

## 数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制

安剑奇<sup>1,2,3,4</sup>, 赵国宇<sup>1,3,4</sup>, 何勇<sup>2,3,4†</sup>, 李炜俊<sup>5</sup>, 郭云鹏<sup>2,3,4</sup>, 吴敏<sup>1,2,3,4</sup>

(1. 中国地质大学(武汉)未来技术学院, 湖北 武汉 430074; 2. 中国地质大学(武汉)自动化学院, 湖北 武汉 430074;

3. 复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074; 4. 地球探测智能化技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430074;

5. 娄底华菱云创数智科技有限公司, 湖南 娄底 417009)

**摘要:** 煤气利用率(GUR)是衡量高炉能耗和稳顺运行的重要指标, 受布料和送风操作在不同时间尺度下影响. 现有对煤气利用率的建模、预测和控制仅在单一时间尺度上进行, 忽略了多时间尺度特性, 影响预测和控制的准确性. 因此, 提出一种数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制方法(MTSGURMPC). 首先, 根据经验模态分解和相关性分析得到布料和送风对煤气利用率影响的不同尺度; 然后, 建立布料长时间尺度和送风短时间尺度模型, 提出了多时间尺度模型预测控制结构用于快速准确寻找高炉最优操作策略, 该结构将煤气利用率划分为不同尺度进行模型预测控制, 兼顾了高炉多时间尺度和模型预测控制动态优化特性, 不断反馈优化趋近最优解; 最后, 基于某钢铁厂高炉工业数据进行应用实验, 结果表明该方法能够实现煤气利用率准确预测和控制, 并有效提高控制精度.

**关键词:** 高炉煤气利用率; 数据驱动建模; 多时间尺度系统; 模型预测控制; 经验模态分解

**引用格式:** 安剑奇, 赵国宇, 何勇, 等. 数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制. 控制理论与应用, 2025, 42(1): 189–201

DOI: 10.7641/CTA.2024.30318

## Data-driven multi-time scale model predictive control for blast furnace gas utilization rate

AN Jian-qi<sup>1,2,3,4</sup>, ZHAO Guo-yu<sup>1,3,4</sup>, HE Yong<sup>2,3,4†</sup>,  
LI Wei-jun<sup>5</sup>, GUO Yun-peng<sup>2,3,4</sup>, WU Min<sup>1,2,3,4</sup>

(1. School of Future Technology, China University of Geosciences, Wuhan Hubei 430074, China;

2. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan Hubei 430074, China;

3. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan Hubei 430074, China;

4. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration, Ministry of Education, Wuhan Hubei 430074, China;

5. Loudi Valin Yunchuang Digital Intelligence Technology Co., Ltd., Loudi Hunan 417009, China)

**Abstract:** In a blast furnace, gas utilization ratio (GUR) is an important indicator for measuring energy consumption and stable operation, which is affected by the operation of burden and blast supply at different time scales. The existing research methods on gas utilization rate are only conducted on a single time scale, ignoring the multi-time scale characteristics, which leads to the limited accuracy of gas utilization rate prediction and control. This paper presents a multi-time-scale gas utilization rate model predictive control method (MTSGURMPC) for blast furnaces based on data-driven. First, the influence of burden and blast supply on gas utilization rate in multi-time scales is analyzed by combining empirical model decomposition and correlation analysis. Then, this paper establishes a long-time-scale model for burden and a short-time-scale model for blast supply, a multi-time-scale model predictive control structure is presented to search for the optimal operating strategy. The presented structure divides the gas utilization rate into different scales for model predictive control, taking into account blast furnace multi-time scales and dynamic optimization characteristics of model predictive control, which leads to continuous feedback optimization to approach the optimal solution. Finally, industrial experiments are conducted based on a blast furnace, and the results show that the method achieves accurate prediction and control.

**Key words:** blast furnace gas utilization rate; data-driven modeling; multi-time-scale system; model predictive control; empirical mode decomposition

**Citation:** AN Jianqi, ZHAO Guoyu, HE Yong, et al. Data-driven multi-time scale model predictive control for blast furnace gas utilization rate. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(1): 189–201

收稿日期: 2023–05–11; 录用日期: 2024–06–14.

†通信作者. E-mail: heyong08@cug.edu.cn; Tel.: +86 27-87175080.

本文责任编辑: 武玉强.

国家自然科学基金项目(62373336, 61973287), 高等学校学科创新引智计划项目(B17040)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62373336, 61973287) and the Programme of Introducing Talents of Discipline to Universities (B17040).

## 1 引言

随着国家对工业碳排放以及环境保护等问题的日渐关注,对占钢铁生产总能耗50%以上的大型高炉设备提出了更高的要求.为响应国家降低碳排放、维护生态环境等发展需求,必须提高煤气利用率,研究煤气利用率的建模、预测和控制,实现高炉炼铁过程绿色可持续发展<sup>[1-3]</sup>.

近些年基于数据驱动对煤气利用率的建模、预测和控制进行了一定的研究. An等<sup>[4-7]</sup>采用数据级融合建立高炉料面温度场模型和高炉布料模型,分析了高炉操作对煤气利用率的影响特性,提出了一种煤气利用率混沌预测模型,建立相空间进行了混沌预测,并建立了高炉顶压控制的模糊解耦控制系统. 安剑奇等<sup>[8]</sup>分析两种数据处理方法对煤气利用率预测准确度的影响,提出了一种对高炉煤气利用率建模的不同数据预处理方法,实现了对未来一小时后煤气利用率的预测. 郜传厚等<sup>[9]</sup>建立了基于多元时间序列的高炉铁水硅含量数据驱动预测模型. 文献[10]设计了一种高效节能的炉料分配参数决策策略,将一氧化碳利用率作为能耗指标,根据指标的变化趋势,确定了炉料分配控制策略. 现有的方法大多从单一时间尺度研究高炉煤气利用率,但实际高炉工业中布料和送风操作改变频率程度是不同的,具有多时间尺度特性. 因此本文从多时间尺度这一角度出发,分尺度地进行高炉煤气利用率的建模、预测与控制.

现阶段针对不同时间尺度高炉煤气利用率的预测和控制研究较少,但多时间尺度方法广泛应用在工业科技领域. Long等<sup>[11]</sup>提出一类双时间尺度多智能体系统的可控性分析方法,将该系统解耦为快、慢两子系统,分析子系统的可控性和稳定性. Su等<sup>[12]</sup>通过迭代和近似方法来消除奇异扰动参数,基于多尺度方法解决了双级离散时间系统的可控性分析问题. 蒋朝辉等<sup>[13]</sup>提出了一种非相称多时滞奇异系统的有记忆状态反馈控制器,实现了最优控制策略的设计和长时间尺度系统稳定运行. 王芳等<sup>[14]</sup>提出一种基于干扰观测器的有限时间控制策略,对多时间尺度方法作用于控制系统进行Lyapunov稳定性分析. Wang等<sup>[15]</sup>提出一种具有激励饱和的多尺度控制器,解决了应用传统控制理论分析多时间尺度系统的维数增加和病态数值问题. 上述方法要求被控对象用确定的模型来描述,而高炉炼铁过程由于环境变化、生产条件限制等原因,其数学模型往往很难准确地得到,因此,现有的多时间尺度方法难以直接应用于高炉.

近年来,国内外广泛关注结合数据驱动模型预测控制方法. 文献[16-17]针对一类模型参数未知的线性输入双时间尺度系统,提出了快、慢两个子系统,基于数据驱动建立模型的自适应动态规划算法,获得了子系统的模型预测控制策略. 文献[18]针对系统的未建模动态,设计了在线求解系统模型完全未知的连

续系统的自适应最优控制器. 文献[19]提出一种基于自适应动态规划的模型预测控制算法,设计了一种不同时间尺度的动态神经网络识别器,用于估计未知系统的动态. 上述方法解决了一些在系统模型部分未知情况下的模型预测控制问题. 针对难以建立机理模型的高炉系统,采用数据驱动方法对其进行建模提供了新的思路. Lou等<sup>[20-21]</sup>提出了一种平稳子空间分析和深度学习联合高炉故障诊断策略,实现了高炉故障分类和准确检测. Li等<sup>[22]</sup>提出了一种预测高炉状态指标的随机向量函数连接网络,充分利用了指标之间的联系. 安剑奇等<sup>[23]</sup>提出了一种基于改进支持向量机的煤气利用率预测方法,提升了预测的准确度. 数据驱动方法能够很好地建立高炉系统的输入输出关系模型.

目前针对高炉煤气利用率研究问题,主要集中在难以建立准确的数学模型,对其的准确预测和稳定控制存在困难. 因此,本文结合高炉炼铁过程中大量的在线和离线数据,将多时间尺度融合进来,考虑高炉多时间尺度和模型预测控制动态优化的本质特性,建立面向高炉煤气利用率的多时间尺度模型预测控制框架,相比于传统模型预测控制方法,该方法能够解决多时间尺度模型难以直接应用于高炉的问题,有效提升控制器的控制精度以及鲁棒性,实现对高炉煤气利用率的有效预测和控制.

## 2 高炉生产过程特性难点及解决方法

高炉炼铁过程具有非线性、大时滞、强耦合等特性,针对其生产工艺中的操作约束、操作策略、经济目标进行详细描述,从机理上分析高炉操作对煤气利用率(gas utilization ratio, GUR)的影响特性. 由于传统控制方法在单一时间尺度上对煤气利用率进行控制,忽略了布料和送风对GUR的各自影响特性,稳定性和精度难以满足实际工业需求,本文考虑了高炉操作对GUR的不同时间尺度影响,提出了多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制方法.

