

数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型

乔景慧¹ 柴天佑²

摘要 水泥生料在分解炉内分解过程的质量指标是生料分解率 (Raw meal decomposition ratio, RMDR), 由于生料边界条件频繁变化且人工离线检测周期为 2 小时, 致使产品质量指标合格率极低且极易造成预热器 C5 下料管堵塞. 为了解决上述问题, 本文提出了基于数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型, 由基于 Kullback-Leibler (KL) 散度密度比的异常值检测、基于机理模型的生料分解率模型、基于层级 Sigmoid (S) 核函数的生料分解率模型、生料分解率离线检测模型和基于模糊模型的协调因子组成. 实际应用结果表明, 所提出的模型能够根据当前工况的变化选择正确的子模型, 并且使生产远离故障工况.

关键词 生料分解过程, 生料分解率, 软测量模型, 层级 S 核函数, 协调因子

引用格式 乔景慧, 柴天佑. 数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型. 自动化学报, 2019, 45(8): 1564–1578

DOI 10.16383/j.aas.c180734

Data and Model-based Soft Measurement Model of Cement Raw Meal Decomposition Ratio

QIAO Jing-Hui¹ CHAI Tian-You²

Abstract The raw meal decomposition (RMDR) is a quality index in cement raw meal calcination process. The product quality index is low and it is easy to cause the preheater C5 feeding tube to be blocked because of varying boundary conditions and manual offline detection period of two hours. The product quality index is low and it is easy to cause the preheater C5 feeding tube to be blocked. To solve the above problem, a soft measurement model of raw meal decomposition ratio was proposed based on data and model. This model for raw meal calcination process consists of five modules, namely an outlier detection based on Kullback-Leibler (KL) divergence density ratio, a raw meal decomposition ratio model based on mechanism model, a raw meal decomposition ratio model based on hierarchical Sigmoid (S) kernel function, an offline detection model, and a coordination factor based on fuzzy model. The actual application results show that the model proposed can select right submodel according to current operating conditions, and is far from fault condition by the practical application results.

Key words Raw meal calcination process, raw meal decomposition ratio (RMDR), soft measurement model, hierarchical Sigmoid kernel function, coordination factor

Citation Qiao Jing-Hui, Chai Tian-You. Data and model-based soft measurement model of cement raw meal decomposition ratio. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(8): 1564–1578

复杂工业过程运行优化控制^[1-2] 需要准确检测与生产过程中产品质量、产量、效率、能耗等指标相

关的难以直接测量的过程参数^[3-4], 如水泥熟料生产过程中的生料分解率 (Raw meal decomposition ratio, RMDR)、回转窑烧成带温度、烧成带长度、回转窑内物料停留时间、废气氮氧化物及氧含量、熟料游离氧化钙含量^[5-6]. 这些过程参数的实时检测一直是水泥熟料生产过程亟待解决的难题. 产品质量指标生料分解率决定台时产能、熟料热耗、回转窑负荷率及预热器 C5 下料管堵塞概率^[7]. 实际中, 生料分解率由人工取样每隔 1 小时检测一次, 这样影响生产的正常运行. 因此, 水泥生料分解过程生料分解率的研究是至关重要的.

实际中, 为了获得生料分解率软测量值, 需要采集离线及在线辅助变量数据. 因此, 需要对这些辅助变量进行异常值检测, 常用的检测方法有基于距离的异常值检测^[8]. 然而它没有考虑局部密度的变化,

收稿日期 2018-11-05 录用日期 2019-03-25
Manuscript received November 5, 2018; accepted March 25, 2019

国家自然科学基金 (61573249), 中国博士后科学基金 (2014M561249, 2015T80268), 辽宁省博士科研启动基金 (201501082), 流程工业综合自动化国家重点实验室开放课题基金 (PAL-N201408) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61573249), China Postdoctoral Science Foundation (2014M561249, 2015T80268), Liaoning Province Doctoral Research Foundation (201501082), and State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries (PAL-N201408)

本文责任编辑 王占山

Recommended by Associate Editor WANG Zhan-Shan

1. 沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870 2. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室 沈阳 110819

1. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819

仅适用于全局异常值检测, 不适用于局部异常值检测. 目前, 基于密度的异常值检测方法得到广泛应用, 如文献 [9-10], 但是对于未知样本计算概率密度是很困难的. 因此, 采用不计算概率密度而直接进行密度比评估的 Kullback-Leibler (KL) 散度密度比的异常值检测方法^[11].

对于水泥生料分解过程的研究, 文献 [12] 提出了递归限定记忆主元分析与最小二乘支持向量机结合的生料分解率软测量模型. 采用鲁棒 3σ 检测采样数据的异常值, 选择高斯核函数与线性核函数. 但是, 当生料成分稳定时, 没有采用机理模型计算生料分解率. 文献 [13] 建立了基于二维数据投影映射的生料分解率动态软测量模型, 同时进行了实验室仿真验证. 文献 [14] 提出了层级建模方法, 建立了适用于大型回转窑的混合的二维和三维计算流体动态模型. 文献 [15] 建立了一个基于数据驱动的分解率仿真实验模型, 通过调整分解炉给煤量控制生料分解率. 文献 [16] 为了分解炉优化设计, 通过分析历史数据和经验数据建立了多个线性回归模型.

1 生料分解过程工艺描述及质量指标

1.1 生料分解过程工艺描述

生料分解过程工艺流程如图 1 所示. 生产过程

包括 5 级预热器、1 台分解炉和 1 台回转窑. 生料在 5 级预热器预热后进入分解炉, 分解率达到 85%~94%. 分解后的生料由第 5 级预热器进入回转窑, 生料在经过预热器和分解炉后被逆向前进的热气流加热, 来自煤粉仓的煤粉与三次风混合一起喷入分解炉. 图 1 中变量及符号如表 1 所示.

表 1 图 1 中各变量及符号的含义
Table 1 The meaning of variables and symbols in Fig. 1

变量	含义	变量	含义
(M)	电机	C_i	第 i 个预热器
$F(t)$	生料流量	TT	温度传感器
C	控制器	T_{csp}	分解炉温度设定值
$T_{c5\ max}$	C5 温度最大值	F_{ref}	生料流量参考值
$T_c(t)$	分解炉温度反馈	$T_{c5}(t)$	预热器 C5 温度反馈
$\Delta u_{c1}(t)$	控制器 T_{c1} 输出	$\Delta u_{c2}(t)$	控制器 T_{c2} 输出
$\Delta u_f(t)$	控制器 FC 输出	γ_a	分解率实际检测值
$\Delta u_c(t)$	控制器输出增量	$\Delta u(t)$	控制器输出

实际生产中, 没有在线分析仪表检测生料分解率. 因此, 生料分解率只能由人工离线检测, 即每隔

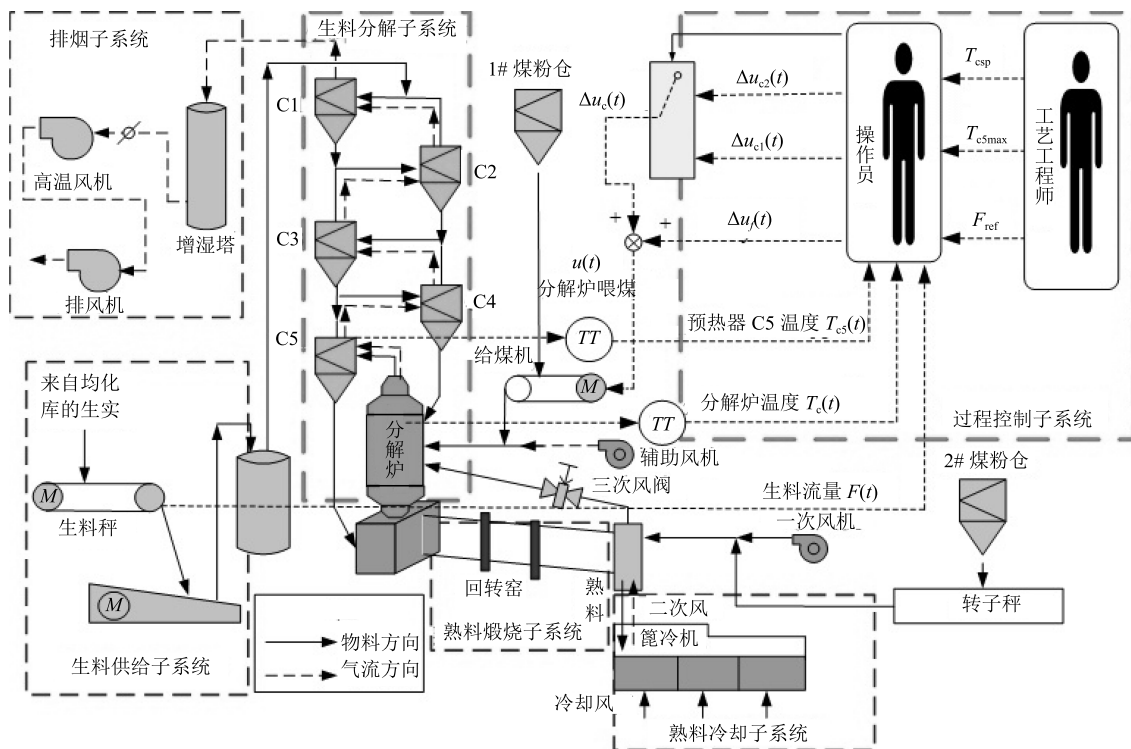


图 1 生料分解过程工艺流程及控制现状

Fig. 1 Process flow diagram and current control for raw meal calcination process

1 小时在回转窑窑尾取样一次, 采用二氧化碳体积法测定生料分解率^[17], 检测周期为 2 小时, 严重滞后. 由于生料分解率影响台时产能、熟料热耗及回转窑负荷率. 因此, 必须建立生料分解率的在线模型.

1.2 生料分解过程质量指标

在工业生产中, 衡量分解炉工作效率及安全的重要指标是生料分解率, 它是指生料经过分解炉和预热器 C5 后, 分解成氧化物的碳酸盐占总碳酸盐的百分比. 生料分解率决定生料分解过程的产能指标——台时产能、熟料热耗和回转窑负荷率, 决定生料分解过程的安全——预热器 C5 下料管堵塞概率.

