)可知，$0\leqslant\delta(\varphi,\psi)\leqslant 1$。

间隙度量的计算可以通过以下引理得到。

引理2.1[33] 对于两个具有规范互右质分解$\boldsymbol{P}_i=\boldsymbol{N}_i\boldsymbol{M}_i^{-1},(i=1,2)$，且输入输出维数相同的有限维线性系统$\boldsymbol{P}_i(s),(i=1,2)$，它们之间的间隙度量为：

$$\delta(\boldsymbol{P}_1,\boldsymbol{P}_2)=\max\left\{\vec{\delta}(\boldsymbol{P}_1,\boldsymbol{P}_2),\vec{\delta}(\boldsymbol{P}_2,\boldsymbol{P}_1)\right\} \tag{10}$$

其中，$\vec{\delta}(\boldsymbol{P}_1,\boldsymbol{P}_2)$表示有向间隙，根据定义可以推出：

$$\vec{\delta}(\boldsymbol{P}_i,\boldsymbol{P}_j)=\inf_{Q\in \mathrm{H}_\infty}\left\|\begin{pmatrix}\boldsymbol{M}_i\\ \boldsymbol{N}_j\end{pmatrix}-\begin{pmatrix}\boldsymbol{M}_j\\ \boldsymbol{N}_i\end{pmatrix}\boldsymbol{Q}\right\|_\infty \quad i,j\in\{1,2\},i\neq j \tag{11}$$

其中，$\boldsymbol{Q}$为H_∞空间中的自由参数矩阵。由引理可知，间隙度量的计算可以转化为求解两个H_∞问题[33]。

间隙度量具有如下性质[31-34]：(1)间隙度量可以表征两个线性系统之间的距离，即差异度，对稳态与非稳态系统均适用。(2)间隙度量的值介于0到1之间，越接近0表明两个系统的动态特性越相似，反之则差异越显著。(3)若两个线性系统的间隙度量值小于某一阈值时，则至少存在一个控制器能够使两个系统同时稳定。

本文基于间隙度量对系统动态相似程度的刻画能力，对烧焦过程数据进行聚类以划分工况，进而确定LPV模型中典型工作点的位置和数量。

1.2.2　烧焦过程LPV模型　烧焦过程的COT模型可表示为：

$$\hat{y}(t)=\sum_{j=1}^{k}\alpha_j(w)\sum_{i=1}^{m}\hat{\boldsymbol{G}}_i^j(q)u_i(t),w=w_j \tag{12}$$

其中，w为调度变量，在烧焦过程中，选择实时可测且能够直观反映过程典型工况的变量COT作为调度变量。w_j和k分别为依据间隙度量理论确定的典型温度点和子模型的的数量，$\alpha_j(w)$为第j个子模型的权重。$\hat{y}(t)$为线性模型在工作点$w=w_j$处的输出，即被控变量COT。u_i代表烧焦过程的四个操纵变量，即烧焦空气流量、稀释蒸汽流量、降温蒸汽流量和燃料气流量。$\hat{\boldsymbol{G}}_i^j(q)$为第$j$个子模型的传递函数，表达式为：

$$\hat{\boldsymbol{G}}_i^j(q)=\frac{\boldsymbol{B}_i^j(q^{-1})}{\boldsymbol{A}_i^j(q^{-1})}=\frac{b_1^{ij}q^{-1}+\cdots+b_{n_b}^{ij}q^{-n_b}}{1+a_1^{ij}q^{-1}+\cdots+a_{n_a}^{ij}q^{-n_a}} \tag{13}$$

其中，q为离散时间系统的移位算子，$b_{n_b}^{ij}$和$a_{n_a}^{ij}$分别为分子多项式和分母多项式的系数，n_a和n_b为模型阶数。

采用递推最小二乘(Recursive Least Squares, RLS)算法对局部线性模型的参数进行辨识[4]，在第j个工作点处，待辨识的局部模型参数为：

$$\hat{\theta}_j^i=\left[a_1^{ij}\cdots a_{n_a}^{ij}\quad b_1^{ij}\cdots b_{n_b}^{ij}\right]^T_{(n_a+n_b)\times 1} \tag{14}$$

通过对局部模型进行平滑插值可以构建完整的全局模型，常用的插值方式包括线性插值、递推贝叶斯概率插值以及三次样条插值等。本文选取线性插值方式对局部模型进行加权，具体形式如下：

$$\alpha_1(w)=\begin{cases}1 & w<w_1\\ \dfrac{w_2-w}{w_2-w_1} & w_1\leqslant w\leqslant w_2\\ 0 & w>w_2\end{cases},j=1$$

$$\alpha_j(w)=\begin{cases}0 & w<w_{j-1}\\ \dfrac{w-w_{j-1}}{w_j-w_{j-1}} & w_{j-1}\leqslant w\leqslant w_j\\ \dfrac{w_{j+1}-w}{w_{j+1}-w_j} & w_j<w\leqslant w_{j+1}\\ 0 & w>w_{j+1}\end{cases},j=2,\ldots,k-1 \tag{15}$$

$$\alpha_k(w)=\begin{cases}0 & w<w_{k-1}\\ \dfrac{w-w_{k-1}}{w_k-w_{k-1}} & w_{k-1}\leqslant w\leqslant w_k\\ 1 & w>w_k\end{cases},j=k$$

满足，$\sum_{j=1}^{k}\alpha_j(w)=1$且$0\leqslant\alpha_j(w)\leqslant 1$，$\forall w\in\left[w_{lo},w_{hi}\right]$。其中，$w_{lo}$和$w_{hi}$为调度变量的下限和上限，有$w_{lo}\leqslant w_1<\cdots<w_k\leqslant w_{hi}$。

烧焦过程LPV模型的离散状态空间可控标准型描述如下：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{x}(k+1)&=\mathbf{A}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{B}(w)\boldsymbol{u}(k)\\ \boldsymbol{y}(k)&=\mathbf{C}\boldsymbol{x}(k)+\mathbf{D}\boldsymbol{u}(k)\end{aligned} \tag{16}$$

其中，$\boldsymbol{x}(k)$代表k时刻系统的状态向量，$\boldsymbol{u}(k)$代表系统的控制输入向量即烧焦空气流量、稀释蒸汽流量、降温蒸汽流量和燃料气流量，$\boldsymbol{y}(k)$代表系统的输出向量。$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{C}$为待辨识的适当维数的常数矩阵，$\boldsymbol{B}(w)$为待辨识的与调度变量相关的适当维数的常数矩阵，$\boldsymbol{D}$为零矩阵，具体为如下形式：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{A}&=\begin{bmatrix}\boldsymbol{A}_1^1 & & \\ & \ddots & \\ & & \boldsymbol{A}_m^k\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{A}_i^j&=\begin{bmatrix}0 & 1 & \cdots & 0\\ 0 & 0 & \ddots & 0\\ 0 & 0 & \cdots & 1\\ -a_{n_a}^{ij} & -a_{n_a-1}^{ij} & \cdots & -a_1^{ij}\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{B}&=\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}_1^1(w) & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots\\ 0 & \cdots & \boldsymbol{B}_m^k(w)\end{bmatrix},\boldsymbol{B}_i^j=\begin{bmatrix}\alpha_j(w)b_1^{ij}\\ \vdots\\ \alpha_j(w)b_{n_b}^{ij}\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{C}&=\left[\boldsymbol{C}_1^1\quad\cdots\quad\boldsymbol{C}_m^j\right],\boldsymbol{C}_i^j=\left[0\quad\cdots\quad 1\right]_{1\times n_a}\end{aligned} \tag{17}$$