### 2.1 高炉生产工艺描述

高炉工艺流程如图1所示,其过程是将铁矿石等含铁化合物与焦炭在高温高压环境下发生氧化还原反应生成铁水和高炉煤气的连续生产过程. 在生产过程中,高炉炉长根据高炉当前炉况和生产要求,通过调节高炉系统的输入,即上部布料和下部送风操作来改变炉内冶炼条件和煤气流分布<sup>[24-25]</sup>,调节炉内氧化还原反应,将高炉控制在期望的煤气流状态和热状态下.

由于高炉炼铁过程复杂多变,高炉操作参数具有一定约束. 高炉外部条件应相对稳定、原料供给和成分波动较小、高炉风口面积和形状位置应相对固定;同时调节送风和布料操作时应在合理的工业规定范围内,不能急剧地更改风量和布料制度,高炉风量应在 $4000\text{ m}^3/\text{min} \sim 5500\text{ m}^3/\text{min}$ 范围内调节,富氧率在 $1\% \sim 4\%$ ,喷煤比范围大约在 $120\text{ kg/t} \sim 200\text{ kg/t}$ ,矿

焦比范围在6~8之间调节。

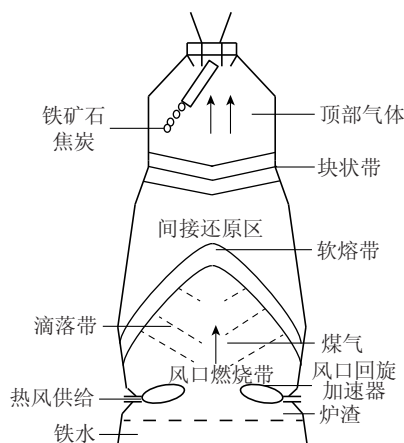


图1 高炉工艺流程图

Fig. 1 Process flow diagram of blast furnace

图1中,上部布料主要通过调节矿石和焦炭的料序、料重、布料位置、料线深度等参数,改变炉内的径向矿焦比,从而调节高炉炉内的料层和煤气流的分布,获得合理的料面形状及矿焦比分布,使整个料柱具有良好的透气性,促使高炉煤气与矿石接触充分,调控煤气利用率在期望范围内发展;根据实际工业数据<sup>[26]</sup>,改变料层需要较长时间,炉料从炉顶下沉到炉底完全被还原形成液态生铁需要6~7h,具有较长时间尺度的特性;下部送风通过调节送入高炉的风量、风压、风温、富氧量、喷煤量等参数,控制炉底初始煤气流分布、煤气上升动能、炉内温度等,调节边缘与中心两道气流,进而调控煤气利用率,是高炉炉长日常调节最常用手段;送风操作对高炉状态调节迅速,起效时间在1~2h以内<sup>[26]</sup>,具有较短时间尺度的特性。

通过调控布料和送风操作,提高煤气利用率,加强间接还原反应,用于直接还原反应的焦炭量减少,降低了入炉焦比;同时煤气在高炉中的停留时间增长,炉料与煤气的接触时间增加,减少了能耗和成本,提高生产经济效益。

在高炉炼铁过程中,热风供给在压力差的驱动下向上流动,从高炉底部穿过焦炭层和铁矿层,到达高炉顶部。当含有大量高温一氧化碳的气体穿过铁矿层时,部分一氧化碳与铁矿进行还原反应,产生二氧化碳。本控制系统根据实际高炉现场的煤气监测系统得到一氧化碳、二氧化碳、氮气、氢气等含量,该监测装置响应时间数量级为秒,测量精度高,具备较强的实时性。二氧化碳含量为 $V_{CO_2}$ ,一氧化碳和二氧化碳之和含量为 $V_{CO} + V_{CO_2}$ ,高炉煤气利用率 $\eta_{CO}$ 定义为高炉顶部煤气流中,二氧化碳含量占一氧化碳和二氧化碳之和的比例,表征了煤气利用程度、煤气流分布以及高炉状态<sup>[19-20]</sup>,计算式为

$$\eta_{CO} = \frac{V_{CO_2}}{V_{CO} + V_{CO_2}}, \quad (1)$$

煤气利用率反映高炉内部下降的炉料与上升的煤气流发生化学反应的程度,其中布料和送风操作主要是高炉的两个操作,通过分析高炉工艺流程和实际工业数据<sup>[18]</sup>,选择不同的中心焦比参数代表布料操作,选择风量和风压参数代表送风操作,结合上述机理分析得到两个高炉操作在不同时间尺度上影响煤气利用率的发展趋势,因此,高炉煤气利用率具有多时间尺度特性。

## 2.2 GUR控制问题分析及多时间尺度模型预测控制架构

高炉是一个典型的“黑箱”系统,其参数检测和建立准确地数学模型十分困难,机理反应复杂,运行机制往往具有非线性、大时滞、大噪声、多耦合等特点,其控制过程受多种因素影响,目前现场主要是依靠高炉炉长对高炉进行人为调控,短时间内很难有一套完整的高炉在线闭环动态优化控制系统。此外,现有的在单一时间尺度上预测和控制高炉煤气利用率的精度有待提高,并且多时间尺度系统数学模型很难直接应用于高炉,其建模预测和控制存在一定困难。

针对上述问题,本文提出一种数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制方法,该方法根据高炉运行的实时和历史数据,利用模型预测控制先进控制方法,计算出合理的高炉控制参数,为实际工业现场的高炉炉长提供指导。之后高炉炉长将最优控制结果送往控制器执行,根据控制效果不断调整高炉控制参数。该方法兼顾高炉生产多时间尺度特性和模型预测控制动态优化特性,形成了一个在高炉炉长监督下的闭环动态优化控制的控制技术,弥补了复杂高炉炼铁过程控制中很多人工操作的不足,解决了传统控制方法稳定性和精度难以满足实际工业需求的问题。

多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制结构如图2所示,首先根据经验模态分解和相关性分析得到布料和送风对煤气利用率影响的不同尺度;然后建立布料长时间尺度和送风短时间尺度模型,将煤气利用率划分为不同尺度进行模型预测控制,兼顾了高炉多时间尺度和模型预测控制动态优化特性,建立了预测模型并通过滚动优化求解得到高炉GUR控制序列,将控制序列的第1个元素作用于高炉,不断反馈优化得到最优控制序列,实现布料和送风操作参数等多变量的协调约束控制GUR的策略,解决传统控制方法自适应和学习能力不足、控制精度不高的问题。

多时间尺度高炉GUR模型预测控制框架的具体步骤如下:

**步骤1** 依据高炉实际工业需求和历史数据,设计一个高炉炼铁过程期望的GUR目标轨迹,达到降低能耗和成本的目标;

**步骤2** 采用经验模态分解对高炉GUR目标轨迹进行分解,分离出高炉布料和送风各自对GUR的影响

特性, 自适应地得到7个不同时间尺度的GUR子序列;

**步骤3** 计算7个GUR子序列和操作参数之间的相关性, 得到操作参数与GUR子序列之间相关性最大的最优子集, 划分操作参数影响GUR的长短时间尺度;

**步骤4** 在GUR各自时间尺度下构造模型预测控制的目标函数, 并求解使各自时间尺度下目标函数值和高炉输入操作控制策略, 即高炉GUR通过经验模态分解后, 在每一个时间尺度以GUR目标曲线和控制曲线之间的误差界限为约束条件, 对目标函数进行寻

优, 寻找下一控制周期的最优布料和送风操作控制策略, 确定预测模型输入;

**步骤5** 采用数据驱动的建模方法建立GUR序列预测模型, 得到不同时间尺度GUR的预测曲线, 同时将GUR预测曲线和真实曲线进行对比, 通过反馈校正, 进而优化目标函数和预测模型;

**步骤6** 最后将GUR目标曲线与校正曲线进行对比, 在GUR每一个时间尺度进行滚动优化计算, 使真实的GUR曲线趋近于目标轨迹, 控制GUR按照目标轨迹进行发展.

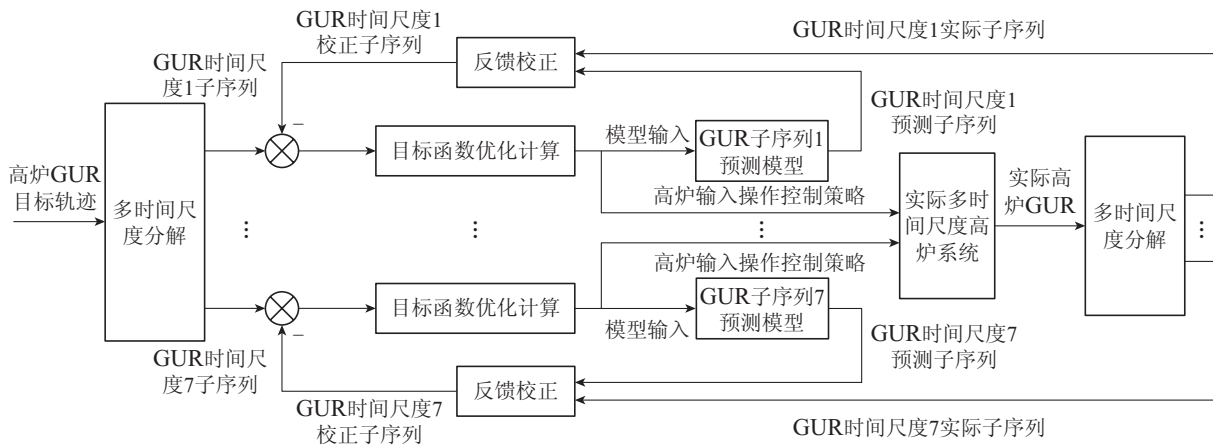


图2 多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制结构图

Fig. 2 The structure of MTSURMPC

### 3 GUR多时间尺度分解和相关性分析

针对高炉操作与GUR的关系特性分析问题, 本部分在GUR的不同时间尺度下进行相关性分析, 将多时间尺度与经验模态分解相结合, 得到GUR不同时间尺度的序列, 通过分析操作参数与GUR不同时间尺度序列的相关性, 得到高炉操作对GUR影响的长短时间尺度特性.

