应用

# 基于信息粒化与模糊规则的烧结过程工况感知

杜 胜[1,2,3]，马 娴[1,2,3]，李 想[1]，曹卫华[1,2,3]，吴 敏[1,2,3]

（1. 中国地质大学（武汉）自动化学院，湖北 武汉 430074；2. 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；3. 地球探测智能化技术教育部工程研究中心，湖北 武汉 430074）

**摘要：** 铁矿石烧结过程是铁前炉料制备的主要工序。烧结矿的质量对高炉冶炼有直接影响。工况是烧结过程燃烧状态的综合体现，而稳定的工况也是提升烧结矿质量的前提。因此，实现烧结过程工况感知对实际生产具有重要的指导意义。提出一种基于信息粒化与模糊规则的烧结过程工况感知方法，利用皮尔逊相关性分析方法对烧结过程参数进行分析，对工况感知模型输入参数的时间序列数据进行信息粒化，构建模糊规则模型，进而实现烧结过程的工况感知，并基于工业实际运行数据对所提出工况感知模型进行验证。试验结果表明，所构建的工况感知模型能够有效的感知工况，可为烧结过程优化决策提供依据和参考。

**关键词：** 信息粒化；模糊规则；烧结过程；工况感知

**中图分类号：** TF046.4；TF52；TP273 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764（2023）06－0124－08

**doi：** 10.13403/j.sjqt.2023.06.093

# Perception of working condition of sintering process based on information granulation and fuzzy rules

DU Sheng[1,2,3], MA Xian[1,2,3], LI Xiang[1], CAO Weihua[1,2,3], WU Min[1,2,3]

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074, Hubei, China; 2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan 430074, Hubei, China; 3. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration, Ministry of Education, Wuhan 430074, Hubei, China)

**Abstract:** The sintering process of iron ore is the main process of pre-iron charge preparation. The quality of sinter has a direct bearing on blast furnace smelting. The working condition is the comprehensive embodiment of the combustion regime of the sintering process, and the stable working condition is also the premise of improving the quality of sinter. Therefore, the working condition perception of the sintering process is instructional for actual production. A working condition perception method of the sintering process based on information granulation and fuzzy rules is proposed. Firstly, the Pearson correlation analysis method is used to analyze the parameters of the sintering process, and the input parameters of the working condition-aware model are selected. Then, the information granulation of the time series data of each input parameter is carried out, and the fuzzy rule model is constructed by using the obtained information granulation, so as to realize the working condition perception of the sintering process. Finally, based on the actually industrial operation data, the proposed working condition perception model is verified. The results show that the working condition perception model constructed in this paper can effectively perceive the working condition, which can provide a basis and reference for the optimized decision of the sintering process.

**收稿日期：** 2023－09－17；**修回日期：** 2023－10－11

**基金项目：** 中国博士后科学基金面上项目（2023M733306）；湖北省自然科学基金青年项目（2022CFB582）；高等学校学科创新引智计划项目（B17040）；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目（2021237）

**作者简介：** 杜 胜（1994—），男，教授，博士，从事复杂工业过程建模与控制方面的研究。

**通信作者：** 吴 敏（1963—），男，教授，博士，从事过程控制、鲁棒控制和智能系统等方面的研究。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

**Key words:** information granulation; fuzzy rules; sintering process; working condition perception

钢铁工业是我国工业的基础，钢铁也是我国目前使用量最大的金属材料，在社会生产生活的各个领域都有着广泛的应用。2022 年，全球粗钢产量达到 18.85 亿吨，中国的粗钢产量为 10.18 亿吨，占全球 54%[1]。烧结作为钢铁生产的重要工序之一，也是钢铁生产中第二高的耗能工序，约为总能耗的 10%～20%[2]。因此如何降低烧结生产能耗，节约工艺成本和提高烧结质量，优化生产效率已成为钢铁行业高质量绿色发展的一个关键问题。

烧结过程机理复杂，通过一系列工序，将铁矿石、石灰石、焦炭等的混合物制造成还原性强、成分合适、透气性好、粒度合理、机械强度合适的烧结矿[3-4]。对整个烧结工艺而言，热状态是烧结过程是否正常进行的重要标志，在整个烧结工艺中有着“承上启下”的关键作用，它既是一定原料参数、设备参数、操作参数在烧结料层中的综合反映，同时它又直接影响着烧结产、质量指标[7]。烧结过程工况即是在烧结机一定运转情况下，某时间段内烧结的燃烧状态，也就是热状态的直接呈现。根据混合料燃烧的完成程度，烧结过程工况可分为过烧、正常和欠烧。过烧会导致烧结产量降低，利用率下降；而欠烧会导致烧结质量低下，产量也会降低[8]。因此，基于对烧结过程中不同工况的有效感知，根据烧结工况做出相应的控制决策对改善烧结质量、节约能耗有关键指导意义。