其中，m为系统输入的个数，k为工作点数量。由烧焦过程LPV模型的形式及参数定义可知，其状态更新为显式形式，输出方程不依赖调度变量，因此不存在代数环问题[35]。

2 基于事件触发的烧焦过程COT轨迹优化

烧焦过程通常由内操人员依据操作规程采用顺控逻辑手动引导工况过渡。然而，此类操作方式会造成内操人员劳动负荷高，且依据操作规程设计的初始顺控表往往在线实施困难，烧焦时间过长，能耗高[4]。基于离线优化得到的操作轨迹尽管在给定工艺条件下性能更优，却因缺乏临场感知能力，对工况变化的适应性仍然有限。为此，本文引入事件触发机制，研究了一个以全过程跟踪偏差最小为目标函数的COT轨迹优化问题。该方法在异常工况发生后，启动有限时域滚动优化，基于当前COT测量值与过程鲁棒模型，采用最小-最大(min-max)优化框架在线性矩阵不等式(Linear Matrix Inequality, LMI)约束下求解局部最优轨迹，实时修改顺控表，及时修正操作轨迹。烧焦过程轨迹优化原理如图4所示。

为了应对结焦特性波动等因素带来的不确定性，并提高系统的鲁棒性，考虑如下形式的烧焦过程离散动态方程：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{x}(k+1)&=\mathbf{A}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{E}\boldsymbol{\delta x}(k)+\boldsymbol{B}(w)\boldsymbol{u}(k)\\ \boldsymbol{y}(k)&=\mathbf{C}\boldsymbol{x}(k)+\mathbf{D}\boldsymbol{u}(k)\end{aligned} \tag{18}$$

其中，$\boldsymbol{E}\boldsymbol{\delta x}(k)$反映了由建模误差或参数变化所引起的不确定性，$\boldsymbol{E}$是一个具有已知值的矩阵值函数，而$\boldsymbol{\delta x}(k)$是一个具有不确定性的向量值函数，满足$\left\|\boldsymbol{\delta x}(k)\right\|\leqslant\bar{\boldsymbol{v}}(k)$。$\bar{\boldsymbol{v}}(k)$为已知的标量值函数，界定了$\boldsymbol{\delta x}(k)$的边界。

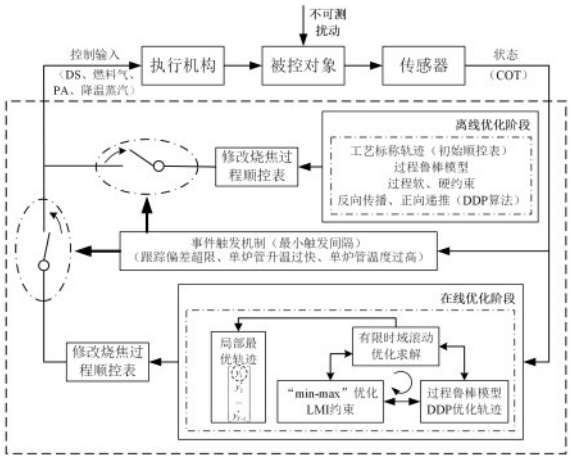


图4　基于事件触发的轨迹优化原理图

Fig.4　Schematic diagram of event-triggered trajectory optimization

2.1　离线烧焦轨迹优化

进行离线烧焦轨迹优化时，为最小化过程跟踪偏差，使优化后的COT轨迹尽可能贴近给定工艺情况，二次性能指标中系统状态与参考轨迹之间的偏差、部分调优变量与参考轨迹之间的偏差以及调优变量的变化量均被分别考虑：

$$J_1 = \sum_{k=0}^{N-1}(\ ) + /\!/\ \boldsymbol{x}_N - \boldsymbol{x}_{N_r}\ /\!/\ ^2_{\boldsymbol{Q}_{fk}} \tag{19}$$

其中，N为优化时域长度，$\boldsymbol{x}_k \in \boldsymbol{R}^n$为系统在$k$时刻的状态向量(COT)，$\boldsymbol{u}_k \in \boldsymbol{R}^m$为系统在$k$时刻的调优输入，即烧焦空气流量、稀释蒸汽流量、降温蒸汽流量和燃料气流量，$\Delta\boldsymbol{u}_k$为系统在k时刻的调优输入变化量，$\boldsymbol{x}_{r_k}$,$\boldsymbol{u}_{r_k}$为基于烧焦操作规程得到的参考值。$\boldsymbol{x}_N$为终端状态，即烧焦结束时刻的COT。$\boldsymbol{Q}_{1k}$,$\boldsymbol{Q}_{fk}$,$\boldsymbol{R}_{1k}$,$\boldsymbol{R}_{2k}$为正定对称的权重矩阵。

考虑生产成本及设备运行限制，结合系统状态方程(18)，离线阶段优化问题Op1描述如下：

$$\text{Op1:}\begin{cases}\min\limits_{U}\max\limits_{V} & J_1\\ & \boldsymbol{x}(k+1) = \mathbf{A}\boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{B}(w)\boldsymbol{u}(k) + \mathbf{E}\boldsymbol{v}(k)\\ s.t. & x_{\min} \leqslant \boldsymbol{x} \leqslant x_{\max}\\ & u_{\min} \leqslant \boldsymbol{u} \leqslant u_{\max}\\ & \Delta u_{\min} \leqslant \Delta\boldsymbol{u} \leqslant \Delta u_{\max}\end{cases} \tag{20}$$

其中，$x_{\min}$$x_{\max}$、$u_{\min}$$u_{\max}$及$\Delta u_{\min}$$\Delta u_{\max}$分别代表状态向量、调优输入及其变化量的下上下限约束。

采用DDP算法求解上述优化问题时，通过反向递推和正向求解过程，可以获得一组最优调优变量序列$\boldsymbol{U}^* = [\boldsymbol{u}_0{}^*,...,\boldsymbol{u}_{N-1}{}^*]$。若将其直接应用于受扰系统(18)，由于装置老化、环境动态扰动等不可测因素，可能导致实际COT输出与预测输出之间产生跟踪偏差。此外，受结焦程度、炉管分布等因素影响，烧焦过程中易出现单炉管升温过快或温度超限的危险工况。为此，设计了包含以下三种异常工况的事件触发机制，在事件触发后，获取系统最新状态，进入在线优化阶段重新求解轨迹，直至下一次事件触发。

1)异常工况a：跟踪偏差超限。设定跟踪偏差阈值，即设定值与被控对象的测量值之差为5℃。

2)异常工况b：单炉管温度变化速率超限。设定单炉管温度变化速率阈值为1.5℃/min。

3)异常工况c：生产安全条件。为防止单炉管过热损坏，设定单炉管温度安全阈值为880℃。

上述阈值均为默认触发阈值，主要基于多次历史数据分析，并结合操作规程和操作经验确定，适用于大多数烧焦过程。考虑到烧焦过程存在原料类型变化、结焦程度差异、装置老化等不确定因素，已在烧焦参数设置DCS画面中将上述三个阈值均设计为可实时修改参数。若烧焦过程中操作人员认为默认阈值不合适，可直接点击相应参数进行修改，并经过二次确认后将其更新为新的触发阈值。

为避免因事件频繁触发而反复进行轨迹优化，引入事件触发最小间隔$\tau_{\min} > 0$，要求触发时刻序列满足[36]，

$$t_{m+1} - t_m > \tau_{\min} \tag{21}$$

其中，t_m为第m次事件触发的时刻，t_{m+1}为下一次触发的时刻。结合工业控制习惯与优化目标，将最小触发间隔预设为3min。仅当满足式(21)时，系统才会重新实施轨迹优化，从而保证在有限时间内事件触发次数有限。