1) 生料分解率与台时产能的关系

台时产能是单位时间 (小时) 内生产熟料的质量 (吨), 如式 (1) 所示.

$$G = 0.024(1 + \gamma)D^{2.5}L \quad (1)$$

其中, G 代表设备熟料小时产能 (t/h), γ 表示生料分解率 (表示为小数形式), D 和 L 分别代表回转窑胴体直径和回转窑长度 (m).

台时产能 G 与生料分解率 γ 的关系曲线如图 2 所示. 式 (1) 和图 2 表明, 台时产能 G 与生料分解率 γ 成正比, 即台时产能 G 随着生料分解率 γ 的增加而增大.

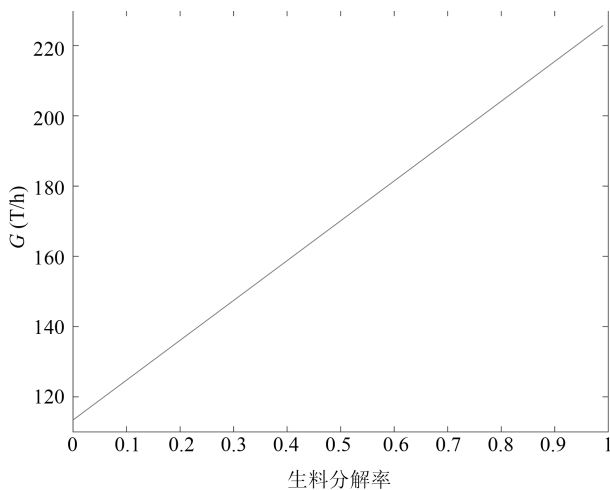


图 2 台时产能与生料分解率关系曲线

Fig. 2 The relationship curve between the production hourly and raw meal decomposition ratio

2) 生料分解率影响熟料热耗

在实际生产中, 生料分解率 γ 偏高时, 会使预热器 C5 下料管堵塞, 甚至使生产停产; 生料分解率 γ 过低, 会使生料预热效果差, 根据式 (2) 将增加下一工序 (即回转窑内烧结) 的热负荷即熟料热耗, 熟料热耗 q 与生料分解率 γ 的关系曲线如图 3 所示.

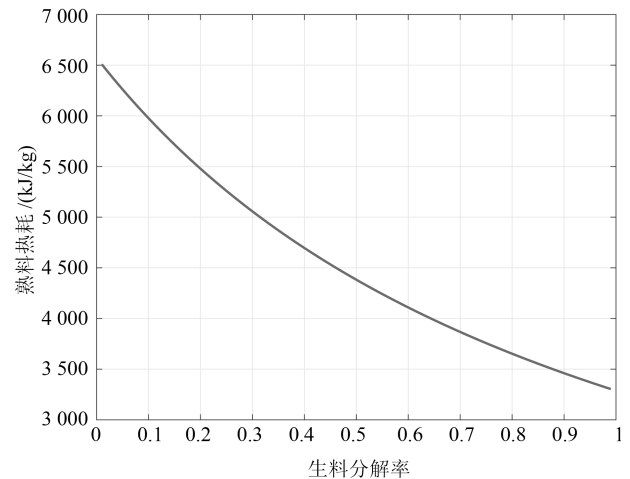


图 3 熟料热耗与生料分解率关系曲线

Fig. 3 The relationship curve between clinker heat consumption and raw meal decomposition ratio

$$q = \frac{MQ}{0.024(1 + \gamma)D^{2.5}LR} \quad (2)$$

其中, Q 为燃料热值 (kJ/kg), M 代表每小时入回转窑燃料消耗量 (t/h), R 是入回转窑燃料比 (用小数表示), q 表示熟料热耗 (kJ/kg 熟料), γ 为生料分解率 (表示为小数形式), D 和 L 分别代表回转窑胴体直径和回转窑长度 (m).

图 3 表明, 在煤粉燃料热值 Q 、每小时入回转窑燃料消耗量 M 为定值时, 回转窑内熟料热耗 q 与生料分解率 γ 成反比. 因此, 当生料分解率低于实际值, 回转窑内熟料热耗 q 将增加. 但是, 实际中随着生料成分及入窑分解率的变化, 入回转窑和分解炉的煤粉质量是发生变化的, 根据式 (2), 可以得出熟料热耗 q 与回转窑耗煤量 M 和生料分解率 γ 之间的关系曲线, 如图 4 所示.

图 4 表明, 在煤粉燃料热值 Q 为定值时, 回转窑内熟料热耗 q 与每小时入回转窑燃料消耗量 M 成正比, 与生料分解率 γ 成反比.

3) 生料分解率影响回转窑负荷率

实际生产中, 生料分解率 γ 还影响回转窑负荷率 φ . 为了稳定整个生产热工工况, 要求回转窑内物料负荷率尽量保持不变, 一般要求负荷率 $\varphi = 5\% \sim 13\%$, 如式 (3)~(5) 所示.

$$\varphi = \frac{1.667TGR_c}{0.785D^2Lr_m} \times 100\% \quad (3)$$

$$T = \frac{1.17L\sqrt{\alpha_m}}{SDn} \quad (4)$$

$$R_c = \frac{1 + (k_s - 0.55\gamma)}{2} \quad (5)$$

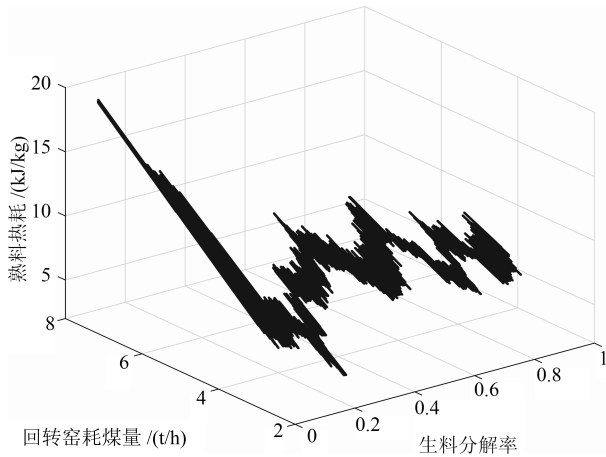


图 4 熟料热耗与生料分解率和回转窑耗煤量关系曲线
Fig. 4 The relationship curve among the clinker heat consumption and raw meal decomposition ratio and feed coal of rotary kiln

其中, φ 表示负荷率 (%), G 为设备熟料小时产能 (t/h), R_c 为煅烧 1 kg 熟料所需回转窑内物料量, T 为物料在回转窑内停留时间 (min), γ 为生料分解率 (表示为小数形式), D 和 L 分别代表回转窑胴体直径和回转窑长度 (m). r_m 代表回转窑内物料平均堆积密度 (kg/m^3), S 和 α_m 分别代表回转窑斜度和物料自然休止角 (度), n 是回转窑转速 (r/min), k_s 为实际物料消耗量.

根据式 (3)~(5), 回转窑内物料负荷率 φ 与生料分解率 γ 和回转窑转速 n 之间的关系如图 5 所示. 图 5 表明, 回转窑负荷率 φ 与回转窑转速 n 成反比, 随生料分解率 γ 的增大而增大.

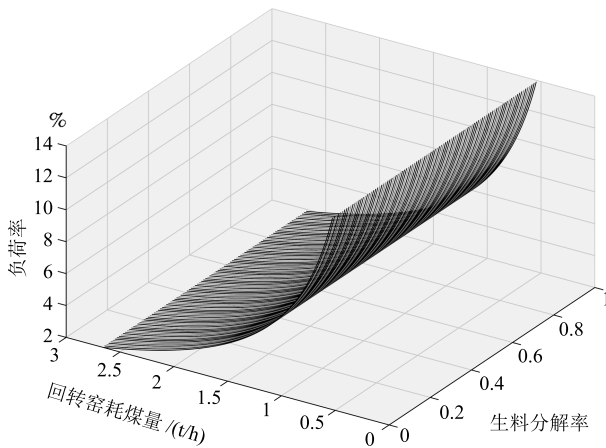


图 5 回转窑负荷率与生料分解率和回转窑转速关系曲线
Fig. 5 The relationship curve among the load rate and raw meal decomposition ratio and rotary kiln speed

根据式 (1)~(5), 生料分解率 γ 影响回转窑台时产能 G , 熟料热耗 q 和负荷率 φ . 因此, 必须精确

确定生料分解率.

1.3 生料分解率实际检测

在工业生产中, 衡量分解炉工作效率的重要指标是生料分解率, 它是指生料经过分解炉和预热器 C5 后, 分解成氧化物的碳酸盐占总碳酸盐的百分比. 这样提高入回转窑的生料分解率是减轻回转窑内热负荷和提高产量的关键. 但是生料分解率控制过高, 会产生预热器 C5 下料管堵塞现象, 使生产停产; 反之, 生料分解率控制过低, 没有充分发挥分解炉的作用, 会使得生料预热效果差且加大回转窑的热负荷, 降低产能. 因此, 分解率指标广泛地应用于实际生产过程中.

实际生产中, 实验室检测人员每间隔 1 小时在窑尾取样一次, 通常采用表观分解率 γ 衡量生料分解率, 如式 (6) 所示.

$$\gamma = \frac{100(L_1 - L_2)}{L_1(100 - L_2)} \times 100\% \quad (6)$$

其中, L_1 和 L_2 分别代表出均化库生料 CO_2 的百分含量和预热器 C5 下料管入回转窑生料 CO_2 的百分含量 (%).

根据式 (1) 和式 (6), 调度员计算台时产量 G 随出均化库生料 CO_2 的百分含量 L_1 和预热器 C5 下料管入回转窑生料 CO_2 的百分含量 L_2 之间的关系曲线, 如图 6 所示. 由图 6 可知, 台时产能 G 与出均化库生料 CO_2 的百分含量 L_1 成正比, 而与预热器 C5 下料管入回转窑生料 CO_2 的百分含量 L_2 成反比.