许多学者对烧结过程工况智能感知进行了研究，并取得了一定成果。CHEN 等[9]采用改进的 K-means 聚类算法来识别烧结过程的运行模式，对烧结过程的工况进行了分类，在不同的工况下实现参数优化。HU 等[10-11]利用亲和传播聚类算法实现了烧结过程工况的自动识别，并利用所提出的最小二乘支持向量机和混合核建模方法建立了碳结效的集成预测模型；提出了一种改进的最大熵聚类算法来识别工作条件，以准确区分异常和正常工况。AN 等[12]提出的一种模糊 C 均值聚类算法来识别由气体热值的大变化引起的不同工况，对烧结中点火过程的工况进行感知，设计在各特定工况下的模糊预测控制器完成对点火温度的控制。虽然相关学者对工况感知方法的探索取得了一定成果，但基于无监督机器学习得到的工况感知结果与真实烧结热状态关联性不高，难以对烧结过程控制与优化起到实质性的指导意义。信息粒化方法可模拟人类分析处理复杂问题的思维[13]，受到了学者们的广泛关注。随着信息粒化不断研究深入，其在处理时间序列方面展现出的强大优势，为烧结工况感知问题的解决指明了新的尝试方向。

本文提出了基于信息粒化与模糊规则的烧结过程工况感知方法。该方法利用信息粒化方法将时间序列转化为信息粒，从而减少时间序列的信息冗余，利用模糊规则来构建工况感知模型，通过模糊化的处理实现感知结果与真实烧结热状态关联，并采用实际工业运行数据对其有效性进行了验证。

## 1　烧结过程描述与工况感知方案

### 1.1　烧结生产工艺

带式抽风烧结机是目前主流的烧结设备。本研究案例的烧结机面积为 360 $m^2$，有 24 个抽风风箱。烧结过程示意如图 1 所示。该过程是将包括铁矿石、返矿、助熔剂、焦炭等原材料聚合成烧结矿。首先，将原料按照一定比例进行配料，并在圆筒中与水进行充分混合，产生的混合料保存到混合料料槽。然后，圆辊将混合料均匀的布料到移动的台车上。在点火炉中，混合料被点燃。此后，混合料在抽风的运作下，开始从上到下燃烧。当燃烧区的前部到达炉算时，混合料彻底燃透并到达烧结终点，烧结燃烧过程结束。

烧结过程主要的检测参数包括抽风风箱中的废气温度($T_i$，$i=1,2,3,5,7,9,11,13,15,17,18,19,20,21,22,23,24$)(℃)、料层厚度($H_M$)(mm)、主烟道废气负压($P_N$)(kPa)、台车速度($V_T$)(m/min)等。烧结过程工况是指在一定操作设置和动力支持下，一段时间内烧结过程的燃烧状态，即燃烧过程参数间相互关系的一种综合表达[8]。烧结过程工况主要有以下 3 类:

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

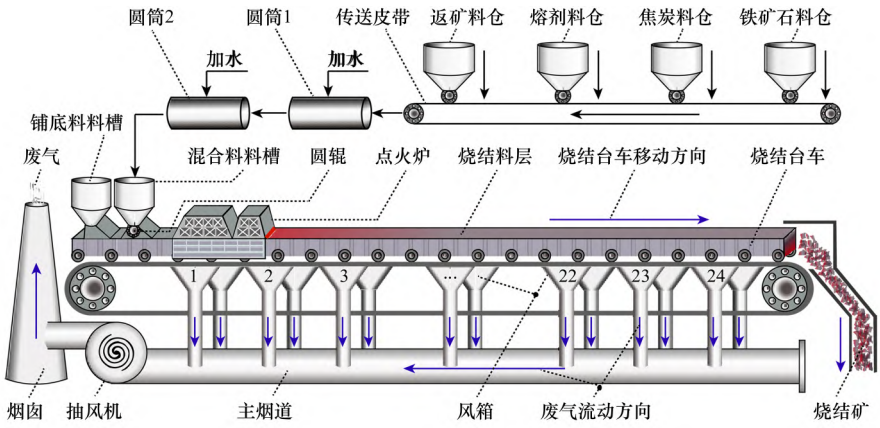



图 1 烧结过程示意

Fig. 1 Schematic of sintering process

(1) 过烧: 混合料提前烧透，烧结机的利用率低而且烧结矿的产量低。此工况的主要表现为烧结终点小于期望下界，且烧结终点温度大于期望阈值。

(2) 正常: 混合料在所需位置彻底烧透，符合生产要求。此工况的主要表现为烧结终点处于期望范围，且烧结终点温度大于期望阈值。

(3) 欠烧: 混合料在卸料时没有烧透，烧结矿的质量差且产量低。此工况的主要表现为烧结终点大于期望上界，或烧结终点温度小于期望阈值。

本文以风箱废气温度拟合得到的烧结终点为研究对象，其原理是根据通过二次曲线拟合后几个风箱废气温度，二次曲线的极值点表示烧结终点温度，极值点对应的位置表示烧结终点位置。风箱废气温度拟合方法示意如图 2 所示，其中 $L_{BTP}$ 表示烧结终点位置(风箱号)，$T_{BTP}$ 表示烧结终点温度(℃)。