2.2　在线烧焦轨迹优化

上述任一异常工况触发后，为快速调整操作轨迹以保证COT的平稳性和过程安全，目标函数中不再优化调优输入与参考轨迹之间的偏差，并取消对调优增量的幅值约束，待系统状态恢复正常后约束集也恢复正常。定义状态跟踪偏差$\boldsymbol{e}_k = \boldsymbol{x}_{k+i|k} - \boldsymbol{x}_{r_{k+i}}$，在线阶段优化问题Op2描述如下：

$$\text{Op2:}\begin{cases}\min\limits_{U}\max\limits_{V} & J_2\\ & J_2 = \sum\limits_{k=0}^{N} /\!/\ \boldsymbol{e}_{k+i|k}\ /\!/\ ^2_{\boldsymbol{Q}_i} + \sum\limits_{k=0}^{N-1} /\!/\ \boldsymbol{u}_{k+i}\ /\!/\ ^2_{\boldsymbol{R}_i}\\ s.t. & \boldsymbol{x}(k+1) = \mathbf{A}\boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{B}(w)\boldsymbol{u}(k) + \mathbf{E}\boldsymbol{v}(k)\\ & x_{\min} \leqslant \boldsymbol{x}_{k+i|k} \leqslant x_{\max}, i = 0,...,N-1\\ & u_{\min} \leqslant \boldsymbol{u}_{k+i|k} \leqslant u_{\max}, i = 0,...,N\end{cases} \tag{22}$$

其中，$\boldsymbol{Q}$,$\boldsymbol{R}$为正定对称的权重矩阵。

对于此类极小-极大优化问题，虽然在有限时域内是凸的，但在计算上并不容易处理[37]。因此可

以先导出鲁棒性能目标的上界用于处理优化问题(22),然后采用一个恒定的状态反馈控制律 $\boldsymbol{u}_k = \boldsymbol{K}\boldsymbol{e}_k + \boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r$ 来最小化这个上界。其中 $\boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r$ 是与参考状态有关的前馈增益项。

上界的推导 定义一个如下形式的Lyapunov二次函数 $\boldsymbol{V}(x) = \boldsymbol{e}^T\mathbf{P}\boldsymbol{e}$,其中 $\boldsymbol{P}$ 为正定对称矩阵。在采样时刻 k,假设对于所有满足式(18)的 $\boldsymbol{x}_{k+i|k}, \boldsymbol{u}_{k+i|k}, i \geqslant 0$,$\boldsymbol{V}$ 均满足如下不等式:

$$\boldsymbol{V}(\boldsymbol{x}_{k+i+1|k}) - \boldsymbol{V}(\boldsymbol{x}_{k+i|k}) \leqslant -\left(\left\|\boldsymbol{x}_{k+i|k} - \boldsymbol{x}_{r_{k+i|k}}\right\|_{\boldsymbol{Q}_k}^2 + \left\|\boldsymbol{u}_{k+i|k}\right\|_{\boldsymbol{R}_k}^2\right) \tag{23}$$

将式(23)从 $i=0$ 到 $i=N$ 相加,得到:

$$\max_{\boldsymbol{V}} J_2 \leqslant \boldsymbol{V}(\boldsymbol{x}_{k|k}) \tag{24}$$

这给出了鲁棒性能目标的上限。因此,在线阶段轨迹优化的目标被重新定义为在每个采样时刻 k 处采用一个恒定的状态反馈控制律来最小化上界 $\boldsymbol{V}(\boldsymbol{x}_{k|k})$。根据滚动时域规划的原理,在每一采样时刻只实施最优控制序列的首项,并在下一采样时刻获取最新状态后,重新进行优化求解。下面的定理给出了满足式(23)的适当矩阵 $\boldsymbol{P}>0$ 和相应的状态反馈矩阵的存在条件。

定理1 设 $\boldsymbol{e}(k) = \boldsymbol{e}(k|k)$ 是不确定系统(18)在采样时刻 k 时的状态跟踪偏差,对系统状态和控制输入有如(22)所示的上下限约束。定义标量 $\boldsymbol{\gamma}>0$ 为上界,则使采样时刻 k 的鲁棒性能目标函数的上界 $\boldsymbol{V}(\boldsymbol{x}_{k|k})$ 最小的状态反馈控制律 $\boldsymbol{u}_k = \boldsymbol{K}\boldsymbol{e}_k + \boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r$ 可以通过求解以下线性目标最小化问题获得:

$$\min_{\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{W},\boldsymbol{Y},\boldsymbol{C}_x,\boldsymbol{C}_u} \boldsymbol{\gamma} \tag{25}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \boldsymbol{e}^T \\ \boldsymbol{e} & \boldsymbol{W} \end{bmatrix} \geqslant 0 \tag{26}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * \\ \mathbf{A}\mathbf{W} + \boldsymbol{B}(\omega)\boldsymbol{Y} & \boldsymbol{d}_r + \mathbf{E}\mathbf{v} & \boldsymbol{W} & * & * \\ \boldsymbol{Q}^{1/2}\boldsymbol{W} & 0 & 0 & \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{I} & * \\ \boldsymbol{R}^{1/2}\boldsymbol{Y} & \boldsymbol{R}^{1/2}\boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r & 0 & 0 & \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{I} \end{bmatrix} \geqslant 0 \tag{27}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & \boldsymbol{W}\boldsymbol{C}_x^T \\ \boldsymbol{C}_x\boldsymbol{W} & \boldsymbol{x}_{\max}^2 \end{bmatrix} \geqslant 0 \tag{28}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & -\boldsymbol{W}\boldsymbol{C}_x^T \\ -\boldsymbol{C}_x\boldsymbol{W} & \boldsymbol{x}_{\min}^2 \end{bmatrix} \geqslant 0 \tag{29}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & \boldsymbol{W}\boldsymbol{C}_u^T \\ \boldsymbol{C}_u\boldsymbol{W} & (\boldsymbol{u}_{\max} - \boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r)^2 \end{bmatrix} \geqslant 0 \tag{30}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & -\boldsymbol{W}\boldsymbol{C}_u^T \\ -\boldsymbol{C}_u\boldsymbol{W} & (\boldsymbol{u}_{\min} - \boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r)^2 \end{bmatrix} \geqslant 0 \tag{31}$$

其中:$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{P}^{-1}$,$\boldsymbol{Y} = \mathbf{K}\mathbf{W}$,$\boldsymbol{C}_x = [0 \quad 1]$,$\boldsymbol{C}_u = [\boldsymbol{K} \quad 0]$,$*$ 为省略的转置块对称表示。

证明:根据跟踪偏差的定义以及系统模型(18),可知对于跟踪偏差有:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{e}_{k+i+1|k} &= \boldsymbol{x}_{k+i+1|k} - \boldsymbol{x}_{r_{k+i+1|k}} \\ &= \boldsymbol{A}\boldsymbol{e}_{k+i|k} + \boldsymbol{B}(\omega)\boldsymbol{u}_{k+i|k} + \underbrace{\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_{r_{k+i|k}} - \boldsymbol{x}_{r_{k+i+1|k}}}_{\boldsymbol{d}_{k+i|k}} + \boldsymbol{E}\boldsymbol{v}_{k+i|k} \\ &= \underbrace{(\boldsymbol{A} + \boldsymbol{B}(\omega)\boldsymbol{K})}_{\boldsymbol{A}_K}\boldsymbol{e}_{k+i|k} + \underbrace{\boldsymbol{B}(\omega)\boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_{r_{k+i|k}} + \boldsymbol{d}_{k+i|k}}_{\boldsymbol{d}_r} + \boldsymbol{E}\boldsymbol{v}_{k+i|k} \end{aligned} \tag{32}$$