#### 3.1 GUR多时间尺度分解

根据高炉GUR多时间尺度特性, 结合经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)进行GUR的多时间尺度分解. 该方法能够依据高炉数据自身的时间尺度特征来进行信号分解<sup>[27-30]</sup>, 相比于小波变换无须预先设定任何基函数, 不需要耗时寻找合适的母小波以及设计分解层数, 具有更好自适应特征, 其分解的结果展现了高炉信号内在的多时间尺度结构特性<sup>[31-32]</sup>. 本文使用的数据为某大型钢铁厂的高炉实际工业现场连续数据, 对GUR进行EMD分解.

GUR多时间尺度分解目的为获取高炉煤气利用率序列的本征模函数(intrinsic mode function, IMF), 本征模函数需要满足以下两个条件:

- 1) 函数在整个时间范围内, 局部极值点和过零点的数目必须相等, 或最多相差一个;
- 2) 在任意时刻点, 局部最大值的包络(上包络线)

和局部最小值的包络(下包络线)平均必须为零.

该方法得到高炉煤气利用率序列本征模函数的具体过程如下所示:

**步骤1** 首先, 假设 $j = 1$ ;

**步骤2** 其次, 利用3次样条插值, 找出高炉煤气利用率序列 $Y(t)$ 所有的极大值点和极小值点拟合形成多时间尺度高炉系统的煤气利用率序列的上包络线 $H_{\max}(t)$ , 下包络线 $H_{\min}(t)$ ;

**步骤3** 计算高炉煤气利用率当前序列上下包络线的均值

$$h_j(t) = \frac{H_{\max}(t) + H_{\min}(t)}{2}, \quad (2)$$

**步骤4** 计算高炉GUR序列的本征模函数

$$y_j(t) = Y(t) - h_j(t), \quad (3)$$

如果 $y_j(t)$ 满足多时间尺度高炉煤气利用率动态特征序列本征模函数的两个特征, 则说明其为一个本征模函数; 否则,  $y_j(t)$ 作为新 $Y(t)$ 并返回步骤2继续进行筛选;

**步骤5** 计算残余项 $r_j(t)$ , 即

$$r_j(t) = Y(t) - y_j(t); \quad (4)$$

**步骤6** 最后, 检查EMD分解是否停止. 如果是, 令 $n = j$ ,  $r_j(t) = y_{j+1}(t)$ ; 否则, 令 $r_j(t)$ 作为一个新



输出的序列替换 $Y(t)$ ,  $j = j + 1$ , 回到步骤2.

GUR最终分解结果如下所示:

$$Y(t) = \sum_{j=1}^n y_j(t) + r_n(t), \quad (5)$$

其中:  $Y(t)$ 是通过经验模态分解的煤气利用率动态特征原始序列;  $y_j(t)$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ 是本征模函数, 本征模函数表示为IMF1~7;  $r_n(t)$ 为EMD分解后的残差信号.

经过多时间尺度分解后的高炉煤气利用率子序列结果如图3所示, 其中:  $Y$ 为原始GUR序列,  $r$ 为经验模态分解后的高频噪声信号, IMF1~7为分解后本征模态, 根据不同的变化频率确定GUR子序列的不同时间尺度, IMF1~2变化较快, IMF3~7变化较慢, 定性分析得GUR子序列 $y_1 \sim y_2$ 为短时间尺度,  $y_3 \sim y_7$ 为长时间尺度. 接下来通过希尔伯特变换计算每一条分解后序列的瞬时平均频率.

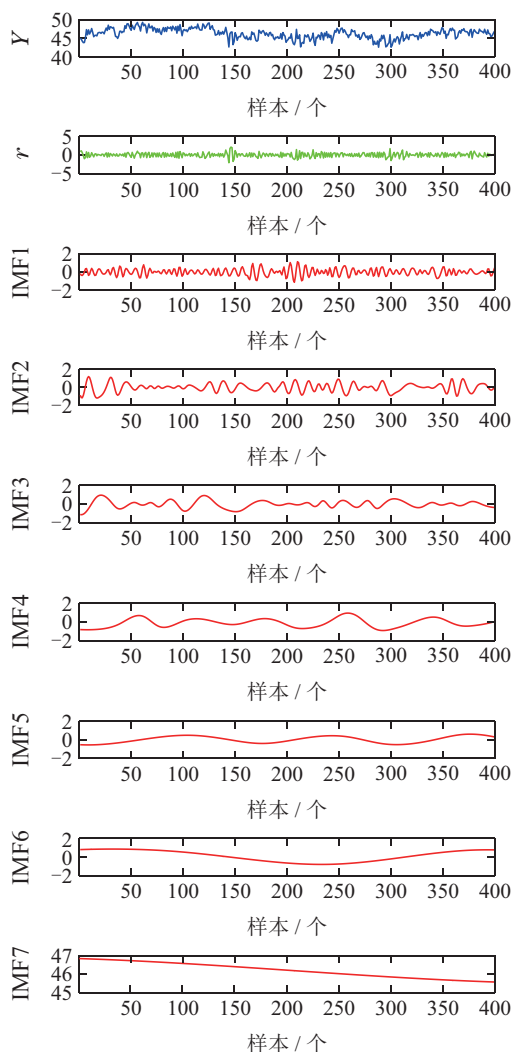


图3 高炉煤气利用率经验模态分解图

Fig. 3 The EMD of GUR

如图4所示, 分解后的每一个序列在频率上是不同的, 其中序列 $r$ 的平均瞬时频率最大, IMF1~7的平均瞬时频率逐渐减小, 证明了高炉GUR多时间尺度分解

的有效性. 同时, GUR分解后的序列平均频率不同, 会以不同的平均时间周期进行变化, 说明GUR序列具有多时间尺度特性, 高炉不同操作参数变化会导致GUR不同时间尺度的子序列产生变化.

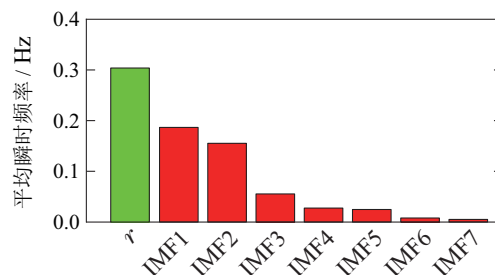


图4 经验模态分解后序列平均瞬时频率图

Fig. 4 The sequence average instantaneous frequency of EMD

### 3.2 多时间尺度高炉GUR相关性分析方法

针对高炉操作参数与GUR的关系特性分析问题, 在选取高炉操作参数为中心焦比、风量和风压后, 结合相关性分析法在不同时间尺度上建立高炉操作参数与GUR分解后子序列的关系模型. 本部分提出了多时间尺度高炉GUR相关性分析方法, 由于高炉具有非线性、大时滞和强耦合等特性, 单一地使用线性方法Pearson相关系数对高炉非线性系统进行相关性分析, 无法得到准确的分析结果, 需将非线性方法作为线性方法的补充, 采用线性方法Pearson相关系数<sup>[33]</sup>以及非线性方法最大互信息系数(maximal information coefficient, MIC)<sup>[34]</sup>共同进行操作参数与GUR的关联分析.

#### 3.2.1 基于Pearson系数的多时间尺度高炉GUR相关性分析

为了建立高炉操作参数对GUR的各自影响关系模型, 结合一种计算直线相关的Pearson相关性分析方法建立关系特性模型. 根据实际工业数据<sup>[26]</sup>, 选择两个中心焦比( $R_{c1}$ 和 $R_{c2}$ )代表布料操作, 选择风量( $S_{vol}$ )和风压( $S_{pre}$ )代表送风操作, 高炉GUR序列为系统输出, 操作参数送风和布料为系统输入. 将高炉的操作参数送风和布料定义为变量 $X$ , GUR经多时间尺度分解后的子序列定义为变量 $Y$ , GUR与高炉操作参数之间的Pearson相关系数可通过式(6)计算:

$$\rho_{X,Y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)}\sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}}, \quad (6)$$

Pearson相关系数的绝对值越大, 相关系数越接近于1或-1, 表明高炉GUR序列与当前高炉操作参数之间的线性相关性越强; Pearson相关系数的绝对值越小, 相关系数越接近于0, 表明高炉GUR序列与当前操作参数之间的线性相关性越弱, 计算结果如表1.