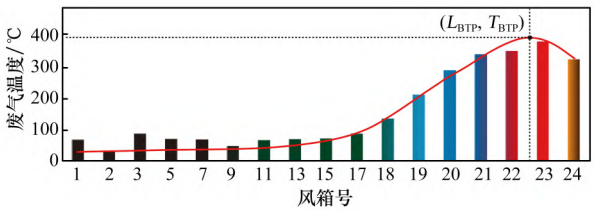



图 2 风箱废气温度拟合趋势

Fig. 2 Fitting trend of exhaust gas temperature in the bellows

### 1.2 工况感知方案设计

烧结工况复杂，参数众多且彼此间存在耦合和相关关系，为了解决模型参数选择，更好的提前感知烧结过程的燃烧状态(过烧、正常和欠烧)，本文设计了如图 3 所示的工况感知方案。此方案首先对烧结过程的检测参数进行相关性分析，并将严重影响烧结终点的检测参数作为工况感知模型输入参数。然后对选择的 $n$ 个输入参数 $p_i(i=1,2,\cdots,n)$ 进行信息粒化，得到它们的信息粒 $\Omega_i$。最后以 $\{\Omega_1,\Omega_2,\cdots,\Omega_n\}$ 为输入构建模糊规则模型，对 $\{\Omega_1,\Omega_2,\cdots,\Omega_n\}$ 进行模糊聚类，并构建模糊规则，最终实现工况感知。

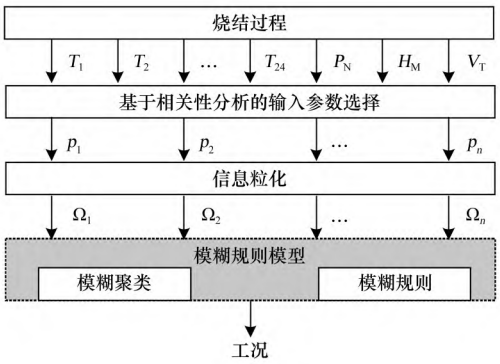



图 3 工况感知方案

Fig. 3 Scheme of operating mode perception

## 2 工况感知模型

### 2.1 参数选择

通过前面的分析可知，工况的主要表现还是体现在烧结终点和烧结终点温度，因此，本文以影响烧结终点变化的程度为选择依据，实现工况感知模型的输入参数选择，并采用皮尔逊相关性系数来分析哪些参数对烧结终点具有显著影响。

对于两个检测参数的时间序列数据

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$\boldsymbol{A}=\{a_1,a_2,\cdots,a_l\}$ 和 $\boldsymbol{B}=\{b_1,b_2,\cdots,b_l\}$（$l$ 是时间序列的长度），它们的皮尔逊相关系数可表示为

$$\gamma=\frac{\sum_{i=1}^{l}(a_i-\overline{\boldsymbol{A}})(b_i-\overline{\boldsymbol{B}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{l}(a_i-\overline{\boldsymbol{A}})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{l}(b_i-\overline{\boldsymbol{B}})^2}} \tag{1}$$

式中：$\overline{\boldsymbol{A}}=\frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}a_i$、$\overline{\boldsymbol{B}}=\frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}b_i$ 表示时间序列数据的平均值。

通过上述方法，本文对烧结过程的 20 个检测参数进行相关性分析，得到了如表 1 所示的结果。根据相关性分析方法的判断依据，本文认为相关性系数大于 0.4 的两个参数之间存在强相关性。从表 1 结果可以看出，与烧结终点有显著相关性的检测参数有 $T_{13}$、$T_{15}$、$T_{17}$、$T_{18}$、$T_{19}$、$T_{20}$、$T_{23}$、$T_{24}$、$P_N$ 和 $V_T$，也就是 $n=10$，同时 $\{p_1,p_2,\cdots,p_n\}=\{T_{13},T_{15},T_{17},T_{18},T_{19},T_{20},T_{23},T_{24},P_N,V_T\}$。从烧结终点的测量机理上分析 $T_{21}$ 和 $T_{22}$ 应该是和烧结终点密切相关的参数，但是经过分析 $T_{21}$ 与烧结终点的相关性系数为 $-0.248$，$T_{22}$ 与烧结终点的相关性系数为 $-0.118$，它们的相关性系数绝对值均大于 0.1。这验证了 $T_{21}$ 和 $T_{22}$ 与烧结终点存在相关性，但并不是强相关性。由于本文构建的模型是一个数据驱动的模型，需要根据数据分析结果来构建模型。因此，如果将额外的检测参数用于构建工况感知模型应该得不到期望的结果，反而会增加模型复杂度和数据冗余。