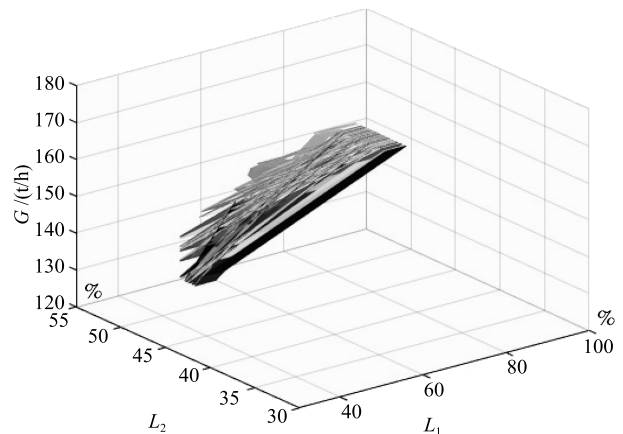


图 6 台时产能与出均化库生料 CO_2 的百分含量和预热器 C5 下料管入回转窑生料 CO_2 的百分含量关系曲线
Fig. 6 The relationship curve among the production hourly and percentage of CO_2 from homogenization and the percentage of CO_2 in raw material from the preheater C5 tube

2 数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型

2.1 生料分解率软测量模型辅助变量选择

生料分解率影响台时产能 G 、熟料热耗 q 和回转窑负荷率 φ ，同时决定预热器 C5 下料管堵塞的概率。但是实际生产中，人工每隔 1 小时检测一次生料分解率。为了实时获得生料分解率软测量模型，必须选择正确的辅助变量，采用文献 [12] 中表 1 的变量作为辅助变量。

2.2 生料分解率软测量模型结构

为了解决生料分解率离线化验周期长，增加台时产能 G ，稳定回转窑内负荷率 φ 及降低熟料热耗 q ，本文提出了基于数据与模型驱动的生料分解率软测量模型，如图 7 所示。

图 7 中， x^1, x^2, \dots, x^d 和 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_b$ 分别为层级 S 核函数的输入变量及隐含层与输出层的权值，图 7 中其他符号的含义如表 2 所示。

如图 7 所示，数据与模型驱动的生料分解率软

表 2 图 7 中各变量的含义
Table 2 The meaning of variables in Fig. 7

变量	含义	变量	含义
$T_c(t)$	分解炉温度反馈	w_b^d	输入层与隐含层权值
$T(t)$	分解炉温度滤波	ζ_b	S 核函数参数
λ	协调因子	$B^{(1)}$	输入变量集
γ_m	模型输出值	$B^{(2)}$	输入变量集滤波值
$f_\theta(x)$	层级 S 函数输出	$\gamma_{\lambda m}$	机理模型输出值
M_1	机理模型	$\gamma_{\lambda h}$	层级模型输出值
M_2	层级模型	γ_a	分解率实际检测值
M_3	离线检测模型	γ	分解率输出值

测量模型由基于 KL 散度密度比的异常值检测、基于机理模型的生料分解率模型、基于层级 S 核函数的生料分解率模型、生料分解率离线检测模型和基于模糊模型的协调因子组成，各部分功能如下所示。

- 1) 基于 KL 散度密度比的异常值检测
将采集的生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、

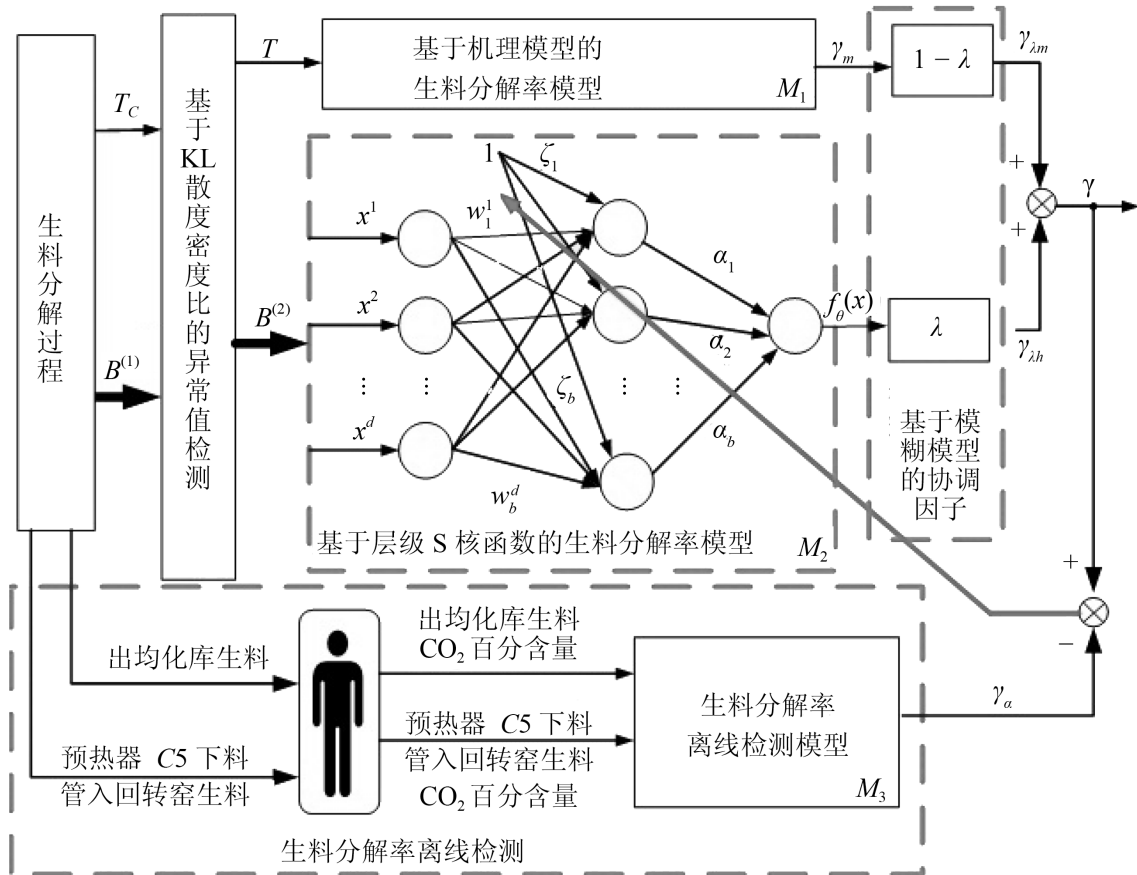


图 7 数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型

Fig. 7 The cement raw meal decomposition ratio model based on data and model

二氧化硅含量及三氧化二铝含量及分解炉温度等, 详细辅助变量参见文献 [12] 的表 1, 采用估计概率密度比 $\omega(x)$ 并使用线性参数模型近似 $\omega(x)$ 的方法, 进行异常值检测.

2) 基于机理模型的生料分解率模型

当生料中的成分稳定时, 在分解温度范围内, 可以由式 (16) 得出生料分解率 γ_m .

3) 基于层级 S 核函数的生料分解率模型

实际生产中, 每一批生料的成分及配料后生料成分是变化的. 同时, 生料分解率会随着生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量成非线性变化的. 采用模仿人类脑细胞的 S 型核函数作为输入输出函数, 建立基于层级 S 核函数的生料分解率模型, 计算生料分解率 $f_\theta(x)$.

4) 生料分解率离线检测模型

实际生产中, 实验室检测人员每隔 1 小时在窑尾取样一次, 检测出均化库生料及预热器 C5 下料管入回转窑生料 CO_2 百分含量, 根据式 (6) 离线计算生料分解率 γ_a .

5) 基于模糊模型的协调因子

生料分解过程中, 生料成分有的在正常范围内, 有的成分不在正常范围内. 因此, 采用基于模糊模型的协调因子对 γ_m 加权, 计算加权后的生料分解率.

2.3 数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型

2.3.1 基于 KL 散度密度比的异常值检测

生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量变化时, 会影响生料的实际分解率^[18]. 根据图 3, 当实际分解率减小或增大时, 熟料在回转窑内的热耗相应地增大或降低. 因此, 必须根据生料成分及时预测生料的分解率. 为了有效的检测采样值的异常数据, 使用基于 KL 散度密度比的方法检测异常数据.

设样本数据集及测试数据集分别为 $\{x'_{i'}\}_{i'=1}^{n'}$ 和 $\{x_i\}_{i=1}^n$, 概率密度分别为 $p'(x)$ 和 $p(x)$, 概率密度比为

$$\omega(x) = \frac{p'(x)}{p(x)} \quad (7)$$

其中, 对于正常样本 $\omega(x)$ 的值接近 1, 对于异常样本 $\omega(x)$ 的值与 1 相差较大的值. 但是, 对于计算得到的密度比 $\omega(x)$, 如果测试样本的概率密度 $p(x)$ 值较小时, 式 (7) 中概率密度 $p'(x)$ 的误差会相应地增大. 因此, 采用估计概率密度比 $\omega(x)$ 并使用线性参数模型近似 $\omega(x)$ ^[19], 如式 (8) 所示.

$$\omega_\alpha(x) = \sum_{j=1}^k \alpha_j \psi_j(x) = \alpha^T \psi(x) \quad (8)$$

其中, $\alpha^T = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$ 代表参数向量, $\psi(x) = (\psi_1(x), \psi_2(x), \dots, \psi_k(x))^T$ 是非负的基函数向量. 因此, 通过调整参数 α 使 $\omega_\alpha(x)p(x)$ 趋近于 $p'(x)$. 对于 $\forall p'(x) \geq 0, p(x) \geq 0$, 定义广义 KL 散度函数如式 (9) 所示.

$$gKL(p' \| p) = \int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{p(x)} dx - \int p'(x) dx + \int p(x) dx \quad (9)$$