由表1可以看出Pearson相关系数效果并不好, 无法充分证明高炉GUR与布料和送风两个操作参数密

切相关,接下来采用MIC对高炉煤气利用率的非线性相关性进行分析。

表1 Pearson相关性分析结果

Table 1 The result of Pearson correlation analysis

	$S_{vol}$	$S_{pre}$	$R_{c1}$	$R_{c2}$
$r$	0.0275	0.0026	0.0214	0.0313
$y_1$	0.0323	<b>0.0963</b>	0.0009	0.0582
$y_2$	0.0097	<b>0.0342</b>	0.0100	0.0194
$y_3$	0.0220	0.0852	<b>0.1912</b>	0.0739
$y_4$	0.1671	0.0155	<b>0.2935</b>	0.0831
$y_5$	0.0334	0.0022	<b>0.3367</b>	0.0133
$y_6$	0.0671	0.0380	0.2608	<b>0.3597</b>
$y_7$	0.0450	0.1562	<b>0.1943</b>	0.1481

### 3.2.2 基于MIC的高炉GUR非线性相关性分析

由于单一地使用Pearson线性相关系数无法正确的表示高炉操作参数与GUR之间的相关性大小. 本文利用最大信息系数(MIC)与Pearson相关系数两者相结合对高炉系统进行分析. MIC用来衡量高炉系统输入的中心焦比、风量和风压等操作参数与高炉系统输出的GUR之间非线性关系的关联程度<sup>[35]</sup>. 本文定义某大型钢铁厂的高炉实际工业现场有限无序的数据集合表示为 $D = \{(x_i, y_j), i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$ , 其中:  $x_i$ 是多时间尺度高炉操作参数序列;  $y_j$ 是多时间尺度高炉GUR输出序列. 多时间尺度高炉操作参数与GUR之间的MIC分析如下:

**步骤1** 分别计算高炉操作参数 $X$ 中的4个操作参数和煤气利用率 $Y$ 中的7子序列MIC值, 每个高炉操作参数与GUR子序列在直角坐标系中的横轴和纵轴分别划分为 $A$ 个格子和 $B$ 个格子,  $A$ 和 $B$ 为正整数, 满足 $AB < F$ , 通常 $F = n^{0.6}$ ;

**步骤2** 划分后得到一个 $A \times B$ 的网格划分 $G$ , 将落入 $G$ 的点的数量占数据集 $D$ 数量的比例看做是多时间尺度高炉系统输入输出的概率密度;

**步骤3** 计算互信息系数

$$I(D, A, B) = \sum_{x_i < A, y_j < B} p(x_i, y_j) \log\left(\frac{p(x_i, y_j)}{p(x_i)p(y_j)}\right), \quad (7)$$

其中:  $p(x_i, y_j)$ 是操作参数与GUR之间联合概率密度,  $p(x_i)$ 和 $p(y_j)$ 是操作参数与GUR之间边缘概率分布;

**步骤4** 改变 $A$ 和 $B$ 的值, 得到不同的划分情况, 从而得到高炉操作参数与GUR之间不同的互信息值, 记录其中最大的互信息值, 并进行归一化, 从而得到高炉两个主要输入操作布料和送风与高炉生产指标GUR之间归一化后互信息值的特征矩阵:

$$M(D)_{A,B} = \frac{I(D, A, B)}{\log(\min\{A, B\})}; \quad (8)$$

**步骤5** 特征矩阵的最大值, 即为多时间尺度高

炉操作参数与GUR之间的最大互信息系数值

$$\text{MIC}(D) = \max_{AB < F} \{M(D)_{a,b}\}. \quad (9)$$

通过计算高炉操作参数与GUR不同时间尺度序列的Pearson系数和MIC, 得到高炉操作参数与GUR不同时间尺度序列之间相关性最大的最优子集

$$U = \{\{y_1(t), x_{11}(t), \dots, x_{1k_1}(t)\}, \dots, \{y_i(t), x_{i1}(t), \dots, x_{ik_i}(t)\}, \dots, \{y_N(t), x_{N1}(t), \dots, x_{Nk_N}(t)\}\}, \quad (10)$$

其中:  $x_{ik_i}(t) \in X, k_i \leq N, k_i$ 为正整数,  $x_{ik_i}(t)$ 为高炉第 $i$ 个时间尺度的GUR动态特征序列与第 $k_i$ 个高炉操作参数之间相关性最大的操作参数值.

为了确定高炉操作参数对GUR影响的长短时间尺度, 在经GUR多时间尺度分解得到GUR子序列后, 结合Pearson相关系数和MIC相关性分析方法计算不同高炉GUR子序列分别与操作参数的相关性, 结果见表1和表2, 进行数据对比.

表2 MIC分析结果

Table 2 The result of MIC analysis

	$S_{vol}$	$S_{pre}$	$R_{c1}$	$R_{c2}$
$r$	0.1371	0.1399	0.1353	0.1507
$y_1$	<b>0.9940</b>	<b>0.5360</b>	0.1323	0.1643
$y_2$	<b>0.9183</b>	<b>0.6100</b>	0.1552	0.1644
$y_3$	0.5199	0.4245	<b>0.8062</b>	<b>0.6733</b>
$y_4$	0.5187	0.4369	<b>0.6001</b>	<b>0.7010</b>
$y_5$	0.4672	0.4455	<b>0.7053</b>	<b>0.5973</b>
$y_6$	0.5128	0.4969	<b>0.8857</b>	<b>0.8207</b>
$y_7$	0.5225	0.4381	<b>0.7506</b>	<b>0.8058</b>

根据表1可知, GUR子序列 $r$ 与4个高炉操作参数的Pearson相关系数都非常小, GUR子序列 $y_1$ 和 $y_2$ 与风压的Pearson相关系数大于其他3个高炉操作参数, GUR子序列 $y_3 \sim y_7$ 与中心焦比1的Pearson相关系数大于其他3个操作参数,  $y_6$ 与中心焦比2的Pearson相关系数大于其他3个操作参数; 同时表2中, GUR子序列 $r$ 与4个高炉操作参数的最大互信息系数都非常小,  $y_1$ 和 $y_2$ 与风量、风压的最大互信息系数远大于两个中心焦比, GUR子序列 $y_3 \sim y_7$ 与中心焦比1和2的最大互信息系数大于风量和风压. 因此, 结合二表结果可知, GUR子序列 $r$ 与模型无关, 为高斯噪声; 子序列 $y_1$ 和 $y_2$ 与风量、风压有着较强的相关性, 由于风量、风压属于短时间尺度参数, 并结合图7可知, 子序列 $y_1$ 和 $y_2$ 对GUR影响迅速, 属于短时间尺度序列; 子序列 $y_3 \sim y_7$ 与中心焦比1和2有着较大的相关性, 由于中心焦比1和2属于长时间尺度参数, 并结合图8可知, 子序列 $y_3 \sim y_7$ 对GUR影响缓慢, 属于长时间尺度序列. 因此, 将高炉煤气利用率划分为长短两个时间尺度.

## 4 多时间尺度高炉GUR预测模型和控制

本部分详细分析了多时间尺度高炉煤气利用率预测模型的建立过程, 结合支持向量回归方法在多时间尺度下建立煤气利用率的预测模型, 以及提出一种高炉煤气利用率多时间尺度模型预测控制的具体方法, 并利用Lyapunov稳定性分析证明了多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制方法 (multi-time-scale gas utilization rate model predictive control method, MTS-GURMPC) 方法的稳定性。

### 4.1 多时间尺度高炉GUR预测模型

针对高炉煤气利用率的预测精度优化问题, 提出一种多时间尺度高炉煤气利用率预测模型, 该模型结合支持向量回归 (support vector regression, SVR) 方法中的径向基函数进行建模, 通过网格法对模型的参数进行寻优, 在不同时间尺度下建立当前时刻的多时间尺度煤气利用率预测模型, 展现了多时间尺度高炉煤气利用率预测方法的优良特性。

多时间尺度高炉煤气利用率预测模型的数据集为  $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\}$ , 其中:  $\mathbf{x}$  为该预测模型的输入, 即高炉煤气利用率之前状态的历史数据、煤气利用率目标轨迹和高炉操作参数;  $y$  为预测模型最终输出的预测值。高炉煤气利用率多时间尺度预测模型需要确定一个回归平面, 让高炉所有数据到该平面的距离最近, 该模型为

$$g(\mathbf{x}) = \omega^T \phi(\mathbf{x}) + b, \quad (11)$$

其中:  $\phi(\mathbf{x})$  为非线性映射函数将  $\mathbf{x}$  映射到特征空间,  $\omega$  和  $b$  分别为超平面的法向量和截距。该模型使得  $g(\mathbf{x})$  与  $y$  尽可能接近。在上述模型中主要问题是求解  $\omega, b$  两个参数, 将多时间尺度高炉煤气利用率建模预测问题转化为二次规划问题, 并引入松弛变量  $\xi_i$  和  $\xi_i^*$ , 如

$$\begin{cases} \min_{\omega, b, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*), \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i - \omega \phi(\mathbf{x}_i) - b \leq \epsilon + \xi_i, \\ -y_i + \omega \phi(\mathbf{x}_i) + b \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $C$  是惩罚因子,  $\epsilon$  为线性不敏感损失函数。利用对偶原理、拉格朗日乘法法和径向基核函数形成上述问题的对偶性, 获得最佳拉格朗日乘数  $\alpha_i$  和  $\alpha_i^*$ , 基于 Karush-Kuhn-Tucker 条件, 得到最终回归函数  $g$  为

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_i) + b. \quad (13)$$

建立的高炉GUR多时间尺度融合预测模型为

$$G_1(t) = g(\mathbf{x}_1(t)), \quad (14)$$

$$G_s(t) = g(\mathbf{x}_s(t)), \quad (15)$$

$$G_m(t) = G_1(t) + G_s(t), \quad (16)$$

其中:  $\mathbf{x}_1(t)$  和  $\mathbf{x}_s(t)$  分别为长短时间尺度高炉数据时

间序列, 将长短时间尺度预测函数  $G_1(t)$  和  $G_s(t)$  融合为多时间尺度预测函数  $G_m(t)$ 。建立高炉GUR多时间尺度预测模型, 该方法在构建GUR多时间尺度预测模型时并不影响SVR模型本身特性, 具有较强泛化性。

### 4.2 多时间尺度GUR模型预测控制方法

多时间尺度高炉GUR模型预测控制是一种基于预测模型的在线控制方法, 能够处理非线性高炉系统中煤气利用率的调控问题, 为现场高炉工业提供指导和设定具有目标约束的高炉GUR平滑轨迹<sup>[36-37]</sup>。主要作用原理是: 在每一采样时刻, 根据当前测量的高炉数据信息, 建立SVR预测模型并通过滚动优化在线求解一个在有限时域内的最优化高炉GUR控制序列, 将得到的控制序列的第1个元素作用于高炉, 在下一个采样周期重复上述过程, 进行反馈校正<sup>[38-40]</sup>。利用模型预测控制方法实现高炉GUR的多时间尺度自适应控制, 首先设定多时间尺度高炉GUR目标轨迹为

$$r(t+m) = \alpha^t y(m) + (1 - \alpha^t) y_c, \quad t = 1, 2, \dots, n, \quad (17)$$