定义扩展状态变量 $\tilde{\boldsymbol{x}}_{k+i|k} = \left[\boldsymbol{e}_{k+i|k} \quad \boldsymbol{x}_{k+i|k}\right]^T$,则目标函数和Lyapunov函数可以进一步写为:

$$\begin{aligned} J_2 &= \sum_{k=0}^{N} /\!/ \tilde{\boldsymbol{x}}_{k+i|k} /\!/ {}_{\tilde{\boldsymbol{Q}}}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} /\!/ \boldsymbol{u}_{k+i|k} /\!/ {}_{\boldsymbol{R}}^2, \tilde{\boldsymbol{Q}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Q} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{V}(\tilde{x}) &= \tilde{x}^T\tilde{\boldsymbol{P}}\tilde{x}, \tilde{\boldsymbol{P}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{33}$$

从而式(23)转化为:

$$\boldsymbol{e}_{k+i+1|k}^T\boldsymbol{P}\boldsymbol{e}_{k+i+1|k} - \boldsymbol{e}_{k+i|k}^T\boldsymbol{P}\boldsymbol{e}_{k+i|k} \leqslant -\boldsymbol{e}_{k+i|k}^T\boldsymbol{Q}\boldsymbol{e}_{k+i|k} - \boldsymbol{u}_{k+i|k}^T\boldsymbol{Q}\boldsymbol{u}_{k+i|k} \tag{34}$$

将式(32)代入(34),并移项整理可得:

$$\begin{aligned} &(\boldsymbol{e}^T(\boldsymbol{A}_K^T\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}_K - \boldsymbol{P} + \boldsymbol{Q} + \boldsymbol{K}^T\mathbf{R}\mathbf{K})\boldsymbol{e} + \\ &\boldsymbol{e}^T(\boldsymbol{A}_K^T\boldsymbol{P}(\boldsymbol{d}_r + \mathbf{E}\mathbf{v}) + \boldsymbol{K}^T\boldsymbol{R}\boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r) + \\ &(\boldsymbol{A}_K^T\boldsymbol{P}(\boldsymbol{d}_r + \mathbf{E}\mathbf{v}) + \boldsymbol{K}^T\boldsymbol{R}\boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r)^T\boldsymbol{e} + \\ &(\boldsymbol{d}_r + \mathbf{E}\mathbf{v})^T\boldsymbol{P}(\boldsymbol{d}_r + \mathbf{E}\mathbf{v}) + \boldsymbol{x}_r{}^T\boldsymbol{K}_r{}^T\boldsymbol{R}\boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r) \leqslant 0 \end{aligned} \tag{35}$$

令 $\boldsymbol{W} = \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{P}^{-1}$ 并引入 $\boldsymbol{Y} = \mathbf{K}\mathbf{W}$,根据Schur补定理[38]可以将式(34)和(35)转换为线性矩阵不等式(26)和(27)。

对于如式(22)给出的箱式约束,根据扩展状态变量定义及状态反馈控制律形式,有:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{x} &= \boldsymbol{C}_x\tilde{\boldsymbol{x}}, \boldsymbol{C}_x = [0 \quad 1] \\ \boldsymbol{u} &= \boldsymbol{C}_u\tilde{\boldsymbol{x}} + \boldsymbol{k}_r\boldsymbol{x}_r, \boldsymbol{C}_u = [\boldsymbol{K} \quad 0] \end{aligned} \tag{36}$$

以状态变量的上界 $\boldsymbol{x} \leqslant x_{\max}$ 为例,结合式(36)和 $\boldsymbol{W} = \boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{P}^{-1}$,有:

$$\max_{\tilde{\boldsymbol{x}}^T\boldsymbol{W}^{-1}\tilde{\boldsymbol{x}} \leqslant 1} \boldsymbol{C}_x\tilde{\boldsymbol{x}} \leqslant x_{\max} \tag{37}$$

应用椭球包含条件,左边最大值为 $\sqrt{\boldsymbol{C}_x\boldsymbol{W}\boldsymbol{C}_x{}^T}$,代入式(36),两边同时平方后整理为LMI形式,可以得到关于状态变量上界的约束条件(28),同理,对状态变量下界和控制输入上下界约束做类似处理,可得式(29),(30)和(31)。

定理2 考虑式(18)描述的烧焦过程不确定系统,参考轨迹通过求解离线优化问题Op1得到且满足过程约束。在每一事件触发时刻 t_m,系统采集当前状态 $\boldsymbol{x}(t_m)$,求解LMI优化问题(25)得到当前区间内的可行状态反馈控制律 $\boldsymbol{u}_k = \boldsymbol{K}\boldsymbol{e}_k + \boldsymbol{K}_r\boldsymbol{x}_r$。若外部扰动 ( )有界,即存在常数 $\bar{\boldsymbol{v}} \geqslant 0$ 使得 $\|\boldsymbol{v}(k)\| \leqslant \bar{\boldsymbol{v}}$ 对所有 $t \geqslant 0$ 成立,则闭环系统的跟踪误差 $\boldsymbol{e}(k)$ 是一致有界的。

证明:将整个烧焦过程[0,T]划分为若干个半开优化区间,即初始时刻到第一次事件触发的[0,t_m)

区间以及任意两次相邻事件之间的$[t_m,t_{m+1})$区间。由于烧焦总时长T有限，且最小触发间隔$\tau_{\min}>0$，则事件触发总次数M满足$M\leqslant[T/\tau_{\min}]+1$，因此整个烧焦过程中事件触发次数有限。

在每个优化区间内控制增益恒定，由定理1的推导可知，LMI约束(26)和(27)保证了在该区间内，对任意满足有界条件的扰动　(　)，闭环系统的Lyapunov函数$\boldsymbol{V}(\boldsymbol{e}(k))$满足单调递减不等式(34)，表明系统具有输入-状态稳定性(ISS)性质。因此在有界初始跟踪误差下，系统在后续优化过程中的跟踪误差也是有界的。

事件触发的阈值条件是依据工艺安全设置的，保证了在异常工况发生时，系统快速地进入在线优化阶段，将当前状态作为新优化区间的初始状态，并通过求解LMI问题(25)获取新的控制增益。LMI约束(28)至(31)保证了调优输入和系统状态的有界性，因此在满足输入输出约束的条件下，任一事件触发时刻，在非零调优输入的情况下，新的控制律仍将驱使系统状态接近参考轨迹，保证系统跟踪误差被限制在工艺安全边界定义的紧集Θ内，即存在常数$\zeta>0$，使得：

$$\left\|\boldsymbol{e}(t_{m+1})\right\|\leqslant\zeta \tag{38}$$

由于事件触发总次数有限，且每个优化区间内系统状态及调优输入均有界，因此在整个烧焦区间内闭环系统跟踪误差总是有界的。

3　工业数据仿真及应用测试

3.1　LPV模型辨识

通过现场集散控制系统(Distributed Control System, DCS)采集模型辨识所需要的数据，包括COT、烧焦空气流量、稀释蒸汽流量、降温蒸汽流量和燃料气流量。根据工艺操作规程，温度较低时燃料气回路及烧焦空气回路均采用手动模式，通过修改阀位值调整相应变量流量，随着温度上升至780℃左右，COT-燃料气回路投串级且烧焦空气回路投用自动模式，此时所设计的轨迹优化方法能够将计算得到的最优调优变量流量值下发给相关回路。因此，从快速升温阶段开始，在780℃~840℃范围内对烧焦过程建立LPV模型，首先按等温度间隔均匀划分出13个子区域，在每个子区域内选取一个典型工作点w，并在该点处对系统进行线性化，从而构建一个包含13个线性子模型的模型集。基于1.2.1节的间隙度量理论，计算各子模型之间的间隙度量值$\delta\left(\boldsymbol{P}_i,\boldsymbol{P}_j\right),\left(i,j\leqslant 13\right)$得到间隙度量矩阵，间隙度量值的分布如图5所示。