使用 $\omega_\alpha(x)p(x)$ 代替式 (9) 中的 $p(x)$, 得

$$gKL(p' \| p) = \int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{\omega_\alpha(x)p(x)} dx - \int p'(x) dx + \int \omega_\alpha(x)p(x) dx \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} \int p'(x) dx &= 1 \\ \int \omega_\alpha(x)p(x) dx &\approx \frac{1}{n} \sum_i^n \omega_\alpha(x_i) \\ \int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{\omega_\alpha(x)p(x)} dx &= \int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{p(x)} dx - \int p'(x) \lg \omega_\alpha(x) dx \end{aligned}$$

因此, 式 (10) 简化为

$$gKL(p' \| p) = \int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{p(x)} dx - 1 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_\alpha(x_i) - \int p'(x) \lg \omega_\alpha(x) dx \quad (11)$$

其中, $\int p'(x) \lg \omega_\alpha(x) dx \approx \frac{1}{n'} \sum_{i'=1}^{n'} \lg \omega_\alpha(x'_{i'})$.

$$gKL(p' \| p) = \int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{p(x)} dx - 1 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_\alpha(x_i) - \frac{1}{n'} \sum_{i'=1}^{n'} \lg \omega_\alpha(x'_{i'}) \quad (12)$$

其中, $\int p'(x) \lg \frac{p'(x)}{p(x)} dx - 1 = C$ 为常数, 由式 (8) 和式 (12), 通过调整参数 α 并忽略 C , 使式 (13) 最小, 即

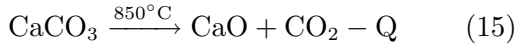
$$\min_\alpha \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_\alpha(x_i) - \frac{1}{n'} \sum_{i'=1}^{n'} \lg \omega_\alpha(x'_{i'}) \right] \quad (13)$$

式 (8) 中的密度比选择高斯核函数, 如式 (14) 所示.

$$\omega_\alpha(x) = \sum_{j=1}^{n'} \alpha_j \exp\left(-\frac{\|x - x'_j\|^2}{2h^2}\right) \quad (14)$$

2.3.2 基于机理模型的生料分解率模型

在生料分解过程中, 生料在分解炉内发生分解反应, 如式 (15) 所示^[20], 分解炉温度与生料分解率之间的动态数学模型如式 (16) 所示^[18].



其中, $-Q$ 表示碳酸钙分解过程吸收热量.

$$\frac{d\gamma_m}{dt} = k_0 \exp\left(-\frac{E}{R(T + 273.13)}\right) (1 - \gamma_m) \quad (16)$$

其中, $k_0 = 6.078 \times 10^7$, $E = 2.05 \times 10^5$ (J/mol), 式 (16) 中参数的含义如表 3 所示.

表 3 式 (16) 中参数的含义

Table 3 The meaning of variables in (16)

变量	含义	变量	含义
k_0	反应速率常数	E	反应活化能
T	分解炉温度	R	气体分子常数

生料分解率与分解炉温度之间的曲线如图 8 所示.

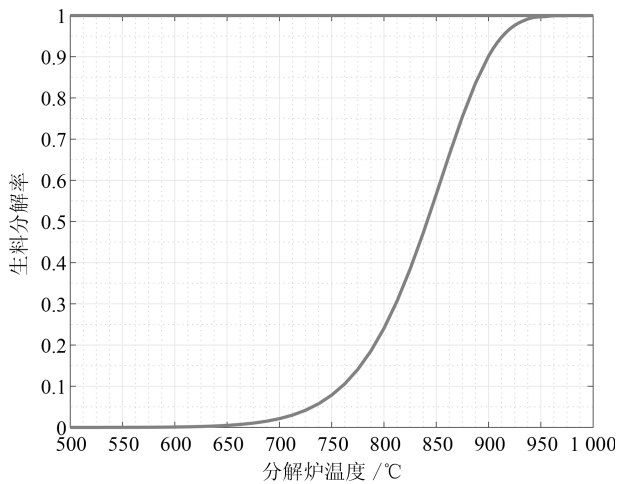


图 8 生料分解率与分解炉温度关系曲线

Fig. 8 The relationship curve between the raw meal decomposition ratio and calciner temperature

图 8 表明, 生料分解率与分解炉温度具有较强的非线性, 生料在分解炉内正常分解温度为 $850 \sim 890^\circ\text{C}$. 因此, 在生料中的成分稳定时, 在分解温度范围内, 可以由式 (16) 得出生料分解率. 但是, 生料中的成分是变化的, 可以采用基于层级 S 核函数驱动的生料分解率模型.

2.3.3 基于层级 S 核函数的生料分解率模型

当生料的成分氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量均在正常值范围内波动时, 采用基于机理模型的生料分解率建模. 但是, 每一批原料中生料的成分及配料后生料成分是变化的. 同时, 生料分解率会随着生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量成非线性变化的. 生料分解率与生料成分之间的关系曲线如图 9 所示.

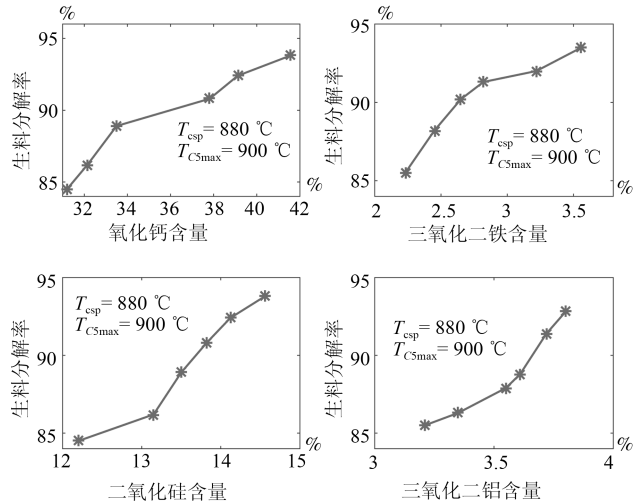


图 9 生料分解率与生料成分关系曲线

Fig. 9 The relationship curve between the raw meal decomposition ratio and raw meal components

为了解决生料成分波动对生料分解率的影响, 采用模仿人类脑细胞的 S 型核函数作为输入输出函数^[21], 建立基于层级 S 核函数的生料分解率模型, 模型输出如式 (17) 所示.

$$f_\theta(x) = \sum_{j=1}^b \alpha_j \phi(x; \beta_j) \quad (17)$$

其中, α_j 代表模型参数, $f_\theta(x)$ 是关于 $\theta = (\alpha^T, \beta_1^T, \dots, \beta_b^T)^T$ 的非线性函数, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_b)^T$, $\phi(x; \beta)$ 为 S 型核函数, 如式 (18) 所示.

$$\begin{cases} \phi(x; \beta) = \frac{1}{1 + \exp(-x^T w - \zeta)} \\ \beta = (w^T, \zeta)^T \end{cases} \quad (18)$$

式 (18) 可简化为

$$\phi(x; w, \zeta) = \frac{1}{1 + \exp(-x^T w - \zeta)} \quad (19)$$

采用文献 [21] 随机梯度下降法训练层级模型,

定义性能函数如式 (20) 所示.

$$\begin{cases} \hat{\theta} = \arg \min_{\theta} J(\theta) \\ J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (\gamma_a - \gamma)^2 \\ \gamma = (1 - \lambda)\gamma_m + \lambda f_{\theta}(x) \end{cases} \quad (20)$$

其中, $\theta = (\alpha^T, w^T, \zeta)^T \in \mathbf{R}^3$, γ_a 为生料分解率实际检测值, 分别计算 $J(\theta)$ 对 α_j , w_j 和 ζ_j 的偏导数, 即 $\nabla J^{(i)}$, 如式 (21) 所示.

$$\begin{cases} \frac{\partial J^{(i)}}{\partial \alpha_j} = -z_{i,j} r_i \\ \frac{\partial J^{(i)}}{\partial w_j} = -\alpha_j z_{i,j} (1 - z_{i,j}) x_i^{(k)} r_i \\ \frac{\partial J^{(i)}}{\partial \zeta_j} = -\alpha_j z_{i,j} (1 - z_{i,j}) r_i \end{cases} \quad (21)$$

其中, $w_j^{(k)}$ 代表向量 w_j 的第 k 个元素, $x_i^{(k)}$ 代表向量 x_i 的第 k 个元素, r_i 为第 i 个采样的残差, 如式 (22) 所示; $z_{i,j}$ 是第 i 个采样的第 j 个核函数, 如式 (23) 所示.

$$r_i = (1 - \lambda)\gamma_m + \lambda f_{\theta}(x) \quad (22)$$

$$z_{i,j} = \phi(x_i; w_j, \zeta_j) \quad (23)$$

随机梯度算法中, 取式 (24) 负梯度方向为搜索方向. 则随机梯度下降法的迭代式如式 (25) 所示.

$$d^{(k)} = -\frac{\nabla J(\theta^{(k)})}{\|\nabla J(\theta^{(k)})\|} \quad (24)$$

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} - \mu_k \frac{\nabla J(\theta^{(k)})}{\|\nabla J(\theta^{(k)})\|}, \quad k = 0, 1, \dots \quad (25)$$

式 (25) 中, 在第 k 次的迭代初始点 $\theta^{(k)}$ 和搜索方向 $d^{(k)}$ 已经确定的情况下, 式 (20) 是关于步长 $\mu > 0$ 的一维函数, 即

$$\varphi(\mu) = J(\theta^{(k)} + \mu d^{(k)}) \quad (26)$$

最优步长 μ_k 利用式 (27) 求得

$$\min_{\mu} \varphi(\mu) = \min_{\mu} J(\theta^{(k)} + \mu d^{(k)}) \quad (27)$$

2.3.4 基于模糊模型的协调因子 λ

由图 9 可知, 生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量与生料分解率成非线性关系. 当生料中的四种成分都在正常波动范围内时, 采用基于机理的生料分解率模型; 否则, 采用基于层级 S 核函数的生料分解率模型. 但是, 实际中生料中有的成分在正常波动范围, 有的成分不在正常范围内, 生料中各成分与生料分解率之

间的关系如式 (28) 所示^[18].

$$\begin{aligned} \gamma(k) = f((T_c(k), T_{C5}(k), C_{Ca}(k), \\ C_{Fe}(k), C_{Si}(k), C_{Al}(k))) \end{aligned} \quad (28)$$

式中, $\gamma(k)$ 表示生料分解率, $T_c(k)$ 和 $T_{C5}(k)$ 分别代表分解炉温度和预热器 C5 出口温度, $C_{Ca}(k)$, $C_{Fe}(k)$, $C_{Si}(k)$ 和 $C_{Al}(k)$ 分别表示生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量.