其中:  $\alpha$  为柔化系数, 取值范围为  $\alpha \in (0, 1)$ ,  $y_c$  为  $m$  时刻高炉GUR预测输出,  $y(m)$  为  $m$  时刻高炉GUR实际值,  $r(t+m)$  为  $t+m$  时刻高炉GUR的参考轨迹。

采用经验模态分解对高炉煤气利用率进行分解, 得到  $N$  个时间尺度的高炉煤气利用率子序列

$$\begin{cases} y(t) \stackrel{\text{EMD}}{=} \sum_{i=1}^N y_i(t), \\ r(t) \stackrel{\text{EMD}}{=} \sum_{i=1}^N r_i(t), \end{cases} \quad (18)$$

其中:  $y(t)$  为高炉煤气利用率,  $r(t)$  为高炉煤气利用率目标轨迹,  $y_i(t)$  和  $r_i(t)$  为EMD分解后的高炉煤气利用率子序列。

计算高炉煤气利用率子序列和高炉操作参数之间的相关性, 得到不同时间尺度高炉煤气利用率序列与高炉操作参数之间相关性最大的最优子集

$$U = \{ \{y_1(t), x_{11}(t), \dots, x_{1k_1}(t)\}, \dots, \{y_N(t), x_{N1}(t), \dots, x_{Nk_N}(t)\} \}, \quad (19)$$

$$i = 1, 2, \dots, N, x_{ik_i}(t) \in X,$$

其中  $x_{ik_i}(t)$  为高炉操作参数子序列, 包含中心焦比、风量、富氧量等参数。

分别建立不同时间尺度高炉煤气利用率子序列预测模型

$$y_i(t) = g(\Delta x_{i1}(t), \Delta x_{i2}(t), \dots, \Delta x_{ik_i}(t)), \quad (20)$$

其中  $\Delta x_{ik_i}(t) = x_{ik_i}(t) - x_{ik_i}(t-1)$ , 然后根据辨识得到的高炉GUR预测模型, 构造每一个时间尺度下的预测性能指标, 如

$$J_i(N_1, N_2, N_u) =$$

$$\sum_{m=N_1}^{N_2} (r_i(t+m) - y_i(t+m|t))^2 + \sum_{m=1}^{N_u} \Delta x_{ik_i}^T(t+m-1|t) R_i \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t), \quad (21)$$

其中:  $N_1$  到  $N_2$  设为预测周期,  $N_u$  设为控制周期,  $r_i(t+m)$  是第  $i$  个时间尺度下  $t+m$  时刻高炉煤气利用率的设定值,  $\sum_{i=1}^N r_i(t+m) = r(t+m)$ ,  $N=7$ .  $R_i$  为第  $i$  个时间尺度下的对角正定矩阵, 能够控制调整高炉系统输入的权重.

预测控制性能指标右边的第1项为高炉GUR输出实际值和设定目标值的误差平方和, 后面一项为控制输出增量加权平方和. 保证高炉煤气利用率输出实际值紧跟设定目标值的同时, 使输入高炉操作参数的变化量尽可能的小. 模型预测控制方法最优控制律的关键是在线反复进行滚动优化, 使损失函数  $J$  最小化, 即选择合适的优化算法, 在各个时间尺度求解该优化问题, 得到各自时间尺度下一控制周期的最优控制策略

$$CL_{\text{best}} = \{ \{ \Delta x'_{11}(t), \dots, \Delta x'_{1k_1}(t) \}, \dots, \{ \Delta x'_{N_1}(t), \dots, \Delta x'_{Nk_N}(t) \} \}, \quad (22)$$

计算得到每一个时间尺度当前最优输入增量  $\Delta x_{ik_i}$ , 将该最优控制策略代入高炉煤气利用率预测模型, 得到各个时间尺度下的预测输出  $\hat{y}_i(t)$ .

对预测输出进行反馈校正, 当预测值接近目标轨迹时, 不需要进行校正; 当与目标轨迹相差较大时, 需要进行校正. 得到最终的预测输出

$$\hat{y}'_i(t) = \hat{y}_i(t) + \Delta \hat{y}_i(t-1), \quad (23)$$

其中  $\Delta \hat{y}_i(t-1) = \hat{y}_i(t-1) - r_i(t-1)$ .

最后, 将各个时间尺度GUR的控制输出结合, 得到最终的多时间尺度高炉GUR模型预测控制输出

$$y'(t) = \hat{y}'_1(t) + \hat{y}'_2(t) + \dots + \hat{y}'_N(t), \quad (24)$$

该方法使预测输出最大限度地趋近GUR目标轨迹, 实现GUR稳定控制.

### 4.3 多时间尺度GUR模型预测控制稳定性证明

基于Lyapunov第二法<sup>[41-42]</sup>对多时间尺度GUR模型预测控制方法进行稳定性证明, 构造一个Lyapunov函数, 证明该方法应用于高炉系统中时, 系统是渐近稳定的.

多时间尺度GUR模型预测控制方法的控制时域定义为  $N_u = 0, \dots, T-n, n=1, \dots, T-1$ , 预测时域定义为  $N_p = 0, \dots, T, N_u < N_p$ .

第  $i$  个时间尺度高炉煤气利用率的动态状态方程为

$$y_i(t+m|t) = f(y_i(t+m-1|t), \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)), \quad (25)$$

其中:  $y_i(t+m|t)$  表示当前  $t$  时刻下的第  $i$  个时间尺度  $m$  个时刻后的高炉系统状态指标GUR的预测值,  $\Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)$  表示当前  $t$  时刻下的第  $i$  个时间尺度  $m-1$  个时刻后的高炉输入操作参数. 该方程表示高炉操作参数的变化量对高炉系统状态的作用效果.

高炉第  $i$  个时间尺度的操作控制序列是通过求解以下优化命题得到的:

$$L_i(y_i(t+m|t), \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)) = (r_i(t+m) - y_i(t+m|t))^2 + \Delta x_{ik_i}^T(t+m-1|t) R_i \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t), \quad (26)$$

其中:  $\Delta x_{ik_i}^T(t+m-1|t) R_i \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t) \geq 0$ ,  $(r_i(t+m) - y_i(t+m|t))^2 \geq 0$ , 则  $L_i \geq 0$ , 当煤气利用率目标值与预测值相等, 且  $\Delta x_{ik_i} = 0$  时,  $L_i = 0$ .

同时在这里加上终端约束

$$r_i(t+T) - \hat{y}_i(t+T|t) = 0, \quad (27)$$

且  $\hat{y}_i(t+N_p|t)$ ,  $\Delta \hat{x}_{ik_i}(t+N_u|t)$  都是带有约束的, 即

$$\hat{y}_i(t+N_p|t) \in Y, \Delta \hat{x}_{ik_i}(t+N_u|t) \in \Delta X, \quad (28)$$

其中  $Y$  和  $\Delta X$  分别为包含煤气利用率7个子序列和控制序列的非空集合. 在每个时刻求解得到的预测结果为

$$\{y_i(t+N_p|t), N_p = 0, \dots, T\}, \quad (29)$$

在每个时刻求解得到的最优控制序列为

$$\{\Delta x^0(t+N_u|t), N_u = 0, \dots, T-n\}, \quad (30)$$

其中只有当前状态第1个控制作用  $\Delta x^0(t|t)$  才能被施加到高炉系统上, 剩下  $T-1$  个控制为滚动计算预测未来时刻的最优控制状态, 不进入高炉系统计算.

结合式(26), 将每个周期的煤气利用率目标函数的最优值构造为Lyapunov函数(即  $\sum_{i=1}^N J_i^0(t)$ , 表示每个时间尺度下的最优值的和), 该函数是基于高炉系统动态状态分析和建立的

$$\sum_{i=1}^N J_i^0(t) = \min \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{m=1}^T L_i(y_i(t+m|t), \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)) \right\}, \quad (31)$$

因为式中  $L_i(y_i(t+m|t), \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)) \geq 0$ , 则  $J_i^0(t) \geq 0$ , 所以  $\sum_{i=1}^N J_i^0(t) \geq 0$ .

构造的Lyapunov函数  $t+1$  时刻的目标函数最优值为

$$\sum_{i=1}^N J_i^0(t+1) = \min \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{m=1}^T L_i(y_i(t+m+1|t), \Delta x_{ik_i}(t+m|t)) \right\} =$$



$$\begin{aligned} & \min \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{m=1}^T L_i(y_i(t+m|t), \right. \\ & \quad \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)) + \\ & \quad L_i(y_i(t+T+1|t), \Delta x_{ik_i}(t+T|t)) - \\ & \quad \left. L_i(y_i(t+1|t), \Delta x_{ik_i}(t|t)) \right\} = \\ & \min \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{m=1}^T L_i(y_i(t+m|t), \right. \\ & \quad \Delta x_{ik_i}(t+m-1|t)) + \\ & \quad L_i(y_i(t+T+1|t), \Delta x_{ik_i}(t+T|t)) \left. \right\} - \\ & \quad \sum_{i=1}^N L_i(y_i(t+1|t), \Delta x_{ik_i}(t|t)) \leq \\ & \quad \sum_{i=1}^N J_i^0(t) - \sum_{i=1}^N L_i(y_i(t+1|t), \Delta x_{ik_i}^0(t|t)) + \\ & \min \sum_{i=1}^N \left\{ L_i(y_i(t+T+1|t), \Delta x_{ik_i}(t+T|t)) \right\}. \end{aligned} \tag{32}$$

又由于加入了终端约束式(27), 因此可知

$$\min \sum_{i=1}^N L_i(y_i(t+T+1|t), \Delta x_{ik_i}(t+T|t)) = 0, \tag{33}$$

又因  $L_i(y_i(t+1|t), \Delta x_{ik_i}^0(t|t)) \geq 0$ , 结合式(32)得

$$\sum_{i=1}^N J_i^0(t+1) \leq \sum_{i=1}^N J_i^0(t). \tag{34}$$

由式(34)可知, Lyapunov函数  $\sum_{i=1}^N J_i^0(t)$  的差分小于等于零, 仅当煤气利用率操作参数的控制序列不改变, 即  $L_i(y_i(t+1|t), \Delta x_{ik_i}^0(t|t)) = 0$  时取等号. 因此, 多时间尺度GUR模型预测控制方法应用于高炉系统中时, 系统在原点处的平衡状态是渐近稳定的.