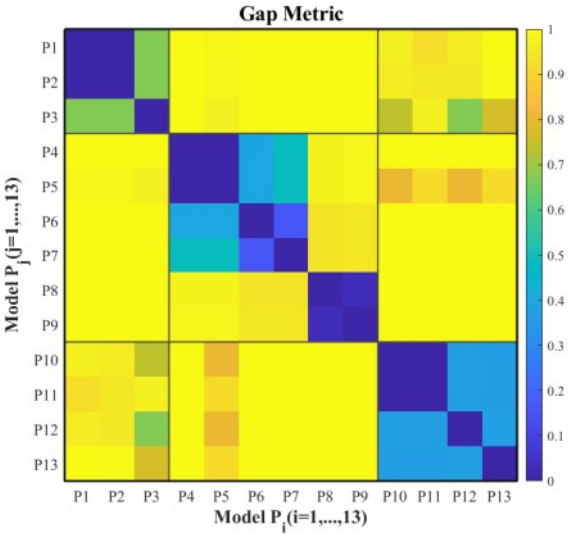


图5　13个线性子模型之间的间隙度量值分布

Fig.5　Distribution of gap metrics among 13 linear sub-models

结合先验知识与控制目标，选定间隙度量阈值ε为0.4，从初始温度780℃开始，沿COT轨迹依次比较各间隙度量值与阈值的大小，若$\delta\left(\boldsymbol{P}_i,\boldsymbol{P}_j\right)\leqslant\varepsilon$，则说明两个线性子模型动态特性相似，可以使用同一模型表征。将间隙度量矩阵中的每个元素比较完成后，得出需要5个典型工作点来覆盖整个烧焦工况，即要建立5个局部线性模型。表1给出了烧焦过程各工作点的具体取值结果。

表1　烧焦过程工作点变量值

Table 1　Operating point variable values in the decoking process

序号	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5
变量值	800℃	810℃	820℃	830℃	840℃

采用递推最小二乘算法分别对5个局部线性模型的参数进行辨识，并采用线性插值的方式对各个局部模型进行平滑插值，构建出完整的全局LPV模型。为保证模型的准确性与简洁性，确定最终阶次为一阶即$n^1=1,n^2=1,n^3=1,n^4=1$。LPV模型的参数辨识结果为θ=[-1.6322e0;6.3305e-1;-1.4035e-6;1.0273e-5;3.2956e-5;2.2757e-4]。线性模型的参数辨识结果为θ=[-1.4111e0;4.1247e-1;-6.4904e-6;9.9355e-7;4.6378e-5;3.9615e-4]。图6展示了LPV模型输出与实际系统输出以及线性模型输出的对比结果。

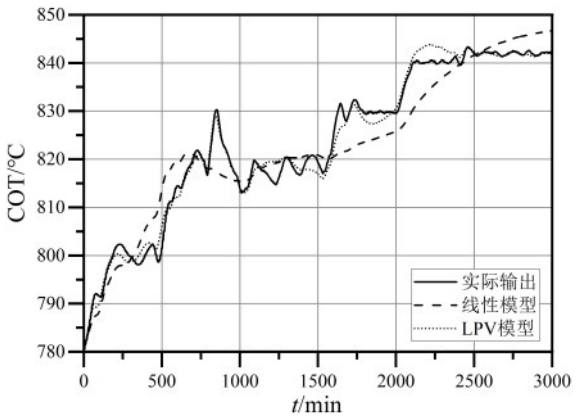


图6 烧焦过程模型输出对比

Fig.6 Comparison of decoking process model outputs

为了客观地比较数据，引入标准方差(Variance Accounted For, VAF)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)来验证模型的精度。VAF通过比较模型输出与系统输出来获取[39]。

$$VAF = \max\{1 - \frac{\mathrm{var}(\boldsymbol{y}_i - \hat{\boldsymbol{y}}_i)}{\mathrm{var}(\boldsymbol{y}_i)}, 0\} \times 100$$
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L}(\hat{\boldsymbol{y}}_i - \boldsymbol{y}_i)^2} \tag{39}$$

其中，$\boldsymbol{y}_i$和$\hat{\boldsymbol{y}}_i$分别为实际测量输出和模型预测输出，L为样本大小。表2给出了线性模型和LPV模型的准确度对比结果。

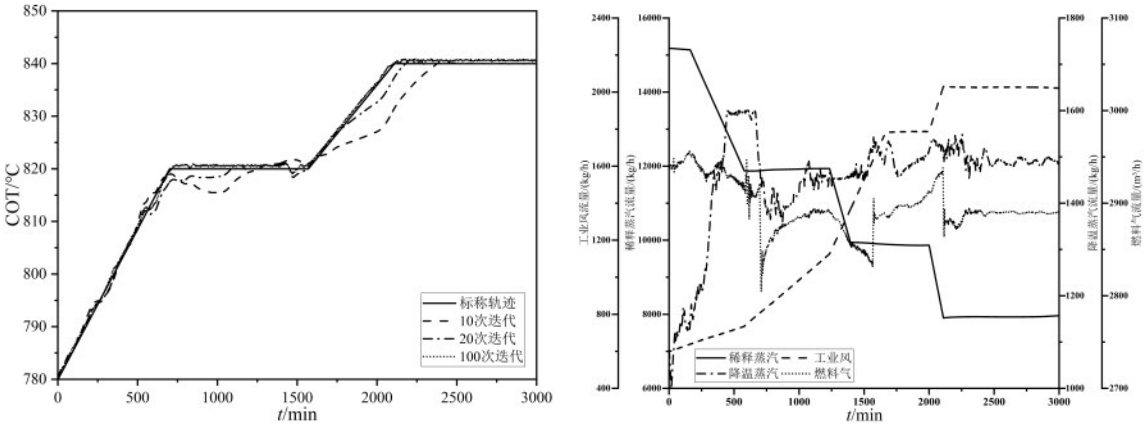
表2 烧焦过程模型准确度对比

Table 2 Comparison of model accuracy in the decoking process

模型类型	VAF(%)	RMSE(℃)
线性模型	90.8194	4.8172
LPV模型	98.8027	1.7267

3.2 轨迹优化仿真

所建立的烧焦过程COT模型可用于基于模型的轨迹优化过程。在第一阶段如式(20)描述的离线规划问题Op1中，COT的参考轨迹来自于烧焦操作规程，优化目标是在跟踪该轨迹的同时，将调优变量控制在最小值，从而减少对稀释蒸汽、燃料气等原料的消耗，提升经济效益。离线阶段的仿真结果如图7所示。



(a) 离线优化被控变量调整曲线 (b) 离线优化操纵变量调整曲线

图7 离线阶段轨迹优化结果

Fig.7 Offline stage trajectory optimization results

如图7所示，在离线阶段，经过一定次数的迭代后，COT、稀释蒸汽及工业风的调整值均趋近于工艺标称轨迹，表明离线阶段基本实现了优化目标。然而，实际生产中不可避免地会出现异常工况，因此根据2.1节设计的事件触发机制，在事件触发后，系统将进入如式(22)描述的在线规划阶段。

为更系统地评估事件触发阈值对优化效果的影响，参考Wu等[40-42]提出的事件触发阈值敏感性分析方法，分别对跟踪偏差阈值和单炉管升温速率阈值在默认阈值±20%范围内进行敏感性分析，结果如表3所示。