当分解炉温度 $T_c(k)$ 和预热器 C5 出口温度 $T_{C5}(k)$ 不变时, 生料中四种成分 ($C_{Ca}(k)$, $C_{Fe}(k)$, $C_{Si}(k)$ 和 $C_{Al}(k)$) 分别与生料分解率存在如图 10 所示的运行关系.

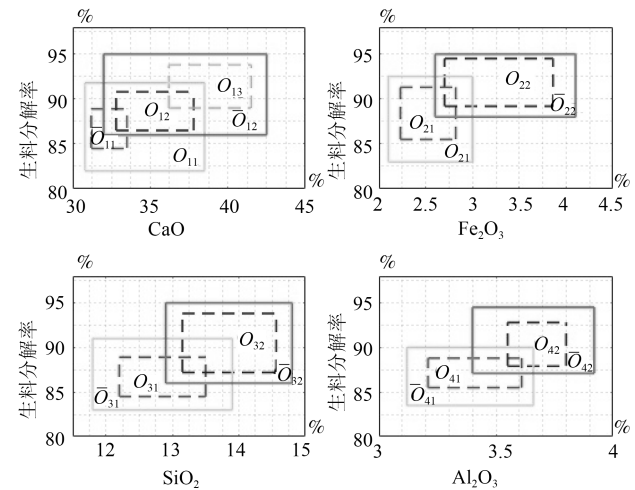


图 10 生料成分与生料分解率关系曲线

Fig. 10 The relationship curve between the raw meal decomposition ratio and raw meal components

图 10 中, O_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2, 3$) 表示目标运行区间, \bar{O}_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2$) 表示最大运行区间; 令 $Z_{\gamma,i} = [\gamma_a(0) - \gamma_i, \gamma_a(1) - \gamma_i, \dots, \gamma_a(N) - \gamma_i]$ 是生料分解率实际检测值 $\gamma_a(k)$ ($k = 0, \dots, N$) 与 O_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2, 3$) 稳态运行点 γ_i 的偏差组成的向量. 根据文献 [22] 基于多模型的生料分解率输出值为 γ_m , 则模型输出 γ_m 与 γ_i 的偏差为 $v_i(k)$, 即 $v_i(k) = \gamma_m - \gamma_i$, 则有 $Z_{v,i} = [v(0), v(1)_i, \dots, v(N)]$, 则目标运行区间 O_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2, 3$) 的范围为

$$\frac{\|Z_{\gamma,i} - Z_{v,i}\|_2}{\|Z_{v,i}\|_2} \leq \zeta_{\text{Target}} \quad (29)$$

其中,

$$\|Z_{\gamma,i}\|_2 = \sqrt{(\gamma(0) - \gamma_i)^2 + \dots + (\gamma(N) - \gamma_i)^2}$$

对于最大运行区间 \bar{O}_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2$),

如式 (30) 所示.

$$\frac{\|Z_{\gamma,i} - Z_{v,i}\|_2}{\|Z_{v,i}\|_2} \leq \zeta_{Tot} \quad (30)$$

这样, 目标运行区间 O_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2, 3$) 和最大运行区间 \bar{O}_{ij} ($i = 1, \dots, 4; j = 1, 2$) 的每一个点可以表示为

$$O_{i,j} = \{(C_{i,j}, \gamma_{i,j}) : C_{n,j} \leq C_{i,j} \leq C_{x,j}, \gamma_{n,j} \leq \gamma_{i,j} \leq \gamma_{x,j}\} \quad (31)$$

$$\bar{O}_{i,j} = \{(C_{i,j}, \gamma_{i,j}) : C_{l,j} \leq C_{i,j} \leq C_{p,j}, \gamma_{l,j} \leq \gamma_{i,j} \leq \gamma_{p,j}\} \quad (32)$$

结合图 10, 目标运行区间的相邻两个运行区间的关系如式 (33) 所示.

$$\left\{ \begin{array}{l} O_{i,j} \cap O_{i,j+1} \neq \emptyset, \quad i = 1, \dots, 4; j = 1, 2, 3 \\ O_{1,1} \cup O_{1,2} \subset \bar{O}_{1,1}, \quad O_{1,2} \cup O_{1,3} \subset \bar{O}_{1,2} \\ O_{2,1} \subset \bar{O}_{2,1}, \quad O_{2,2} \subset \bar{O}_{2,2} \\ O_{3,1} \subset \bar{O}_{3,1}, \quad O_{3,2} \subset \bar{O}_{3,2} \\ O_{4,1} \subset \bar{O}_{4,1}, \quad O_{4,2} \subset \bar{O}_{4,2} \end{array} \right. \quad (33)$$

式 (33) 及图 10 表明, 当生料中某一成分为一个固定值 (如 $C_{Ca}(k) = 31.5\%$) 时, 生料分解率处于目标运行区间 O_{11} 和 O_{12} , 其中 O_{12} 为正常工况, 采用机理模型计算生料分解率; 处于 O_{11} 工况时, 采用基于层级 S 核函数的生料分解率模型计算生料分解率. 因此, 采用基于模糊模型的协调因子计算生料分解率, 如图 11 所示. 令生料中四种成分 $C_{Ca}(k)$, $C_{Fe}(k)$, $C_{Si}(k)$ 和 $C_{Al}(k)$ 的设定值分别为 $C_{CaSP}(k)$, $C_{FeSP}(k)$, $C_{SiSP}(k)$ 和 $C_{AlSP}(k)$, 其中 $e_1(k) = C_{Ca}(k) - C_{CaSP}(k)$, $e_2(k) = C_{Fe}(k) - C_{FeSP}(k)$, $e_3(k) = C_{Si}(k) - C_{SiSP}(k)$ 和 $e_4(k) = C_{Al}(k) - C_{AlSP}(k)$.

1) $e_1(k)$, $e_2(k)$, $e_3(k)$, $e_4(k)$ 和 $\lambda(k)$ 的模糊化

由图 11 可知, $e_1(k)$, $e_2(k)$, $e_3(k)$ 和 $e_4(k)$ 的量化因子分别为 $k_1 = \frac{n_1}{x_1}$, $k_2 = \frac{n_2}{x_2}$, $k_3 = \frac{n_3}{x_3}$ 和 $k_4 = \frac{n_4}{x_4}$, $\lambda(k)$ 的比例因子 $k_u = \frac{l}{m}$, 则 $E_1(k)$, $E_2(k)$, $E_3(k)$, $E_4(k)$ 和 $\lambda(k)$ 分别为

$$\left\{ \begin{array}{l} E_1(k) = k_1 \times e_1(k) \\ E_2(k) = k_2 \times e_2(k) \\ E_3(k) = k_3 \times e_3(k) \\ E_4(k) = k_4 \times e_4(k) \\ \lambda(k) = k_u \times U \end{array} \right. \quad (34)$$

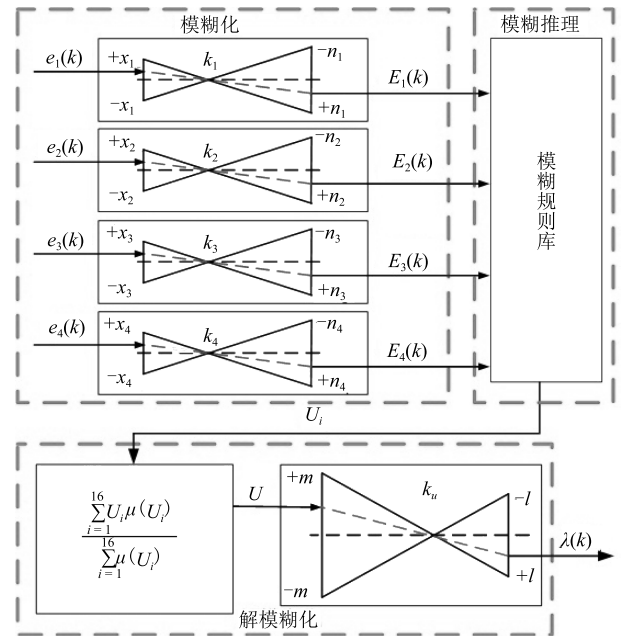


图 11 基于模糊模型的协调因子结构

Fig. 11 The structure of coordination factor based on fuzzy model

其中, $E_1(k)$, $E_2(k)$, $E_3(k)$ 和 $E_4(k)$ 在各自论域上的模糊子集个数为 5, 分别为负大 (NB), 负小 (NS), 零 (ZE), 正小 (PS) 和正大 (PB).

2) 模糊推理

采用文献 [23] 方法建立模糊规则, 如式 (35) 所示.

$$\text{If } E_1(k) \text{ is } A_1 \text{ and } \dots \text{ and } E_p(k) \text{ is } A_q, \text{ then } U_i \text{ is } B_q \quad (35)$$

其中, $p = 4$, $q = 5$, $i = 1, 2, 3, \dots, 16$, 选择 $E_1(k)$, $E_2(k)$, $E_3(k)$, $E_4(k)$ 和 U 的隶属函数为对称三角形隶属函数, 如图 12 所示. 输入 $E_1(k)$, $E_2(k)$, $E_3(k)$ 和 $E_4(k)$ 共有规则数量如式 (36) 所示.

$$\prod_{i=1}^4 N_i = N_1 \times N_2 \times N_3 \times N_4 \quad (36)$$

其中, $N_i = 5$, 采用图 13 所示的模糊推理过程.