## 5 高炉GUR模型预测和控制结果与分析

本部分首先详细分析了高炉GUR模型预测和控制算法的实际数据运行结果, 证明基于SVR方法预测高炉煤气利用率的有效性; 然后将SVR与极限学习机(extreme learning machine, ELM)两种预测方法进行比较, 验证SVR在预测和稳定性方面优于ELM, 展现了多时间尺度GUR预测模型的先进性; 最后基于某大型钢铁厂的高炉工业现场连续数据<sup>[18]</sup>, 将多时间尺度模型预测控制方法应用于高炉GUR呈现出良好的跟踪效果和控制效果, 并具备泛化能力.

### 5.1 应用程序的系统配置

多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制(MT-SGURMPC)系统依托某钢铁公司2800 m<sup>3</sup>高炉场景, 该高炉配备32个风口和4个矩形出铁口, 采用并罐无料钟炉顶、软水密闭循环系统、大块炭砖及陶瓷杯复合式炉衬炉缸炉底结构.

该高炉控制系统配置及架构如图5所示, 包含一个基本自动化层(L1)以及优化控制层(L2). L1由不同系统的传感器、执行器和可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)组成, 用于收集炼铁过程的实时数据, 并接收高炉操作员的控制命令. L2包含监控、数据采集处理和人机交互系统, 构建了历史数据库、实时数据库、工程师和操作员工作站. MTSGURMPC运行于该系统配置及架构的L2层, 其中: PLC使用SIMATIC S7-1500系列, 硬件采用CPU 1511-1PN V2.6, SIMATIC S7-1500与上位机Windows PC使用OPC服务器进行数据交互与通讯, Windows PC采用Windows 11操作系统和Intel® Core™ i7处理器, 多时间尺度高炉GUR模型预测控制系统仿真软件采用Siemens TIA Portal V15.1, UA Expert V1.5.1和MATLAB R2021b v9.11.0.

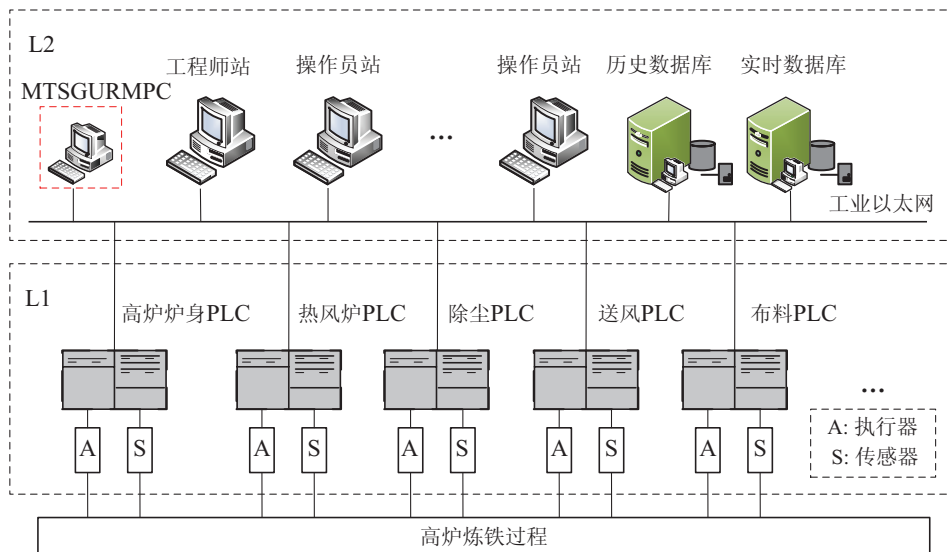


图 5 系统配置及架构

Fig. 5 System configuration and structure

如图6所示, L1和L2层相互通讯配合, 形成高炉控制系统的数流结构. 首先, 将传感器采集的高炉实时数据传输到PLC中进行基本的处理和输出. 其次, PLC与L2层的工程师站、操作员站和数据库等进行通讯(过程控制的对象连接与嵌入OPC、工业以太网等), 同时将PLC输出的数据与请求传输到L2层. 然后, L2层中MTSGURMPC采用OPC DA方式读取数据库中的高炉状态数据和操作数据.

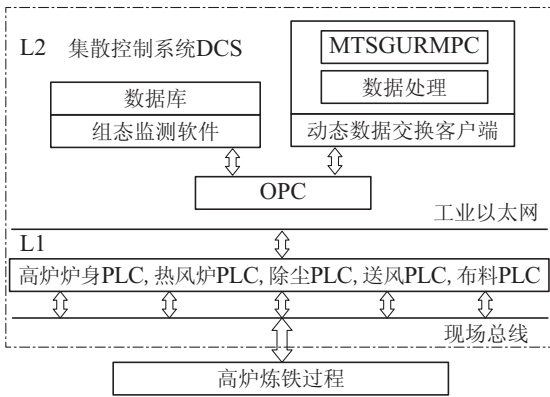


图6 数据流结构

Fig. 6 Data flow structure

本文方法进行工业现场运行标定时首先对高炉数据进行预处理: 1) 采用区间滤波去除数据离群点, 根据高炉参数的约束设置区间滤波的区间范围; 2) 采用平均值滤波方法, 滑动窗口设置为8, 将滑动窗口内的样本值取平均, 替代原样本值, 使高炉数据更加平滑去除干扰; 3) 采用EMD分解去除高频的本征模函数分量, 得到去噪后的高炉数据<sup>[43-44]</sup>.

在一个控制周期内, 根据预处理后的数据, 采用多时间尺度GUR模型预测控制技术, 建立预测模型并得到高炉煤气利用率预测值后, 进行滚动优化, 求解最优的高炉控制参数, 为实际工业现场高炉炉长提供指导. 当经过一段时间后, 由于高炉工况随时间产生一定的变化, 旧模型预测得到的煤气利用率偏离期望的高炉煤气利用率目标轨迹, 预测模型需要更新, MTSGURMPC技术利用采集到的数据对预测模型进行训练, 计算预测模型中 $C$ ,  $g$ ,  $C_{(C, \epsilon)}$ ,  $v$ 等参数的值, 核函数选择径向基函数, 实现了预测模型的更新, 得到高炉煤气利用率预测值并重复上述滚动优化的步骤. 最后, 高炉炉长在操作员站确认MTSGURMPC计算结果, 判断和下发控制命令到PLC, PLC根据L2层的控制指令驱动执行器去调控高炉煤气利用率.

## 5.2 高炉GUR预测结果对比与分析

在高炉炉况正常的条件下, 假设不确定因素风险极小, 针对多时间尺度高炉煤气利用率进行实验预测, 采用SVR与ELM方法分别建立预测模型, 将某钢铁厂的高炉实际工业数据分为训练集和测试集, 针对预测模型进行训练, 得到合适的多时间尺度高炉煤气利用

率预测模型. 该模型融合多时间尺度方法与SVR预测模型, 将高炉煤气利用率目标轨迹、高炉煤气利用率历史数据和SVR参数作为预测模型的输入, 对长时间尺度的高炉煤气利用率序列分别进行预测. ELM方法是一类基于前馈神经网络构建的机器学习方法, 由3层神经元输入、隐藏和输出层组成, 将高炉煤气利用率历史数据、高炉煤气利用率目标轨迹与操作参数作为输入层, 将输入层高炉数据由原本空间映射到ELM的特征空间, 通过交叉验证方法进行网络的训练, 实现高炉煤气利用率的有效预测.

在多时间尺度高炉煤气利用率的预测模型中, 通过网格法对SVR的参数进行寻优, 然后遍历SVR训练后的预测模型以获得最佳参数. 最终寻优得到的模型参数值为 $C = 40$ ,  $\epsilon = 0.01$ . 基于ELM, 通过网格搜索对ELM预测模型进行最佳超参数求解, ELM模型的第一隐含层中激活函数为线性函数, 而第二层隐含层中激活函数为tanh函数. 通过不断改进优化预测模型, 得到长时间尺度、短时间尺度和多时间尺度煤气利用率预测结果分别如图7-9所示.