表 1　检测参数的相关性分析结果

Table 1　Correlation analysis results of the detected parameters

| 参数 | 相关性系数 | 参数 | 相关性系数 |
|---|---|---|---|
| $T_1$ | 0.392 | $T_{18}$ | −0.821 |
| $T_2$ | 0.160 | $T_{19}$ | −0.656 |
| $T_3$ | 0.387 | $T_{20}$ | −0.588 |
| $T_5$ | 0.394 | $T_{21}$ | −0.248 |
| $T_7$ | 0.248 | $T_{22}$ | −0.118 |
| $T_9$ | 0.153 | $T_{23}$ | 0.400 |
| $T_{11}$ | −0.294 | $T_{24}$ | 0.410 |
| $T_{13}$ | −0.484 | $P_N$ | −0.564 |
| $T_{15}$ | −0.700 | $H_M$ | 0.121 |
| $T_{17}$ | −0.831 | $V_T$ | 0.417 |

## 2.2　信息粒化

本文进行时间序列的信息粒化是为了减少时间序列的数据冗余和弱化异常数据的影响。时间序列的信息粒化就是构建具有一定合理性和特殊性的信息粒，以满足合理粒度原理。合理性：在构造的信息粒的边界内所聚集的原始数据要尽可能的多。特殊性：构造的信息粒要具有清晰的语义。本文采用区间信息粒来表示时间序列。

对于一个长度为 $n_0$ 的时间序列 $\boldsymbol{D}_0=\{t_1,t_2,\cdots,t_{n0}\}$。首先对时间序列进行归一化。形成归一化后的时间序列为 $\boldsymbol{D}=\{d_1,d_2,\cdots,d_{n0}\}$，其中

$$d_i=\frac{t_i-t_{\min}}{t_{\max}-t_{\min}},i=1,2,\cdots,n_0 \tag{2}$$

式中：$t_{\min}$ 和 $t_{\max}$ 是时间序列 $\boldsymbol{D}_0$ 的最小值和最大值。

信息粒化就是构建一个区间，使其满足合理粒度原理。也就是，构建的区间信息粒 $\Omega$ 要尽可能的覆盖原始数据，同时具有尽可能小的区间长度。设区间信息粒表示为 $\Omega=[d_L,d_H]$，$d_L$ 表示区间信息粒的下界，$d_H$ 表示区间信息粒的上界。下面定义两个函数来表示 $\Omega$ 的合理性和特殊性，

$$\begin{cases}f_1(\Omega)=\dfrac{1}{n_0}\mathrm{card}\{d_i\in\Omega\wedge d_i\in D\}\\ f_2(\Omega)=\mathrm{e}^{-a|d_H-d_L|}\end{cases} \tag{3}$$

式中：$f_1(\Omega)$ 用于衡量信息粒的合理性；$f_2(\Omega)$ 用于衡量信息粒的特殊性；函数 $\mathrm{card}(\ )$ 表示集合中元素个数；$a$ 表示粒度水平。合理粒度原理也就是要最大化 $f_1(\Omega)$ 和 $f_2(\Omega)$ 的乘积。信息粒化可转化为如下的优化问题：

$$\max: f(\Omega)=f_1(\Omega)\times f_2(\Omega)$$
$$\text{s. t.}\begin{cases}d_{\min}\leqslant d_L\leqslant d_{\mathrm{med}}\\ d_{\mathrm{med}}\leqslant d_H\leqslant d_{\max}\end{cases} \tag{4}$$

式中：$d_{\mathrm{med}}$ 为 $D$ 的中位数；$d_{\max}$ 和 $d_{\min}$ 分别为 $\boldsymbol{D}$ 的最大值和最小值。这个优化问题有两个决策变量。本文采用粒子群优化方法寻找满足上述优化问题的信息粒。经过优化计算，可得到最佳的上界和下界。

检测参数的时间序列数据经过信息粒化，可以得到时间序列的关键信息，这为构建工况感知模型提供了特征输入。对选择的输入参数分别进行

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

上述操作，可以将原本冗余的时间序列数据转化为特征向量。选择的检测参数有 $\boldsymbol{P}=\{p_1,p_2,\cdots,p_n\}$，$n=10$，上述算法的转化过程可以表示为

$$\boldsymbol{P}=\begin{bmatrix}p_1\\p_2\\\vdots\\p_n\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}d_{1,1}&d_{1,2}&\cdots&d_{1,n_0}\\d_{2,1}&d_{2,2}&\cdots&d_{2,n_0}\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\d_{n,1}&d_{n,2}&\cdots&d_{n,n_0}\end{bmatrix}\Rightarrow$$

$$\boldsymbol{\Gamma}=\begin{bmatrix}\Omega_1\\\Omega_2\\\vdots\\\Omega_n\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}d_{1,\mathrm{L}}&d_{1,\mathrm{H}}\\d_{2,\mathrm{L}}&d_{2,\mathrm{H}}\\\vdots&\vdots\\d_{n,\mathrm{L}}&d_{n,\mathrm{H}}\end{bmatrix}\tag{5}$$