采用重心法解模糊化得到协调因子. 由图 12 可知, 对于任何 $E_1(k)$, $E_2(k)$, $E_3(k)$ 和 $E_4(k)$ 所对应的模糊子集的最大个数为 16. 因此, 只需要计算这 16 个模糊子集所对应的输出模糊集的隶属度 $\mu(U_i)$ ($i = 1, 2, \dots, 16$), 如式 (37) 所示.

$$U(k) = \frac{\sum_{i=1}^{16} U_i \mu(U_i)}{\sum_{i=1}^{16} \mu(U_i)} \quad (37)$$

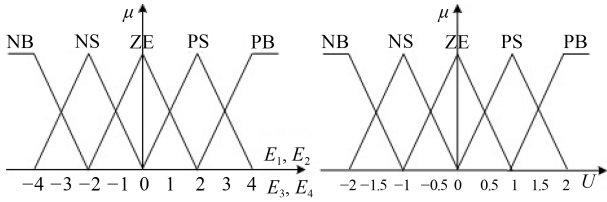


图 12 误差 E_1, E_2, E_3 和 E_4 及输出 U 的隶属函数
Fig. 12 The membership functions of E_1, E_2, E_3 and U

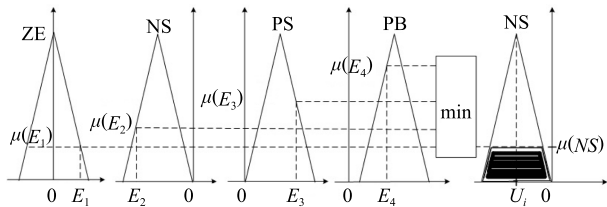


图 13 模糊推理过程
Fig. 13 The fuzzy inference process

式中, $\mu(U_i)$ 代表第 i 条规则输出量模糊集的隶属度, U_i 是第 i 条规则结论部分隶属函数的中心。

根据图 11 及式 (37), 协调因子 $\lambda(k)$ 如式 (38) 所示。

$$\lambda(k) = k_u \times U(k) \quad (38)$$

其中, $k_u = \frac{l}{m}$ 且 $l = 1$ 。

3 仿真验证

为了验证本文提出的水泥生料分解过程生料分解率软测量模型的有效性, 首先在实验室进行了基于数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型仿真实验, 在第 4 节中进行了工业应用验证。

基于 KL 散度密度比的异常值检测模块中, 在线检测数据有分解炉温度、预热器 C5 出口温度、回转窑窑尾温度、C5 下料管温度等; 离线检测数据有生料中氧化钙含量、三氧化二铁含量、二氧化硅含量及三氧化二铝含量等。式 (8) 中的 $\psi(x)$ 选择高斯核函数, 核函数的宽度 $h = 135$, 式 (14) 是凸优化函数, 使用随机梯度下降法计算最优解。在线检测数据以分解炉温度为例, 采集 1700 组数据测试结果如图 14 所示, 离线检测数据以生料中三氧化二铝含量为例, 采集 450 组数据测试结果如图 15 和图 16 所示。

图 14 表明, 分解炉温度在 865°C 时, 密度比为 0.8, 偏离密度比 1, 此值为异常值。

图 15 为采集的 450 组正常数据和测试数据频率直方图, 测试样本中氧化铝含量为 3.75 时有 4 组数据为异常数据; 图 16 表明, 当生料中三氧化二铝含量为 3.75 时, 密度比估计值为 0.81, 偏离密度比估计值 1。所以结合图 15 和图 16, 3.75 为异常值。

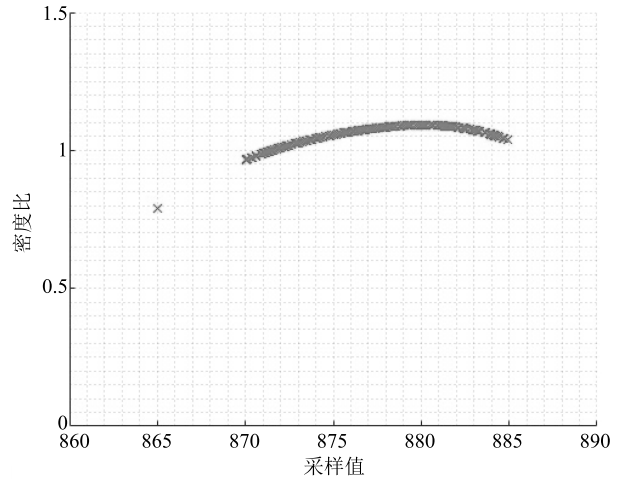


图 14 基于 KL 散度密度比的分解炉温度异常值检测
Fig. 14 Abnormal value detection based on Kullback-Leibler divergence density ratio for calciner temperature

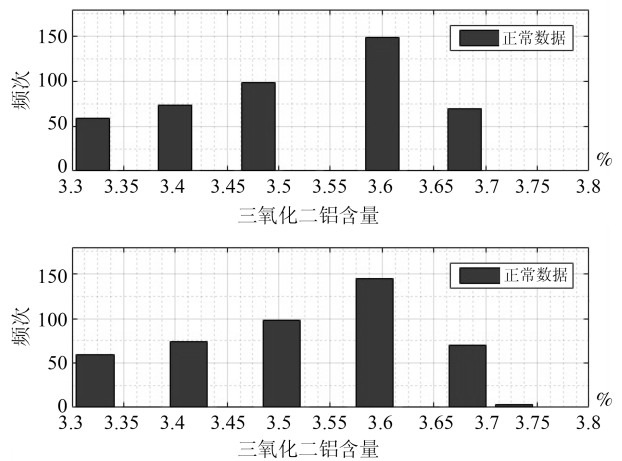


图 15 三氧化二铝含量正常数据和测试数据
Fig. 15 Normal data and test data for Al_2O_3 content

基于模糊模型的协调因子模块, 生料中 4 种成分的设定值分别为: $C_{\text{CaSP}}(k) = 36$, $C_{\text{FeSP}}(k) = 3.4$, $C_{\text{SiSP}}(k) = 13.5$ 及 $C_{\text{AlSP}}(k) = 3.55$, 模糊模型输入因子 $n_1 = 10$, $n_2 = 5$, $n_3 = 8$ 及 $n_4 = 5$, 输出因子 $m = 10$, $l = 1$ 。

基于以上参数, 生料分解率模型输出值与离线检测值如图 17 所示。采用均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 衡量模型输出值 λ 和离线检测值 λ_a 之间的误差, 如式 (39) 所示。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\lambda - \lambda_a)^2} \quad (39)$$

其中, n 代表采样数, 表 4 为本文所提方法与 LS-SVM 和 RFMP-LS-SVM 之间的对比。

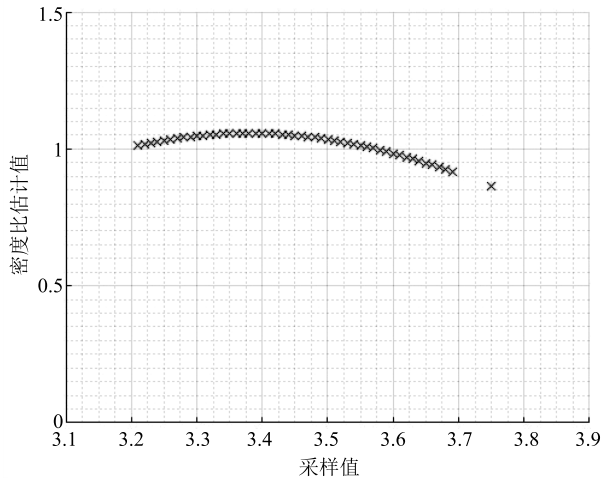


图 16 基于 KL 散度密度比的三氧化二铝含量异常值检测
Fig. 16 Abnormal value detection based on Kullback-Leibler divergence density ratio for Al_2O_3 content

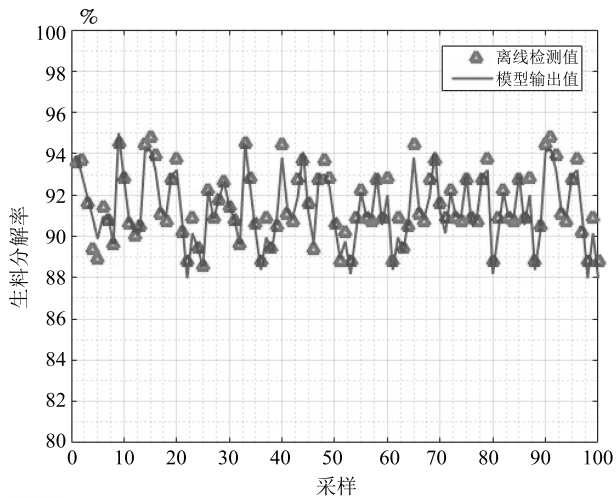


图 17 生料分解率模型输出值与离线检测值曲线
Fig. 17 The curve of model output value and offline detection value for raw meal decomposition ratio

表 4 本文所提方法与 LS-SVM 和 RFMP-LS-SVM 的 RMSE 对比

Table 4 The RMSE comparison among the method proposed and LS-SVM and RFMP-LS-SVM

	LS-SVM	RFMP-LS-SVM	本文方法
RMSE	1.1326	1.0235	1.0198

表 4 中, 使用 LS-SVM、RFMP-LS-SVM 和本文所提方法产生的 RMSE 分别为 1.1325、1.0235 和 1.0198. 使用 LS-SVM 方法误差较大的原因是模型计算时没有对采样数据进行异常值处理, 而 RFMP-LS-SVM 方法使用了鲁棒 3σ 进行异常



图 18 生料分解过程
Fig. 18 The raw meal calcination process

值检测, 本文所提方法使用基于 KL 散度密度比的异常值检测方法, 仿真实验结果表明, 本文所提方法优于 LS-SVM 和 RFMP-LS-SVM 方法.

4 工业应用

本文所提出的数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型已经成功应用于某水泥厂生料分解过程中. 此算法的硬件平台是西门子 S7-400, 软件平台是 Step7 V5.4 与 WinCC V6.2.

4.1 硬件平台

生料分解过程如图 18 所示, 其主控画面如图 19 所示. 硬件平台由 PLC 控制系统、优化设定计算机、工程师站和操作员站、电器及仪表、网络和通讯系统组成, 如图 20 所示.