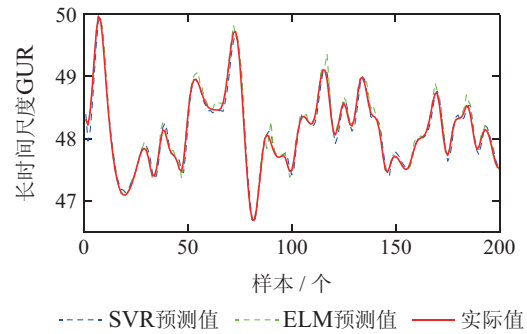


图7 长时间尺度GUR预测结果图

Fig. 7 The prediction result of long-time scale GUR

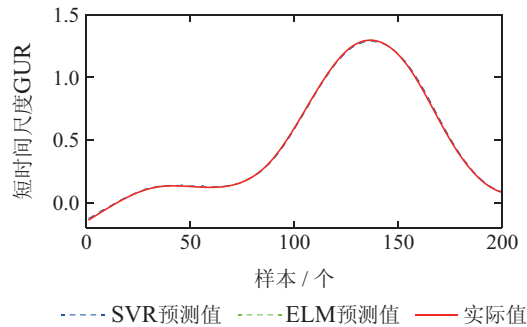


图8 短时间尺度GUR预测结果图

Fig. 8 The prediction result of short-time scale GUR

图7中长时间尺度GUR幅值变化相对剧烈, 因此布料对GUR影响作用较大相对时间较长; GUR短时间尺度预测结果如图8, 短时间尺度GUR幅值变化平缓, 因此, 送风对GUR影响作用较小相对时间较短. 图9为长短时间尺度GUR融合后的预测值, 展现了SVR与ELM两种预测模型分别对高炉GUR的预测曲线,

红色曲线为GUR实际数据, 蓝色曲线为SVR预测值, 绿色曲线为ELM预测值. SVR预测模型基于非线性映射的方法, 只要预测值与真实值偏离程度不大, 认为预测正确, 不用计算损失, 相比于传统回归方法预测值完全等于真实值时认为预测正确, 因此, SVR对异常值鲁棒性强, 适用于小样本不平衡的高炉数据, 在长短时间尺度和多时间尺度上的跟踪预测性能更好. SVR相对于ELM能够更准确地建立高炉GUR的预测模型.

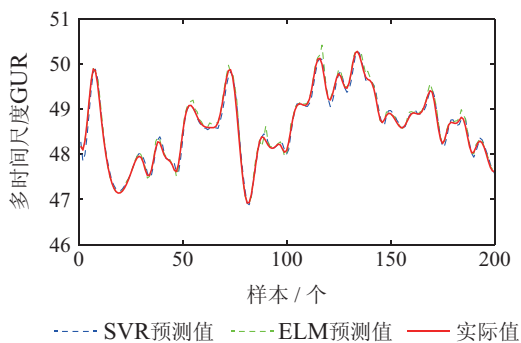


图 9 多时间尺度GUR预测结果图

Fig. 9 The prediction result of multi-time scale GUR

对SVR和ELM两个预测模型进行评价指标对比, 结果如表3所示, 其中对较好的结果进行了加粗.

表 3 SVR与ELM评价指标对比结果

Table 3 Comparison results of SVR and ELM evaluation indicators

评价指标	MAE	RMSE	MAPE/%
SVR	<b>0.07</b>	<b>0.77</b>	<b>0.01</b>
ELM	0.90	0.78	0.10

由高炉煤气利用率预测模型的评价指标平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 以及平均误差百分比 (mean absolute percentage error, MAPE) 可知, SVR的MAE和RMSE以及MAPE都比ELM预测模型低, 其中MAE和MAPE远低于ELM. 因此, 定量分析得SVR能够更加精准地解决GUR预测问题, 并且相对于ELM具有更优的稳定预测效果, 模型误差小适应性强.

### 5.3 高炉GUR模型预测控制结果对比与分析

为了证明MTSGURMPC方法的有效性和先进性, 将该方法与目前控制高炉系统的主要方法进行对比, 该方法与单一时间尺度模型预测控制方法对GUR控制结果如图10所示, 实时控制结果选取100个样本点, 间隔为1 min. 在样本点为25和50时, 结合工业数据, GUR在高炉炼铁过程中受到扰动, 炉况产生波动, GUR先下降, 通过调节直至上升至期望值, 因此, GUR目标轨迹设为多点突变信号. 图10中红线为MTSGURMPC曲线, 蓝线为单一时间尺度GUR的非线性模型

预测控制 (nonlinear model predictive control, NMPC) 曲线, 黄线为设定的GUR目标轨迹. MTSGURMPC曲线相比于NMPC曲线能够更好地跟踪GUR目标轨迹, 本文方法考虑了高炉布料和送风操作GUR调控的长短时间尺度特性, 分时间尺度进行GUR的模型预测控制, 有效得提高了控制精度, 具有更强稳定性; 并且布料和送风参数在实际工程中具有操作约束, 本文方法能够稳定地求解高炉最优控制序列, 适用于有硬约束的高炉系统.

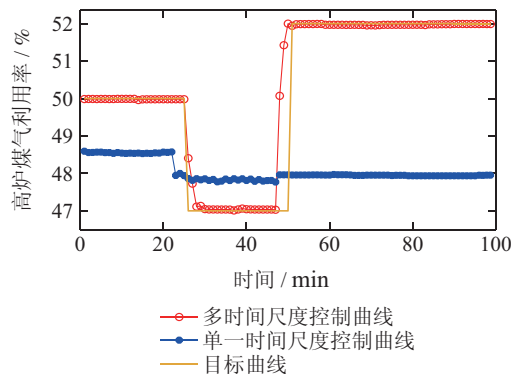


图 10 MTSGURMPC控制GUR结果图

Fig. 10 The result of MTSGURMPC control GUR

高炉操作参数风量、风压和中心焦比1和2的每一采样时刻最优控制策略如图11所示, 采用多时间尺度GUR模型预测控制方法通过控制高炉输入参数, 进而调控GUR, 实现GUR稳定控制, 保证高炉稳顺运行.

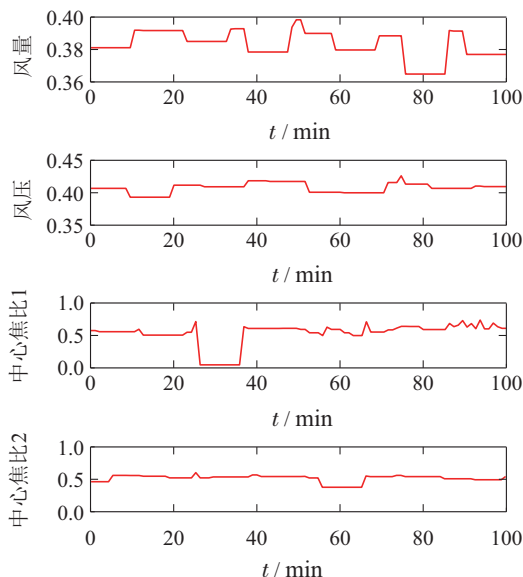


图 11 MTSGURMPC控制GUR输入图

Fig. 11 The input of MTSGURMPC control GUR

同时多时间尺度高炉GUR的模型预测控制方法和单一时间尺度高炉煤气利用率的模型预测控制方法进行对比, 结果如表4.

通过误差分析证明多时间尺度高炉GUR模型预测控制具有更好的控制效果. 由多时间尺度高炉GUR模

型预测控制结果的平均绝对误差(MAE)以及均方根误差(RMSE)都比单一时间尺度高炉GUR模型预测控制小。因此,该实验结果验证了提出的多时间尺度高炉GUR模型预测控制方法的有效性,并相较于单一时间尺度高炉GUR模型预测控制具有更优的控制效果。

表4 评价指标对比结果

Table 4 The comparison results of evaluation indicators

评价指标	MAE	RMSE
MTSGURMPC	<b>0.2266</b>	<b>2.0579</b>
NMPC	2.4667	2.8640

## 6 结论

本文针对高炉煤气利用率难以建立精确数学模型,在单一时间尺度上预测和控制的精度有待提高的问题,提出一种数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制方法。根据高炉机理和数据特征,将煤气利用率分为不同时间尺度进行建模、预测和控制。该方法相比于单一时间尺度模型预测控制方法,显著提高了煤气利用率的控制精度。主要贡献包括两点:

1) 针对布料和送风操作对GUR影响的时间尺度不同,提出一种多时间尺度GUR相关性分析方法,通过融合机理与数据,分析影响GUR变化的高炉操作参数,并论证高炉布料和送风操作对GUR具有不同时间尺度叠加的影响。基于上述分析,本文提出一种基于经验模态分解的多时间尺度GUR分析方法,分离出高炉布料和送风操作在不同时间尺度下对GUR的影响特性;

2) 针对在单一时间尺度上GUR预测和控制精度有待提高的问题,本文提出一种多时间尺度GUR模型预测控制方法,在不同时间尺度上分别基于模型预测控制对GUR子序列进行预测,将GUR多时间尺度特性与模型预测控制的动态优化控制策略融合,实现GUR的稳定跟踪和控制。

本文明确了布料和送风对煤气利用率的不同时间尺度影响特性,提高了煤气利用率的控制精度。未来将进一步研究高炉操作参数与煤气利用率的时延关系特性,提高煤气利用率的控制精度。

## 参考文献:

[1] LOU S, YANG C, ZHU X, et al. Adaptive dynamic inferential analytic stationary subspace analysis: A novel method for fault detection in blast furnace ironmaking process. *Information Sciences*, 2023, 642: 119 – 176.

[2] LI J, HUA C, YANG Y, et al. Data-driven bayesian-based Takagi-Dugeno fuzzy modeling for dynamic prediction of hot metal silicon content in blast furnace. *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems*, 2022, 52(2): 1087 – 1099.

[3] LIU Shixin, YIN Yixin, ZHANG Sen. Prediction model of kernel extreme learning machine for permeability index of blast furnace. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(1): 65 – 73.

(刘仕鑫, 尹怡欣, 张森. 高炉透气性指数的核超限学习机预测模型. *控制理论与应用*, 2023, 40(1): 65 – 73.)

[4] XIAO D, AN J, HE Y, et al. The chaotic characteristic of the carbon-monoxide utilization ratio in BF. *ISA Transactions*, 2017, 68: 109 – 115.