式中：$d_{i,j}(i=1,2,\cdots,n,j=1,2,\cdots,n_0$ 表示第 $i$ 个被选择检测参数的第 $j$ 个时间序列数据)；$\Omega_i(i=1,2,\cdots,n$，表示第 $i$ 个被选择检测参数时间序列形成的信息粒)；$d_{i,\mathrm{L}}$ 和 $d_{i,\mathrm{H}}$ 是它的下界和上界，也就是表示检测参数时间序列的波动上下限。

### 2.3 模糊规则模型

工况感知模型是根据检测参数的时间序列数据感知当前烧结过程的燃烧状态，相对于完全燃烧后依据机尾断面图像和烧结终点位置来判断工况而言，工况感知能更早的得到未来的工况，提前给操作人员提供参考依据，对保障烧结过程的运行稳定有重要意义。该模型将时间序列数据 $P$ 作为输入，输出结果有欠烧、正常和过烧。经过信息粒化，原始的时间序列数据 $P$ 已经转化为了 $\boldsymbol{\Gamma}=\{\Omega_1,\Omega_2,\cdots,\Omega_n\}$。

本文采用基于模糊规则来构建工况感知模型，在工况感知模型中引入各个工况的概率，能有效结合烧结过程的实际情况。对于 $N$ 个历史时间序列数据转化后的信息粒样本$\{\boldsymbol{\Gamma}_1,\boldsymbol{\Gamma}_2,\cdots,\boldsymbol{\Gamma}_N\}$，工况感知模型中的模糊规则可描述为以下形式，

——如果 $\boldsymbol{\Gamma}_k$ 属于 $C_i$，

——那么工况感知为欠烧的概率为 $\rho_{i1}$，为正常的概率为 $\rho_{i2}$，为过烧的概率为 $\rho_{i3}$。

其中，$k=1,2,\cdots,N$，$i=1,2,\cdots,c$，$c$ 是模糊规则总数。此外，$\rho_{i1}+\rho_{i2}+\rho_{i3}=1$。模糊规则按照 Takagi-Sugeno 体系结构进行汇总，汇总的结果表示为

$$\lambda_j=\mathrm{Agg}(C_1,C_2,\cdots,C_c,\rho_{1j},\rho_{2j},\cdots,\rho_{cj})\tag{6}$$

式中：$\lambda_j$，$j=1,2,3$ 表示为属于三类工况的隶属度；函数 $\mathrm{Agg}(\cdot)$ 表示聚合运算符。

工况感知模型的结构如图 4 所示。它主要有三层，第一层是模糊聚类实现模糊划分，第二层是根据属于不同的工况的概率进行聚合，第三层根据各个工况的隶属度进行工况感知。

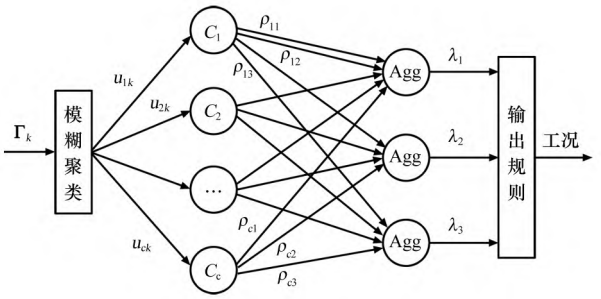



图4 工况感知模型结构

Fig. 4 Structure of operating mode perception model

首先，采用模糊聚类来构建模糊规则，规则数 $c$ 就是聚类数目。聚类后形成了$\{C_1,C_2,\cdots,C_c\}$个簇，$\boldsymbol{\Gamma}_k$ 属于每个簇的隶属度分别为$\{u_{1k},u_{2k},\cdots,u_{ck}\}$，且有：

$$\sum_{i=1}^{c}u_{ik}=1\tag{7}$$

对于第 $i$ 个簇 $C_i$ 表示属于该簇隶属度最高的样本形成集合，可表示为

$$C_i=\{\boldsymbol{\Gamma}_k\mid\max_{j=1,2,\cdots,c}u_{jk}=u_{ik}\}\tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{\Gamma}_k$ 为第 $k$ 个信息粒样本；$u_{jk}$ 为 $\boldsymbol{\Gamma}_k$ 属于各个簇的隶属度。

模糊聚类的核心是要计算不同样本之间的距离。本文的样本是信息粒，采用传统的欧式距离不能计算出两个信息粒之间的距离，因此本文提出了粒度距离。对于两个信息粒样本 $\boldsymbol{\Gamma}_i=\{\Omega_{i1},\Omega_{i2},\cdots,\Omega_{in}\}$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_j=\{\Omega_{j1},\Omega_{j2},\cdots,\Omega_{jn}\}$，它们的粒度距离计算如下：

$$\mathrm{Gdist}(\boldsymbol{\Gamma}_i,\boldsymbol{\Gamma}_j)=\sum_{h=1}^{n}\mathrm{gdist}(\Omega_{ih},\Omega_{jh})\tag{9}$$