结果表明，更严格的阈值虽能小幅提升跟踪精度，但事件触发频率显著增加；较宽松的阈值减少了计算负担但会导致偏差累积增大，优化效果下降。因此，默认阈值的设定在优化效果与触发频率之间取得了较好平衡。

在线优化阶段，COT的参考轨迹采用第一阶段的优化轨迹，优化的目标是通过快速调整操纵变

表3 事件触发阈值敏感性分析

Table 3 Sensitivity analysis of Event-Triggered threshold

	跟踪偏差阈值			单炉管升温速率阈值		
	4℃	5℃	6℃	1.0℃/min	1.5℃/min	2.0℃/min
累计跟踪偏差(绝对值)	1198.6	1274.3	1392.5	1056.3	1149.0	1298.7
触发次数	115	87	62	38	25	16
平均触发间隔	26.09	34.48	48.39	78.95	120.00	187.50

量,以减小COT的大幅波动,并避免单炉管超温等危险工况。为此分别设计了以下实验:在快速升温阶段模拟异常工况a(COT实际测量值与设定值偏差>5℃),仿真结果如图8(a)和8(b)所示;在较快升温阶段模拟异常工况b(单炉管升温速率达到3.0℃/min),仿真结果如图8(c)和8(d)所示;在温度平稳阶段模拟异常工况c(假设此时某一根炉管温度已达890℃),仿真结果如图8(e)和8(f)所示。为了进一步验证所提方法在异常事件发生时的鲁棒性,设计了与LPV-MPC方法的定量对比实验,结果如表4所示。

3. LPV-MPC采样周期为1min,每个采样周期求解一次。

如图8(a)和8(b)所示,COT的测量值(PV)与设定值(SP)偏差超过5℃后,系统检测到异常工况a触发,首先对稀释蒸汽流量进行小幅调整,随后增大降温蒸汽流量,同时减小燃料气流量,使COT的PV值逐渐跟踪上SP值。如图8(c)和8(d)所示,当单炉管升温过快时,COT也会有所波动,在检测到异常工况b触发后,系统同时增加了稀释蒸汽与降温蒸汽的流量,并减少了燃料气。在此过程中,系统虽然会连续检测到事件触发,但并未反复进行优化求解。如图8(e)和8(f)所示,单炉管超限对生产安全影响较大,因此系统迅速增大稀释蒸汽流量,促使单炉管温度较快恢复至安全范围。

仿真结果表明,所提出的轨迹优化方法能够以较少次的在线求解有效应对异常工况,并通过快速调整操纵变量抑制COT的大幅波动。这与工业实际操作习惯相符,验证了本研究所提方法的正确性和有效性。

3.3 工业应用测试

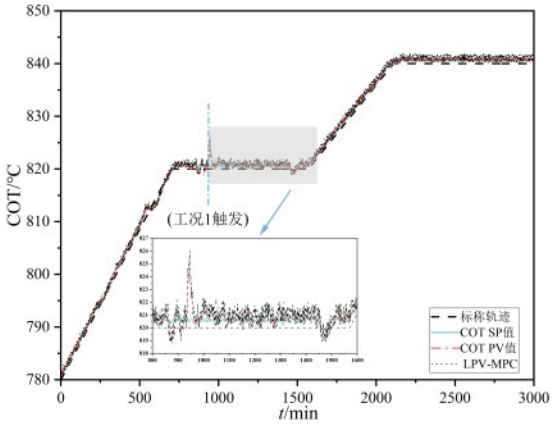
以某炼化厂10号乙烯裂解装置为应用对象,对烧焦过程进行测试。上位机依据实时数据和烧焦过程模型更新状态反馈控制律,并通过OPC服务器与DCS进行数据交互,系统硬件结构如图9所示。烧焦过程DCS操作画面如图10所示。现场投用图如图11所示。

采用本文所提方法实现了COT的自动控制,并与操作人员的手动控制效果进行了对比,对比结果如图12所示。表5给出了人工控制和自动控制模式下COT的波动对比结果。

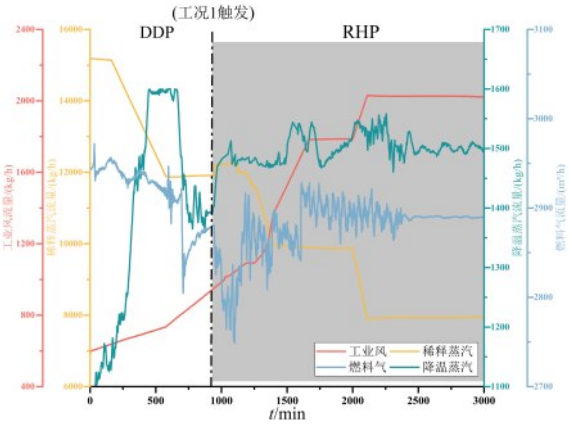
如图12(a)所示,在第75步升温过程中,第三组炉管中的一根炉管升温速率达到2.3℃/min;在第79步恒温过程中,第二组炉管中的一根炉管温度达到883℃。上述异常工况产生后,系统重新进行轨迹规划对稀释蒸汽、降温蒸汽、燃料气和工业风的流量进行调整,结果如图12(b)所示。从图12和表5的对比结果可以看出,该自动控制系统的效果明显优于人工控制。控制器投用后,COT的均方根误差较手动操作降低了75%以上,运行轨迹整体更贴近参考轨迹。在异常事件发生后,系统能及时调整操纵变量,有效抑制了COT大幅波动,从而保障了烧焦过程的安全,提升了烧焦效率。

4 结 论

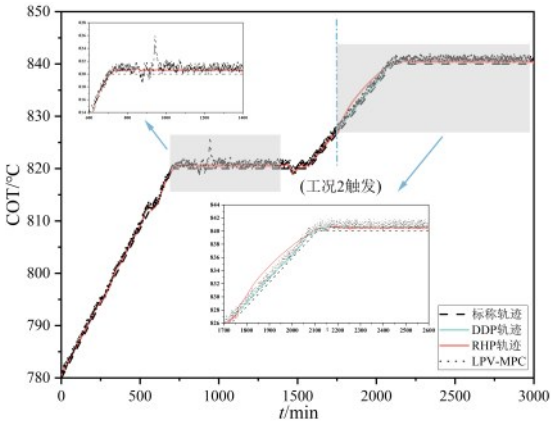
针对乙烯裂解炉烧焦过程异常工况频发,手动操作波动大的问题,同时考虑到该过程强非线性以及工况大幅变化的特点,本文基于间隙度量理论确定典型工作点的位置和数量,研究了烧焦过程的LPV模型建模方法,进而提出了一种基于事件触发机制的COT操作轨迹优化方法,通过在线优化阶段有效处理过程异常工况。仿真及实际工业应用表明,该方法能够在事件触发后及时调整操纵变量,有效应对COT飞温及跟踪偏差超限等难题,抑制了COT的大幅波动,提高了装置整体的安全性和经济效益,为解决乙烯裂解炉烧焦过程的轨迹优化提供了一条新的有效途径。