[5] JIANG D, WANG Z, LI K, et al. Predictive modeling of blast furnace gas utilization rate using different data pre-processing methods. *Metals*, 2022, 12(4): 535.

[6] AN J, YANG J, WU M, et al. Decoupling control method with fuzzy theory for top pressure of blast furnace. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 27(6): 2735 – 2742.

[7] AN Jianqi, WU Min, HE Yong, et al. Soft-sensing method of gas flow distribution of blast furnace burden surface based on multi-level hierarchical fusion algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(4): 496 – 502.  
(安剑奇, 吴敏, 何勇, 等. 基于分层递阶融合算法的高炉料面煤气气流分布软测量方法. *自动化学报*, 2011, 37(4): 496 – 502.)

[8] AN Jianqi, PENG Jiajia, CHEN Luefeng, et al. Multi time scale analysis of the influence of oxygen enrichment operation on gas utilization rate of blast furnace. *Metallurgical Industry Automation*, 2021, 45(3): 85 – 94.  
(安剑奇, 彭佳佳, 陈略峰, 等. 高炉富氧操作对煤气利用率影响的多时间尺度分析. *冶金自动化*, 2021, 45(3): 85 – 94.)

[9] GAO Chuanhou, JIAN Ling, CHEN Jiming, et al. Data-driven modeling and predictive algorithm for complex blast furnace ironmaking process. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 725 – 730.  
(郜传厚, 渐令, 陈积明, 等. 复杂高炉炼铁过程的数据驱动建模及预测算法. *自动化学报*, 2009, 35(6): 725 – 730.)

[10] WU M, ZHANG K, AN J, et al. An energy efficient decision-making strategy of burden distribution for blast furnace. *Control Engineering Practice*, 2018, 78: 186 – 195.

[11] LONG M, SU H, LIU B. Second-order controllability of two-time-scale multi-agent systems. *Applied Mathematics and Computation*, 2019, 343: 299 – 313.

[12] SU H, LONG M, ZENG Z. Controllability of two-time-scale discrete-time multiagent systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 50(4): 1440 – 1449.

[13] JIANG Zhaohui, GUI Weihua, XIE Yongfang, et al. Memory state feedback control for singular systems with multiple internal incommensurate constant point delays. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(2): 174 – 179.  
(蒋朝辉, 桂卫华, 谢永芳, 等. 非相称多时滞奇异的有记忆状态反馈控制. *自动化学报*, 2009, 35(2): 174 – 179.)

[14] WANG Fang, ZONG Qun, TIAN Bailing, et al. Finite time control design for re-entry hypersonic vehicle with disturbance observer. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(11): 1527 – 1534.  
(王芳, 宗群, 田栢苓, 等. 再入飞行器带有干扰观测器的有限时间控制. *控制理论与应用*, 2016, 33(11): 1527 – 1534.)

[15] YANG C, ZHANG L, SUN J. Anti-windup controller design for singularly perturbed systems subject to actuator saturation. *IET Control Theory & Applications*, 2016, 10(4): 469 – 476.

[16] ZHOU P, ZHANG S, WEN L, et al. Kalman filter-based data-driven robust model-free adaptive predictive control of a complicated industrial process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(2): 788 – 803.

[17] VARSHNEY A, PITCHAIH S, ARMAOU A. Feedback control of dissipative PDE systems using adaptive model reduction. *AICChE Journal*, 2010, 55(4): 906 – 918.

[18] CAO Ning, ZHANG Huaguang, LUO Yanhong, et al. Approximate optimal control for a class of nonlinear singularly perturbed systems. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(5): 688 – 692.  
(曹宁, 张化光, 罗艳红, 等. 一类非线性奇异扰动系统的近似最优控制. *控制理论与应用*, 2011, 28(5): 688 – 692.)



- [19] JIANG Y, JIANG Z. Computational adaptive optimal control for continuous-time linear systems with completely unknown dynamics. *Automatica*, 2012, 48(10): 2699 – 2704.
- [20] LOU S, WU P, YANG C, et al. Structured fault information-aided canonical variate analysis model for dynamic process monitoring. *Journal of Process Control*, 2023, 124: 54 – 69.
- [21] LOU S, YANG C, WU P, et al. Data-driven joint fault diagnosis based on RMK-ASSA and DBSKNet for blast furnace iron-making process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, 21(3): 3826 – 3841.
- [22] LI J, HUA C, YANG Y. A novel multiple-input-multiple-output random vector functional-link networks for predicting molten iron quality indexes in blast furnace. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(11): 11309 – 11317.
- [23] AN Jianqi, CHEN Yifei, WU Min. A prediction method for carbon monoxide utilization ratio of blast furnace based on improved support vector regression. *CIESC Journal*, 2015, 66(1): 206 – 214. (安剑奇, 陈易斐, 吴敏. 基于改进支持向量机的高炉一氧化碳利用率预测方法. *化工学报*, 2015, 66(1): 206 – 214.)
- [24] FU Z, XIE W, RAKHEJA S, et al. Adaptive optimal control of unknown nonlinear systems with different time scales. *Neurocomputing*, 2017, 238: 179 – 190.
- [25] AN J, CHEN H, WU M, et al. Two-layer fault diagnosis method for blast furnace based on evidence-conflict reduction on multiple time scales. *Control Engineering Practice*, 2020, 101: 104474.
- [26] AN J, SHEN X, WU M, et al. A multi-time-scale fusion prediction model for the gas utilization rate in a blast furnace. *Control Engineering Practice*, 2019, 92: 104 – 120.
- [27] YIN F, AN J, SHEN X, et al. Interval prediction model of blast furnace gas utilization rate based on multi-time-scale. *The 39th Chinese Control Conference*. Shenyang, China: IEEE, 2020, 7: 2300 – 2305.
- [28] XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(6): 915 – 922. (徐可, 陈宗海, 张陈斌, 等. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断. *控制理论与应用*, 2019, 36(6): 915 – 922.)
- [29] MAURYA S, SINGH V, VERMA N. Condition monitoring of machines using fused features from EMD-based local energy with DNN. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 204(15): 8316 – 8327.
- [30] ZHOU Y, LING B, MO X, et al. Empirical mode decomposition-based hierarchical multiresolution analysis for suppressing noise. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(4): 1833 – 1845.
- [31] GUO R, WANG Y, ZHANG H, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearings using EMD-RISI-LSTM. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1 – 12.
- [32] LIU Zhuo, TANG Jian, CHAI Tianyou, et al. Selective ensemble modeling approach for mill load parameter forecasting based on multi-modal feature sub-sets. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(8): 1921 – 1931. (刘卓, 汤健, 柴天佑, 等. 基于多模态特征子集选择性集成建模的磨机负荷参数预测方法. *自动化学报*, 2021, 47(8): 1921 – 1931.)
- [33] DAVID N, RESHEF, YAKIR A, et al. Detecting novel associations in large data sets. *Science*, 2011, 334(6062): 1518 – 1524.
- [34] AN J, YIN F, WU M, et al. Multisource wind speed fusion method for short-term wind power prediction. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(9): 5927 – 5937.
- [35] CHEN Y, BRUSCHETTA M, CUCCATO D, et al. An adaptive partial sensitivity updating scheme for fast nonlinear model predictive control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 64(7): 2712 – 2726.
- [36] XIAO H, CHEN C. Incremental updating multirobot formation using nonlinear model predictive control method with general projection neural network. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(6): 4502 – 4512.
- [37] JIN Q, WU S, ZHANG R. Improved constrained model predictive tracking control for networked coke furnace systems over uncertainty and communication loss. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(5): 1877 – 1884.
- [38] KOU P, LIANG D, YU L, et al. Nonlinear model predictive control of wind farm for system frequency support. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(5): 3547 – 3561.
- [39] YI Chengming, ZHOU Ping, CHAI Tianyou. Data-driven just-in-time learning based adaptive predictive control for blast furnace iron-making. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(2): 295 – 306. (易诚明, 周平, 柴天佑. 基于即时学习的高炉炼铁过程数据驱动自适应预测控制. *控制理论与应用*, 2020, 37(2): 295 – 306.)
- [40] MACIEJOWSKI J. *Predictive Control: With Constraints*. San Antonio: Pearson Education, 2002: 36 – 290.
- [41] GHESI G. Robust structural stability, stability margins, and maximum uncertainty amplification for 2-D uncertain systems via structured Lyapunov functions and matrix annihilators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(7): 3963 – 3977.
- [42] MIN H, SHI S, XU S, et al. Fixed-time Lyapunov criteria of stochastic nonlinear systems and its generalization. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(8): 5052 – 5058.
- [43] WANG W, DOGANÇAY K. Transient performance analysis of geometric algebra least mean square adaptive filter. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2021, 68(8): 3027 – 3031.
- [44] SHEN J, ZHANG X, WANG Z, et al. An improved empirical mode decomposition of electroencephalogram signals for depression detection. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2022, 13(1): 262 – 271.

#### 作者简介:

**安剑奇** 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能控制、过程控制、机器人和工程机械控制, E-mail: anjianqi@cug.edu.cn;

**赵国宇** 硕士研究生, 目前研究方向为智能控制、过程控制和机器学习, E-mail: zhaoguoyu@cug.edu.cn;

**何勇** 教授, 博士生导师, 目前研究方向为时滞控制系统、鲁棒控制和过程控制, E-mail: heyong08@cug.edu.cn;

**李炜俊** 硕士, 目前研究方向为智能控制、过程控制和机器学习, E-mail: 1982757254@qq.com;

**郭云鹏** 博士研究生, 目前研究方向为智能控制、过程控制和机器学习, E-mail: guoyunpeng@cug.edu.cn;

**吴敏** 教授, 博士生导师, 目前研究方向为过程控制、鲁棒控制和智能系统, E-mail: wumin@cug.edu.cn.