式中：函数 $\mathrm{Gdist}(\cdot)$ 为多维的粒度距离；$\mathrm{gdist}(\cdot)$ 为一维的粒度距离，且有 $\Omega_{in}=[d_{ih,\mathrm{L}},d_{ih,\mathrm{H}}]$，$\Omega_{jh}=[d_{jh,\mathrm{L}},d_{jh,\mathrm{H}}]$，则

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\mathrm{gdist}(\Omega_{ih},\Omega_{jh})=\begin{cases}\dfrac{|\Omega_{ih}\cup\Omega_{jh}|-|\Omega_{ih}\cap\Omega_{jh}|}{|\Omega_{ih}\cup\Omega_{jh}|+|\Omega_{ih}\cap\Omega_{jh}|}, & \Omega_{ih}\cap\Omega_{jh}\neq\varnothing\\ \dfrac{|\Omega_{ih}\underset{+}{\cup}\Omega_{jh}|+|\Omega_{ih}\underset{-}{\cap}\Omega_{jh}|}{|\Omega_{ih}\underset{+}{\cup}\Omega_{jh}|-|\Omega_{ih}\underset{-}{\cap}\Omega_{jh}|}, & \Omega_{ih}\cap\Omega_{jh}=\varnothing\end{cases}\tag{10}$$

式中：$\cap$和$\cup$表示集合运算符“交”和“并”；$|\cdot|$表示取区间长度；$\underset{-}{\cap}$和$\underset{+}{\cup}$表示两个特定的集合运算符。当$\Omega_{ih}\cap\Omega_{jh}\neq\varnothing$时，$\mathrm{gdist}(\Omega_{ih},\Omega_{jh})\in[0,1)$，仅当$\Omega_{ih}=\Omega_{jh}$时，$\mathrm{gdist}(\Omega_{ih},\Omega_{jh})=0$；当$\Omega_{ih}\cap\Omega_{jh}=\varnothing$时，$|\Omega_{ih}\underset{+}{\cup}\Omega_{\mathrm{jh}}|=\max\{d_{ih,\mathrm{H}},d_{jh,\mathrm{H}}\}-\min\{d_{ih,\mathrm{L}},d_{jh,\mathrm{L}}\}$，可见$|\Omega_{\mathrm{ih}}\underset{+}{\cup}\Omega_{jh}|$描述了两个区间之间元素的最远距离；同时有$|\Omega_{\mathrm{ih}}\underset{-}{\cap}\Omega_{jh}|=|\min\{d_{ih,\mathrm{H}},d_{jh,\mathrm{H}}\}-\max\{d_{ih,\mathrm{L}},d_{jh,\mathrm{L}}\}|$，可见$|\Omega_{ih}\underset{-}{\cap}\Omega_{jh}|$描述了两个区间之间元素的最近距离。那么，可知$\mathrm{gdist}(\Omega_{ih},\Omega_{jh})\in[1,+\infty)$，仅当$d_{ih,\mathrm{H}}=d_{jh,\mathrm{L}}$或$d_{ih,\mathrm{L}}=d_{jh,\mathrm{H}}$时，$\mathrm{gdist}(\Omega_{ih},\Omega_{jh})=1$。可见这样的粒度距离计算是满足距离计算要求的，因此本文采用粒度距离作为模糊聚类的距离计算方法。

模糊聚类主要通过迭代计算聚类中心$\{\nu_1,\nu_2,\cdots,\nu_c\}$和隶属度矩阵$\boldsymbol{U}=\{u_{1k},u_{2k},\cdots,u_{ck}\}$，$k=1,2,\cdots,N$来实现，计算公式如下：

$$\nu_i=\frac{\sum_{h=1}^{N}u_{ih}^{m}\Gamma_h}{\sum_{h=1}^{N}u_{ih}^{m}}\tag{11}$$

$$u_{ik}=\frac{1}{\sum_{j=1}^{c}\left(\dfrac{\mathrm{Gdist}(\boldsymbol{\Gamma}_k,\boldsymbol{\Gamma}_i)^2}{\mathrm{Gdist}(\boldsymbol{\Gamma}_k,\boldsymbol{\Gamma}_j)^2}\right)^{1/(m-1)}}\tag{12}$$

式中：$m$为模糊系数，取$m=2$，得到隶属度矩阵$U$后，就可以根据公式(8)得到簇$\{C_1,C_2,\cdots,C_c\}$。设$C_i$中属于欠烧，正常和过烧的样本数分别为$w_1$，$w_2$和$w_3$，可得：

$$\rho_{i1}=\frac{w_1}{\sum_{j=1}^{3}w_j},\rho_{i2}=\frac{w_2}{\sum_{j=1}^{3}w_j},\rho_{i3}=\frac{w_3}{\sum_{j=1}^{3}w_j}\tag{13}$$

式中：$i=1,2,\cdots,c$。根据 Takagi-Sugeno 拓扑结构，将所有模糊规则汇总，对于样本$\Gamma_k$可得到：

$$\begin{cases}\lambda_1=\sum_{i=1}^{c}u_{ik}\rho_{i1}\\ \lambda_2=\sum_{i=1}^{c}u_{ik}\rho_{i2}\\ \lambda_3=\sum_{i=1}^{c}u_{ik}\rho_{i3}\end{cases}\tag{14}$$