在图 20 中, PLC 控制系统包括 3 台西门子 S7-400 控制器构成的主站、输入及输出模块、电源模块及 CP443-1 通讯模块, 各个主站通过 Profibus-DP 连接 ET200M 从站. 中控室设置优化设定计算机、工程师站和 3 台操作员站.

4.2 算法实现

生料分解过程中控室安装 3 台操作员站和 1 台工程师站, 其中工程师站除了装有 Step7 和 WinCC 软件外, 还安装 Visual C# 软件, 生料分解率软测量模型算法在 Visual C# 中编程, 通过 OPC 通讯实现, 算法的流程图如图 21 所示.

4.3 参数选择

根据第 2 节的数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型, 模型参数如下所示.

1) 基于 KL 散度密度比的异常值检测模块: 式 (15) 中的核函数的宽度 $h = 135$.

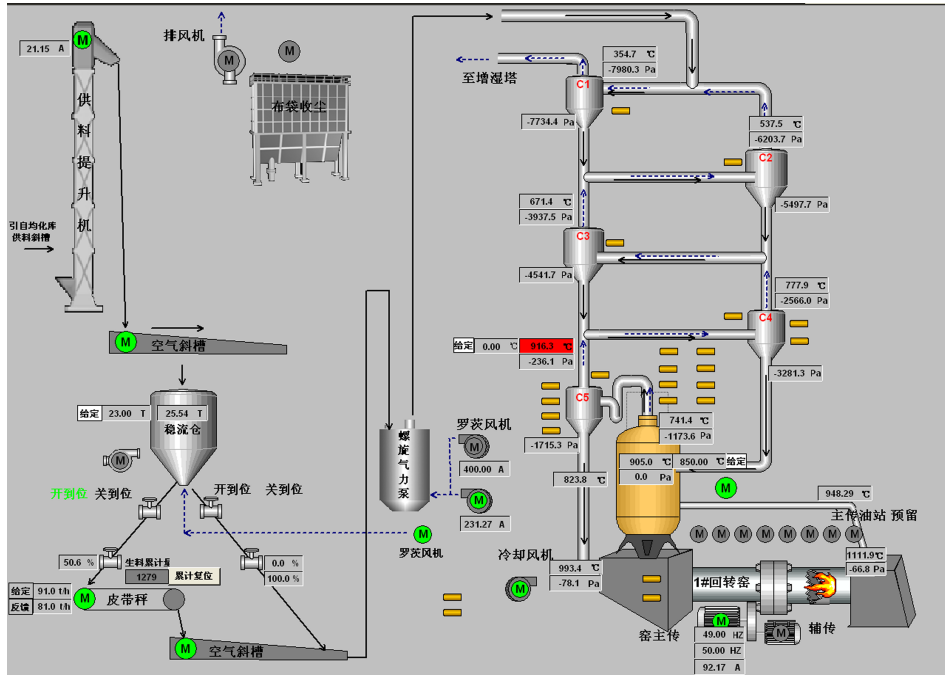


图 19 生料分解过程主控画面

Fig. 19 The main picture of raw meal calcination process

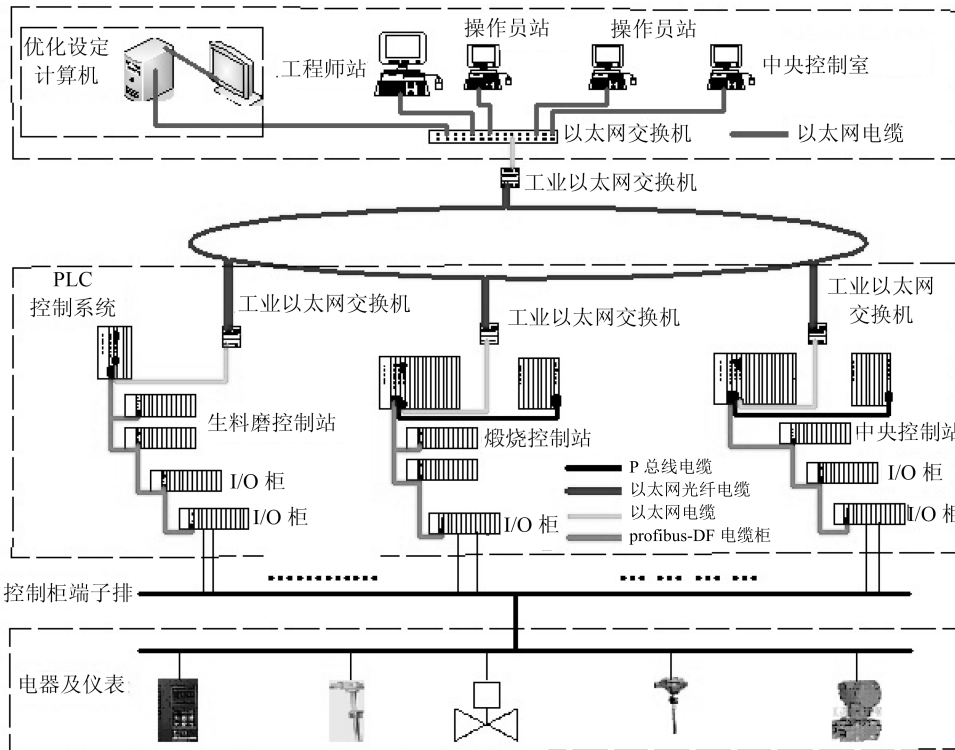


图 20 系统硬件平台

Fig. 20 The architecture of system hardware platform

2) 基于模糊模型的协调因子模块: 参数选择如表 5 所示.

表 5 基于模糊模型的协调因子参数选择
Table 5 Parameters selection based on fuzzy model

参数	值	参数	值
ζ_{Target}	5%	ζ_{Tol}	15%
$C_{\text{CaSP}}(k)$	36%	$C_{\text{FeSP}}(k)$	3.4%
$C_{\text{SiSP}}(k)$	13.5%	$C_{\text{AlSP}}(k)$	3.55%
n_1	10	n_2	5
n_3	8	n_4	5
m	10	l	1

4.4 应用结果

将数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型应用于某水泥生料分解过程, 在 2018 年 10 月 28 日从 11:06 AM 至 15:06 PM 时运行曲线如图 22~24 所示, 曲线的横坐标为时间轴, 纵坐标为各变量的数值轴.

图 22 为基于模糊模型的协调因子运行曲线, 在 2018 年 10 月 28 日 11:06 AM 至 11:42 AM 时, 生料中四种成分变化在正常工况范围内, 如表 6 所示. 此时, 协调因子 $\lambda = 0$, 基于机理的生料分解率模型被采用. 在 12:18 PM 至 12:43 PM 时, 随着生料中

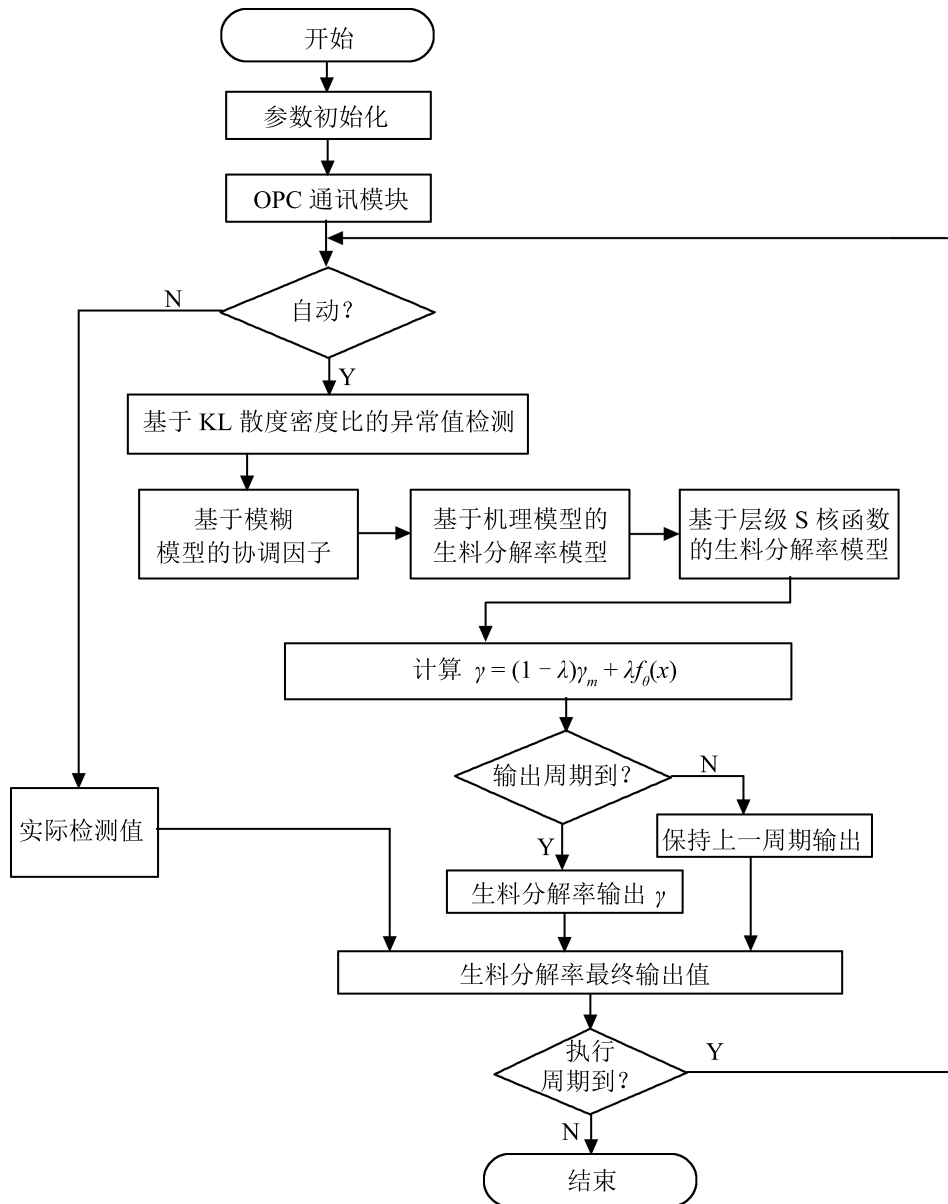


图 21 算法实现控制流程图

Fig. 21 The flow chart of algorithm realization

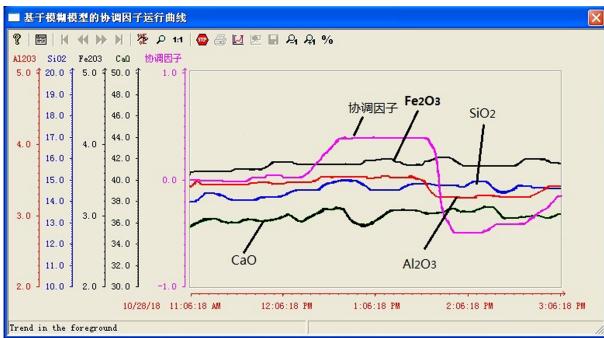


图 22 基于模糊模型的协调因子运行曲线
Fig. 22 The curve of coordination factor based on fuzzy model