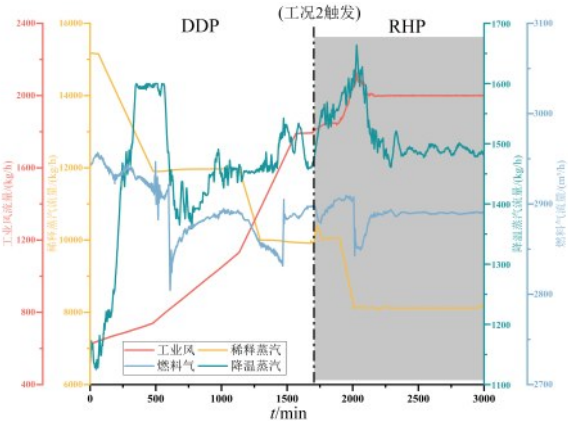
(a) 异常工况 a 发生后被控变量调整曲线



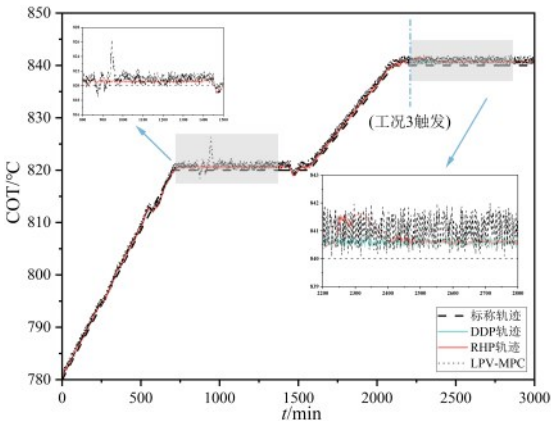
(b) 异常工况 a 发生后操纵变量调整曲线



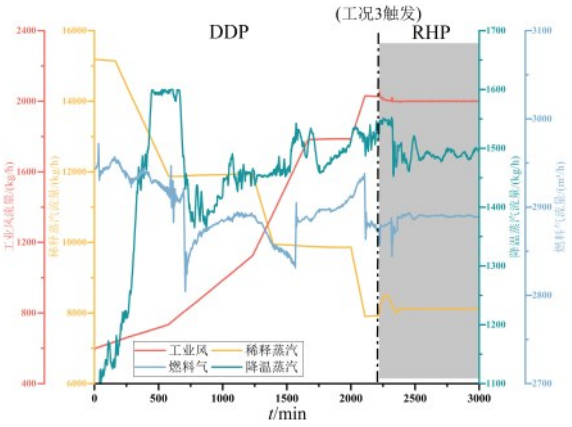
(c) 异常工况 b 发生后被控变量调整曲线



(d) 异常工况 b 发生后操纵变量调整曲线



(e) 异常工况 c 发生后被控变量调整曲线



(f) 异常工况 c 发生后操纵变量调整曲线

图 8　在线轨迹优化结果

Fig.8　Online stage trajectory optimization results

表4 本文方法与LPV-MPC方法定量对比结果

Table 4 Quantitative comparison between the proposed method and LPV-MPC

优化方法	RMSE(℃)	最大绝对偏差(℃)	在线求解次数(次)
本文方法	0.8779	2.7806	175
LPV-MPC	3.2043	4.6273	3000

注:1. 表中数据为三种异常事件的统计平均值。2. 本文方法最小事件触发间隔为3min。

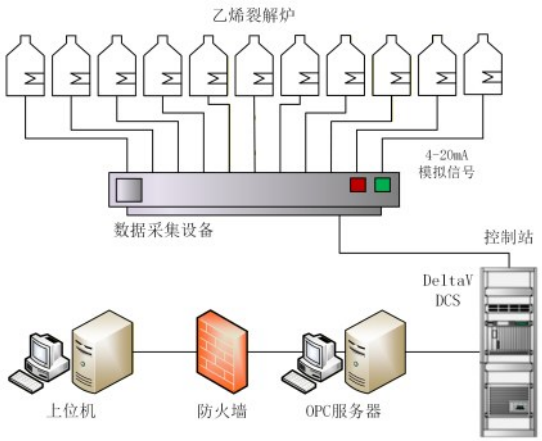


图9 烧焦过程先进控制系统硬件架构

Fig.9 Hardware architecture of the advanced control system in the decoking process

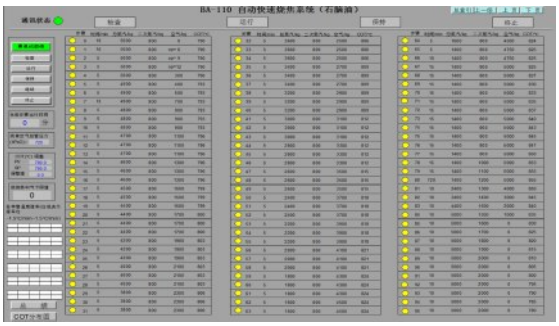


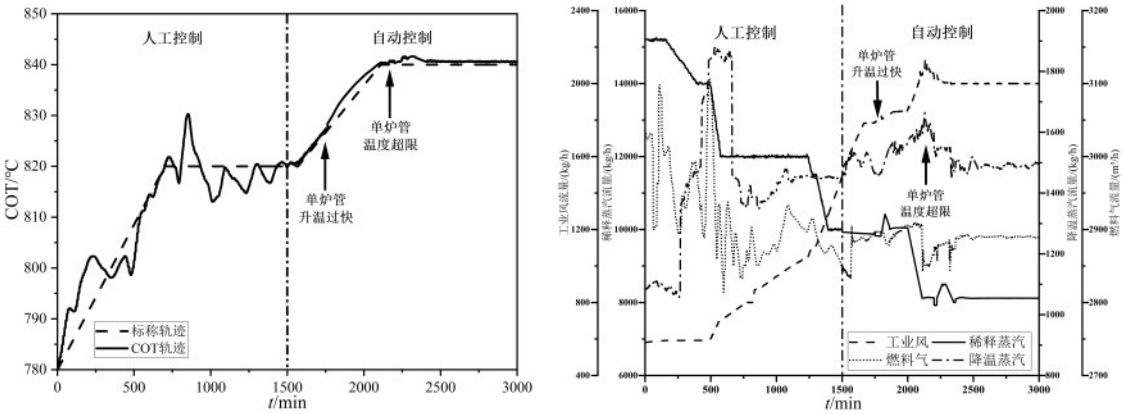
图10 烧焦过程DCS操作画面

Fig.10 Decoking process DCS operation screen



图11 现场投用图

Fig.11 Site commissioning map



(a) 被控变量调整曲线 (b) 操纵变量调整曲线

图12 自动控制与人工控制结果对比

Fig.12 Comparison of automatic and manual control results

表5 烧焦过程COT波动量对比

Table 5 Comparison of COT fluctuations in the decoking process

控制方案	RMSE(℃)	SD(℃)
人工控制	4.4416	10.9917
自动控制	1.0973	6.6096

参考文献

[1] 许江, 马艳捷, 程中克, 等. USC裂解炉出口温度、炉管构型对循环乙烷裂解性能的影响[J]. 现代化工, 2018, **38**(10): 209-212.
Xu J, Ma Y J, Cheng Z K, et al. Influences of outlet temperature and furnace tube configuration to circulating pyrolysis property of ethane in USC cracker[J]. Modern Chemical Industry, 2018, **38**(10): 209-212.

[2] 张晓洁. 蒸汽裂解分子尺度动力学模型及反应器模型的构建[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2021.
Zhang X J. Development of molecular-level kinetic model and reactor model for steam creaking[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2021.

[3] Lee J H, Kim K M, Kim S H, et al. Effect of steam on coking in the non-catalytic pyrolysis of naphtha components[J]. Korean Journal of Chemical Engineering, 2004, **21**(1): 252-256.

[4] 林嘉斌. 基于微分动态规划的大型裂解炉非平稳过程COT控制研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2025.
Lin J B. Research on cot control of large cracking furnace non-stationary process based on differential dynamic programming[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2025.

[5] Ricker N L, Lee J H. Nonlinear model predictive control of the Tennessee Eastman challenge process[J]. Computers & Chemical Engineering, 1995, **19**(9): 961-981.

[6] 孙建良. Hammerstein模型非线性系统辨识算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
Sun J L. Researches on the nonlinear system identification algorithms of Hammerstein model[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.