式中：$\lambda_j(j=1,2,3)$表示为属于三类工况的隶属度，那么工况感知模型的输出为$\max\{\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3\}$对应的工况，即：

——如果$\max\{\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3\}=\lambda_1$，那么模型输出为欠烧工况；

——如果$\max\{\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3\}=\lambda_2$，那么模型输出为正常工况；

——如果$\max\{\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3\}=\lambda_3$，那么模型输出为过烧工况。

## 3　试验与结果分析

本文利用烧结过程的工业实际运行数据进行试验，以验证所提工况感知方法的有效性。试验采集了某钢铁企业一个月的原始生产数据，采样数据时间间隔为 30 s，设置工况感知的时间尺度为 10 min。通过此烧结机进行调研与原始数据的分析，同时为了符合烧结过程的生产需求，设定烧结终点的期望中心为 2 号与 23 号风箱中间，烧结终点的期望下界为 22 号风箱，烧结终点的期望上界为 23 号风箱。为了对比试验结果，构建了混淆矩阵，并以准确率和平均准确率为衡量指标。假设某次试验结果后得到如表 2 所示的混淆矩阵，准确率指标可表示为

$$\eta=\frac{Q_{11}+Q_{22}+Q_{33}}{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}Q_{ij}}\times100\%\tag{15}$$

式中：$Q_{ij}(i=1,2,3,j=1,2,3)$表示不同感知结果下的案例数。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表2 混淆矩阵示例

Table 2 Example of confusion matrix

| 工况 | | 实际工况 | | | 准确率/% |
|---|---|---|---|---|---|
| | | 欠烧 | 正常 | 过烧 | |
| 感知工况 | 欠烧 | $Q_{11}$ | $Q_{12}$ | $Q_{13}$ | |
| | 正常 | $Q_{21}$ | $Q_{22}$ | $Q_{23}$ | $\eta$ |
| | 过烧 | $Q_{31}$ | $Q_{32}$ | $Q_{33}$ | |

由于模糊规则数量对整个模型有重要影响，因此本文对其进行了讨论，设定模糊规则数量为2~16，以2 700组数据为训练集，300组数据为测试集，分别进行试验，可以得到准确率的结果如图5所示。表3中展示了几个代表性模糊规则数量下的混淆矩阵。

从图5可以看出：随着模糊规则数量的增加，准确率有所提升，到达一定数值后便有了下降趋势。在模糊规则数量为13和14时分别达到了最大值为84.00%；模糊规则数量较少时，模型是很难区分过烧工况的(如模糊规则数量为2和3时)，当模糊规则数量大于4后，都能实现三类工况的感知。从后续模糊规则数量变化和感知结果来看，正常工况的感知较其他两类工况感知更为准确，具有更好地感知效果。模糊规则数量越大，模型的复杂程度越大，计算复杂度也越高，因此，模糊规则数量为13是本文的最佳模型。

此外，由图4可知，本文设计模型的最佳准确率分别较基于时间序列数据聚类的工况感知模型[14](79.40%)与基于波动区间预测的工况感知模型[15](77.70%)提升了4.6%和6.3%，具有一定的先进性。

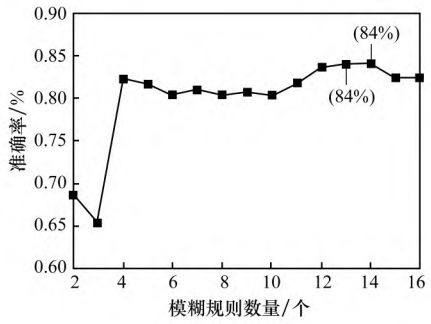



图5 不同模糊规则数量下的工况感知准确率

Fig. 5 Accuracy of operating mode perception with different number of fuzzy rules

表3 不同模糊规则数量下的混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix with different number of fuzzy rules

| 规则数 | 感知工况 | 实际工况 | | | 准确率/% |
|---|---|---|---|---|---|
| | | 欠烧 | 正常 | 过烧 | |
| 2 | 欠烧 | 92 | 13 | 0 | 68.67 |
| | 正常 | 9 | 114 | 72 | |
| | 过烧 | 0 | 0 | 0 | |
| 3 | 欠烧 | 72 | 3 | 0 | 65.33 |
| | 正常 | 29 | 124 | 72 | |
| | 过烧 | 0 | 0 | 0 | |
| 4 | 欠烧 | 90 | 7 | 0 | 82.33 |
| | 正常 | 11 | 114 | 29 | |
| | 过烧 | 0 | 6 | 43 | |
| 5 | 欠烧 | 82 | 5 | 0 | 81.67 |
| | 正常 | 19 | 117 | 26 | |
| | 过烧 | 0 | 5 | 46 | |
| 8 | 欠烧 | 82 | 5 | 0 | 80.33 |
| | 正常 | 19 | 119 | 32 | |
| | 过烧 | 0 | 3 | 40 | |
| 10 | 欠烧 | 82 | 5 | 0 | 80.33 |
| | 正常 | 19 | 121 | 34 | |
| | 过烧 | 0 | 1 | 38 | |
| 13 | 欠烧 | 83 | 5 | 0 | 84.00 |
| | 正常 | 18 | 120 | 23 | |
| | 过烧 | 0 | 2 | 49 | |
| 14 | 欠烧 | 84 | 5 | 0 | 84.00 |
| | 正常 | 17 | 120 | 24 | |
| | 过烧 | 0 | 2 | 48 | |