图 23 生料分解率运行曲线

Fig. 23 The run curve of raw meal decomposition ratio

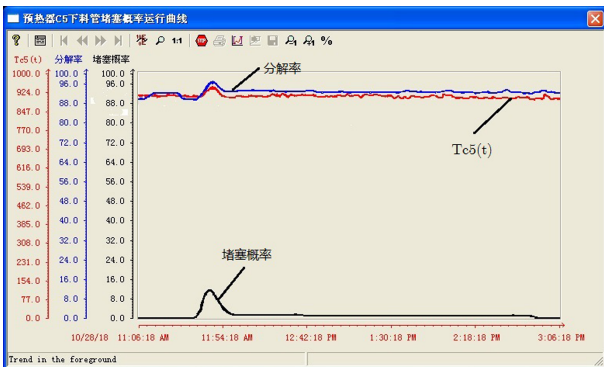


图 24 预热器 C5 下料管堵塞概率与生料分解率和预热器 C5 出口温度之间的关系曲线

Fig. 24 The curve among blocking probability of preheater C5 tube and raw meal decomposition ratio and outlet temperature of preheater C5

表 6 生料中 4 种成分变化范围

Table 6 Range of four components in raw meal

成分	含量 (%)	成分	含量 (%)
CaO	35.5 ~ 36.3	SiO ₂	14.5 ~ 14.9
Fe ₂ O ₃	3.7 ~ 3.85	Al ₂ O ₃	3.45 ~ 3.62

CaO 含量由 36.5% 增大到 37.8%, 协调因子 λ 由 0.1 增大到 0.4, 采用基于机理和层级 S 核函数的生料分解率模型. 在 13:30 PM 至 13:42 PM 时, 生料中 Al₂O₃ 含量由 3.7% 降低到 3.3%, 协调因子 λ 由 0.4 降低到 -0.2.

图 23 为生料分解率运行曲线, 结合图 22, 在 2018 年 10 月 28 日 11:06 AM 至 11:42 AM, 生料分解率 γ 由 90.2% 增大到 95.8%. 在 12:02 PM 至 12:43 PM 时, 生料分解率 γ 由 95.8% 降低到 92.1%. 此时, 从图 24 可知, 预热器 C5 下料管堵塞概率达到 10%. 因此, 结合图 22 ~ 24, 需要根据生料中成分变化, 及时调节入分解炉煤粉量, 使生料分解率达到最佳值, 进而提高台时产能, 降低煤耗.

4.5 结论

本文提出了数据与模型驱动的水泥生料分解率软测量模型. 解决了建模过程采样数据异常值检测及生料分解率实时在线检测的难题, 该模型能够根据当前工况的变化确定模糊协调因子, 进而得出机理与层级 S 核函数加权的生料分解率软测量模型, 降低了预热器 C5 下料管堵塞概率. 所提出的方法已经成功应用于某水泥厂水泥生料分解过程. 下一步着重研究基于知识和数据驱动的水泥生料分解率软测量建模.

References

- Chai Tian-You. Industrial process control systems: research status and development direction. *Scientia Sinica Informationis*, 2016, **46**(8): 1003–1015 (柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向. *中国科学: 信息科学*, 2016, **46**(8): 1003–1015)
- Chai Tian-You. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1744–1757 (柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制. *自动化学报*, 2013, **39**(11): 1744–1757)
- Sun Bei, Zhang Bin, Yang Chun-Hua, Gui Wei-Hua. Discussion on modeling and optimal control of nonferrous metallurgical purification process. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(6): 880–892 (孙备, 张斌, 阳春华, 桂卫华. 有色冶金净化过程建模与优化控制问题探讨. *自动化学报*, 2017, **43**(6): 880–892)
- Fan Jia-Lu, Zhang Ye-Wei, Chai Tian-You. Optimal operational oedback control for a class of industrial process. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(10): 1754–1761 (范家璐, 张也伟, 柴天佑. 一类工业过程运行反馈优化控制方法. *自动化学报*, 2015, **41**(10): 1754–1761)
- Qiao J H, Chai T Y. Intelligence-based temperature switching control for cement raw meal calcination process. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, **23**(2): 644–661
- Qiao Jing-Hui, Chai Tian-You. Temperature switching control integrated with improved ELMAN network and Q learning. *Control Theory and Applications*, 2015, **32**(7): 955–

- 962
(乔景慧, 柴天佑. 改进 ELMAN 网络的 Q 学习温度切换控制. 控制理论与应用, 2015, **32**(7): 955–962)
- 7 Wang J W. *New Dry Cement Production Process Calculation Manual*. Beijing: Chemical Industry Press, 2013. 99–120
(王君伟. 新型干法水泥工艺生产计算手册. 北京: 化学工业出版社, 2013. 99–120)
- 8 Huang J L, Zhu Q S, Yang L J, Cheng D D, Wu Q W. A novel outlier cluster detection algorithm without top- n parameter. *Knowledge-Based Systems*, 2017, **121**: 32–40
- 9 Sugiyama M. *Machine Learning Using Diagrams*. Beijing: Posts and Telecom Press, 2015. 137–142
(杉山将. 图解机器学习. 北京: 人民邮电出版社, 2015. 137–142)
- 10 Sugiyama M. *Introduction to Statistical Machine Learning*. Beijing: China Machine Press, 2018. 464–468
(杉山将. 统计机器学习导论. 北京: 机械工业出版社, 2018. 464–468)
- 11 Wang W, Zhang B J, Wang D, Jiang Y, Qin S, Xue L. Anomaly detection based on probability density function with Kullback-Leibler divergence. *Signal Processing*, 2016, **126**: 12–17
- 12 Qiao J H, Chai T Y. Soft measurement model and its application in raw meal calcination process. *Journal of Process Control*, 2012, **22**: 344–351
- 13 Zhou X J, Wang D H, Shao Z G. 2-D regularized locality preserving projection algorithms for temporospatial feature reduction and its application in industrial data regression. *Neurocomputing*, 2015, **169**: 373–382
- 14 Witt P J, Sinnott M D, Cleary P W, Schwarz M P. Estimating a hierarchical simulation methodology for rotary kilns including granular flow and heat transfer. *Minerals Engineering*, 2018, **119**: 244–262
- 15 Koumboulis F N, Kouvakas N D. Indirect adaptive neural control for precalcination in cement plants. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2002, **60** (5): 325–334
- 16 Fellaou S, Harnoune A, Seghra M A, Bounahmidi T. Statistical modeling and optimization of the combustion efficiency in cement kiln precalciner. *Energy*, 2018, **115**: 351–359
- 17 Xie Ke-Ping. *Refined Operation and Management of Cement New Dry Process*. Beijing: Chemical Industry Press, 2007. 130–161
(谢克平. 水泥新型干法生产精细化操作与管理. 北京: 化学工业出版社, 2007. 130–161)
- 18 Qiao J H, Chai T Y, Wang H. Intelligent setting control for clinker calcination process. *Asian Journal of Control*, 2014, **16**: 243–263
- 19 Nguyen X, Wainwright M J, Jordan M I. Estimating divergence functionals and the likelihood ratio by convex risk minimization. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, **56**: 5847–5861
- 20 Qiao J H, Chai T Y. Quality index modeling based on mechanism and multirate sampled-data in cement raw meal calcination process. In: Proceedings of the 27th Chinese Control and Decision Conference (CCDC2015), Qingdao, China: IEEE, 2015. 23–25
- 21 Masashi S. *Introduction to Statistical Machine Learning*. Beijing: China Machine Press, 2018. 239–244
- 22 Qiao J H, Chai T Y. RMDR optimal setting based on multi-model for raw meal calcinations process. In: Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (CCC2017), Dalian, China: IEEE, 2017. 4494–4499
- 23 Fábio B G, Silvia M N, Renato F, Horacio S. A text summarization method based on fuzzy rules and applicable to automated assessment. *Expert Systems with Applications*, 2019, **115**: 264–275



乔景慧 沈阳工业大学机械工程学院副教授. 2012 年获东北大学控制理论与控制工程专业博士学位. 主要研究方向为复杂工业过程建模与智能控制, 机器学习. 本文通信作者.

E-mail: qiaojh2002@163.com

(QIAO Jing-Hui Associate professor at the School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology. He received his Ph.D. degree in control theory and control engineering in 2012 from Northeastern University. His research interest covers modeling and intelligent control for complex industry systems, and machine learning. Corresponding author of this paper.)



柴天佑 中国工程院院士, 东北大学教授, IEEE Fellow, IFAC Fellow, 欧亚科学院院士. 1985 年获得东北大学博士学位. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化理论、方法与技术.

E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

(CHAI Tian-You Academician of Chinese Academy of Engineering, Professor at Northeastern University, IEEE Fellow, IFAC Fellow, and an Academician of International Eurasian Academy of Sciences. He received his Ph.D. degree from Northeastern University in 1985. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, and integrated automation theory, method and technology of industrial process.)