[7] Norquay S J, Palazoglu A, Romagnoli J. Model predictive control based on Wiener models[J]. Chemical Engineering Science, 1998, **53**(1): 75-84.

[8] 刘玉民, 张雨虹, 吕宏丽. Volterra模型辨识及其在蒸馏塔预测控制中的应用[J]. 微计算机信息, 2007, **23**(22): 60-61, 80.
Liu Y M, Zhang Y H, Lv H L. Identification of Volterra model and its application to predictive control of distillation column system [J]. Microcomputer Information, 2007, **23**(22): 60-61, 80.

[9] Chen S, Billings S A, Cowan C F N, et al. Practical identification of NARMAX models using radial basis functions[J]. International Journal of Control, 1990, **52**(6): 1327-1350.

[10] Faraggi D, Simon R. A neural network model for survival data[J]. Statistics in Medicine, 1995, **14**(1): 73-82.

[11] 桑宏强, 王航, 孙秀军, 等. 基于BP神经网络和非线性模型预测控制的无人机降落方法[J/OL]. 控制工程, 2025-04-29. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240991.
Sang H Q, Wang H, Sun X J, et al. A landing method combining BP neural network and NMPC for a UAV[J/OL]. Control Engineering of China, 2025-04-29. https://doi. org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240991.

[12] Shamma J S, Athans M. Analysis of gain scheduled control for nonlinear plants[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1990, **35**(8): 898-907.

[13] Rahme S, Abbas H S, Meskin N, et al. LPV model development and control of a solution copolymerization reactor[J]. Control Engineering Practice, 2016, **48**: 98-110.

[14] Yuan L K, Sun B C, Chu S L, et al. Attenuating excitation based informative data analysis and nonlinear industrial process modelling[C]//2024 43rd Chinese Control Conference (CCC). July 28-31, 2024, Kunming, China. IEEE, 2024: 1426-1431.

[15] Pipino H A, Adam E J. Adaptive model-based predictive control with changing operation points[J]. Computers & Chemical Engineering, 2025, **200**: 109188.

[16] You J, Yang Q M, Lu J G, et al. Identification of LPV models with non-uniformly spaced operating points by using asymmetric Gaussian weights[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2014, **22**(7):795 - 798.

[17] Hamad Q, Raafat S. Flatness-based model predictive constrained optimal control for chemical reactor[J]. Journal Européen des Systèmes Automatisés, 2024, **57**(6): 1583-1592.

[18] Wang Z, Zhang H H, Liu D H. Dynamic optimization for SP of control loops using adaptive APC techniques[J]. Journal of the 【 ◆ ◆ ◆ Taiwan ◆ ◆ ◆ 】 Institute of Chemical Engineers, 2025, **167**: 105858.

[19] Zhang E Z, Xu G L, Yi Y, et al. Decomposition-based interval multi-objective evolutionary algorithm for patrol robot path planning in chemical plants[J]. Scientific Reports, 2026, **16**: 19141.

[20] Akbari A, Rahemi F, Khosrowjerdi M J, et al. Roll and pitch estimation from IMU data using an LPV H ∞ filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, **72**: 9511110.

[21] 刘泽涛. 大型乙烯工业装置非平稳操作COT随机分布优化控制[D]. 北京: 北京化工大学, 2024.
Liu Z T. Optimal control of COT stochastic distribution for non-stationary operation of large ethylene industrial equipment[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2024.

[22] 熊善海. 管式乙烯裂解炉清焦的模拟与控制[D]. 北京: 北京化工大学, 2016.
Xiong S H. The simulation and control of decoking process of ethylene cracking furnace[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2016.

[23] 朱磊, 赵众. 基于工况识别的乙烯裂解炉清焦控制系统[J]. 化工自动化及仪表, 2019, **46**(7): 513-518.
Zhu L, Zhao Z. Decoking control system for ethylene cracking furnace based on operating region recognition[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2019, **46**(7): 513-518.

[24] 万鑫, 赵众. 大型乙烯工业裂解炉烧焦过程COT分布最小方差协方差约束控制[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2022, **49**(5): 91-100.
Wan X, Zhao Z. Minimum variance-covariance constrained control of the coil outlet temperature (COT) distribution in the decoking process of large-scale ethylene industrial cracking furnace[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 2022, **49**(5): 91-100.

[25] Lin J B, Zhao Z, Zhao J Y. COT trajectory optimization based on differential dynamic programming for ethylene decoking process [C]//2025 37th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). May 16-19, 2025, Xiamen, China. IEEE, 2025: 3547-3552.

[26] Zhu Y C, Xu Z H. A method of LPV model identification for control[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2008, **41**(2): 5018-5023.

[27] Huang J Y, Ji G L, Zhu Y C, et al. Some study on the identification of multi-model LPV models with two scheduling variables[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2012, **45**(16): 1269-1274.

[28] 游杰. 基于参数变化模型的非线性系统辨识及其预测控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
You J. Nonlinear system identification and model predictive control for parameter varying models[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.

[29] 陈卓. 锅炉汽包水位系统的LPV建模与预测控制研究[D]. 重庆: 重庆科技学院, 2023.
Chen Z. Research on LPV modeling and predictive control of boiler drum water level system[D]. Chongqing: Chongqing University of Science & Technology, 2023.

[30] Tan W, Marquez H J, Chen T W. Operating point selection in multimodel controller design[C]//Proceedings of the 2004 American Control Conference. June 30 - July 2, 2004, Boston, MA, USA. IEEE, 2004: 3652-3657.

[31] El-Sakkary A. The gap metric: Robustness of stabilization of feedback systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1985, **30**(3): 240-247.

[32] 郑翔宇. 基于间隙度量的切换系统加权多模型预测控制[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2023.
Zheng X Y. Gap metric based weighted multi-model predictive control for switched systems[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2023.

[33] Georgiou T T, Smith M C. Optimal robustness in the gap metric[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1990, **35**(6): 673-686.

[34] Du J J, Song C Y, Li P. Application of gap metric to model bank determination in multilinear model approach[J]. Journal of Process Control, 2009, **19**(2): 231-240.

[35] Kwiatkowski A, Werner H. PCA-based parameter set mappings for LPV models with fewer parameters and less overbounding[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2008, **16**(4): 781-788.

[36] Girard A. Dynamic triggering mechanisms for event-triggered control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, **60**(7): 1992-1997.

[37] Kothare M V, Balakrishnan V, Morai M. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities[C]// Proceedings of 1994 American Control Conference - ACC '94. June 29 - July 1, 1994, Baltimore, MD, USA. IEEE, 1994: 440-444.

[38] Jafari M R, Arefi M M, Panahi M. Convex reformulations for self-optimizing control optimization problem: Linear Matrix Inequality approach[J]. Journal of Process Control, 2022, **116**: 172-184.

[39] Verhaegen M, Verdult V. Filtering and System Identification: A Least Squares Approach[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2007.

[40] Wu Y B, Wang D S, Zhou J, et al. Fusion application of event-triggered deep reinforcement learning and adaptive fuzzy PID in multi-physics disturbance suppression for ultra-precision motion control[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2025, **17**(12): 16878132251408119.

[41] 何海军, 蒙西, 汤健, 等. 基于ET - RBF - PID的城市固废焚烧过程炉膛温度控制方法[J]. 控制理论与应用, 2022, **39**(12): 2262-2273.
He H J, Meng X, Tang J, et al. ET - RBF - PID-based control method for furnace temperature of municipal waste incineration process[J]. Control Theory & Applications, 2022, **39**(12): 2262-2273.

[42] Wang S, Bai X P, Xiao Y Q, et al. Study on threshold of heating rate of FOX-7 explosive in fast cook-off[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, **43**(5): 119-124.