## 4 结 论

工况是烧结过程控制中重要的参考依据。本文提出的基于信息粒化与模糊规则的烧结过程工况感知方法能达到84.00%的感知准确率，较现有方法感知准确率更高。未来可以采用更合理的参数选择方法和更丰富的训练数据来提高工况感知准确率，此外，还可以尽可能的包含更多的运行状态，以提升工况感知模型的泛化性能。

## 参考文献:

[1] World Steel Association. World steel in figures 2023 now available [EB/OL]. https://worldsteel.org/media-cen-

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

tre/press-releases/2023/world-steel-in-figures-2023-now-available,2023.

[2] HE Yong,LIAO Nuo,RAO Jiwen,et al. Energy conservation path of China iron and steel industry driven by relative policies [J]. Energy Efficiency,2021,14(1):1 - 13.

[3] 杜胜,陈聪,胡杰,等. 钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造的进展与展望 [J]. 冶金自动化,2022,46(2):3 - 18.
DU Sheng,CHEN Cong,HU Jie,et al. Progress and prospect of green intelligent manufacturing for process before ironmaking in iron and steel metallurgy process [J]. Metallurgical Industry Automation,2022,46(2):3 - 18.

[4] 张振,刘小杰,刘颂,等. 基于深度学习的烧结返矿量组合预报模型研究 [J]. 烧结球团,2023,48(1):57 - 66.
ZHANG Zhen,LIU Xiaojie,LIU Song,et al. Research on combined forecasting model of return fine amount based on deep learning [J]. Sintering and Pelletizing,2023,48(1):57 - 66.

[5] YAN Feng,YANG Chunjie,ZHANG Xinmin. DSTED: A denoising spatial-temporal encoder-decoder framework for multistep prediction of burn-through point in sintering process [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2022,69(10):10735 - 10744.

[6] 储满生,王茗玉,唐珏,等. 基于大数据的智能化烧结技术研究进展 [J]. 钢铁,2023,58(9):26 - 38.
CHU Mansheng, WANG Mingyu, TANG Jue, et al. Process of intelligent sintering technology based on big data [J]. Iron and Steel,2023,58(9):26 - 38.

[7] 龙红明,范晓慧,毛晓明,等. 基于侧板测温的烧结过程热状态研究 [J]. 钢铁,2009,44(7):15 - 19.
LONG Hongming,FAN Xiaohui,MAO Xiaoming,et al. Study of sintering process thermal state based on side-plate temperature measurement [J]. Iron and Steel,2009,44(7):15 - 19.

[8] 杜胜. 烧结过程多时间尺度工况识别与热状态参数智能控制 [D]. 武汉:中国地质大学(武汉),2022.
DU Sheng. Operating mode recognition with multiple time scales and intelligent control of thermal state parameters for sintering process [D]. Wuhan: China University of Geosciences,2022.

[9] CHEN Xiaoxia,CHEN Xin,WU Min,et al. Modeling and optimization method featuring multiple operating modes for improving carbon efficiency of iron ore sintering process [J]. Control Engineering Practice,2016,54:117 - 128.

[10] HU Jie,WU Min,CHEN Xin,et al. Multi-model ensemble prediction model for carbon efficiency with application to iron ore sintering process [J]. Control Engineering Practice,2019,88:141 - 151.

[11] HU Jie,WU Min,CHEN Luefeng,et al. Real-time dynamic prediction model of carbon efficiency with working condition identification in sintering process [J]. Journal of Process Control,2022,111:97 - 105.

[12] AN Jianqi,YANG Chenglin,WU Min,et al. Intelligent control strategy for sintering ignition temperature based on working-condition recognition [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,2023:3296475.

[13] 汤雨晴,于福生. 模糊信息粒化理论及应用研究综述 [J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2022,58(3):349 - 361.
TANG Yuqing,YU Fusheng. Fuzzy information granulation: review of theory and applications [J]. Journal of Beijing Normal University(Natural Science),2022,58(3):349 - 361.

[14] DU Sheng,WU Min,CHEN Luefeng,et al. Operating mode recognition of iron ore sintering process based on the clustering of time series data [J]. Control Engineering Practice,2020,96:104297.

[15] DU Sheng,WU Min,CHEN Luefeng,et al. Operating mode recognition based on fluctuation interval prediction for iron ore sintering process [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics,2020,25(5):2297 - 2308.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net