

基于BFCM-iWM模糊规则自提取的水泥分解炉温度控制

赵彦涛, 陈 宇, 陈英豪, 单泽宇, 郝晓辰[†]

(燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 针对水泥分解炉温度难以控制、模型建立困难且通用性差的问题, 提出一种基于信任度模糊 C 聚类和改进查表法(BFCM-iWM) 模糊规则自提取的温度控制方法. 首先, 采用信任度模糊 C 聚类方法(BFCM) 从分解炉运行样本数据中提取样本的信任度; 然后, 利用改进查表法(iWM) 提取模糊控制规则, 减小噪声和坏点数据对规则提取的影响, 以温度偏差和偏差变化率为输入量、喂煤增量为输出量构造控制器实现对温度的控制. 实验结果表明, 提取到的控制规则鲁棒性好、准确性高、分解炉温度控制效果良好.

关键词: 信任度; 模糊 C 聚类; 模糊规则提取; 模糊控制

中图分类号: TP273; TP391 **文献标志码:** A

Temperature control of cement decomposing furnace based on BFCM-iWM fuzzy rules extraction

ZHAO Yan-tao, CHEN Yu, CHEN Ying-hao, SHAN Ze-yu, HAO Xiao-chen[†]

(Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In order to overcome the difficulties of temperature controlling, model establishment and poor universality, a decomposing furnace temperature control method is proposed using fuzzy rules extraction based on fuzzy C clustering with belief and improved Wang-Mendel (BFCM-iWM). More specifically, fuzzy C clustering with belief (BFCM) is adopted to extract the sample belief from the running data of decomposing furnace. Then based on this, improved Wang-Mendel (iWM) is utilized to extract fuzzy control rules to reduce the influence of noise and bad point data on rule extraction. The controller, which takes the temperature deviation and deviation change rate as the input quantity and takes the coal feeding increment as the output quantity, is constructed to achieve the temperature control. The simulation results show that the proposed method performs better in robustness, accuracy and temperature controlling.

Keywords: belief; fuzzy C clustering; fuzzy rules extraction; fuzzy control

0 引 言

窑外预分解是新型干法水泥生产中的重要环节之一. 分解炉作为预分解系统的组成部分, 承担煤粉燃烧、气固换热和碳酸盐分解任务, 使生料入窑时分解率达到 90% 以上^[1]. 分解炉的温度控制对整个窑外分解系统的热力分布、热工制度的稳定和水泥的质量优劣具有重要影响.

分解炉中含有复杂理化反应, 其温度控制具有纯滞后、多耦合等特点^[2]. 目前许多水泥厂对分解炉温度的控制依赖于操作人员的经验, 这种依赖人工的调节存在较大的不确定性和主观意识, 难以取得满意的控制效果. 此外分解炉温度控制中的一些传统的控

制方法如 PID 等^[3], 参数需要人工调节, 难以适应控制对象的变化, 控制性能不佳^[4]. 一些依赖于数学模型的方法(如预测控制、神经网络等)相继被提出, 文献[5]将系统机理与工业数据相结合建立预测模型, 文献[6]将神经网络与预测模型相结合, 实现自适应调整. 这些方法建模过程繁琐, 且工况多变, 难以得到合适的数学模型, 因此依赖于数学模型的方法难以在实际生产中得到应用.

模糊控制是一种基于规则的控制^[7], 它采用语言型控制规则, 在设计中无需建立被控对象的数学模型, 适用于具有强耦合、纯滞后等特点的控制对象^[8]. 模糊规则是实现模糊控制的核心, 但目前控制

收稿日期: 2017-08-08; 修回日期: 2018-01-11.

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究青年基金项目(QN2018083); 秦皇岛市科技支撑项目(201703A029).

责任编辑: 段志生.

作者简介: 赵彦涛(1979—), 男, 教授, 博士, 从事流程工业数据挖掘、工业过程智能控制等研究; 陈宇(1992—), 男, 硕士生, 从事模糊控制的研究.

[†]通讯作者. E-mail: haoxiaochen@ysu.edu.cn.

规则的获取大多依赖于专家经验,主观性强,产生规则效率低.当输入量过多或需要划分的语言值较多时,人工制定控制规则的工作量大,且易出现规则重复、规则制定错误等问题.因此,从数据中提取规则的方法逐渐发展起来.文献[9]利用遗传算法从数据中提取规则用于构造分类系统;文献[10]采用遗传算法得到规则并进行了优化,但文献所提出的方法适用于变量维数较少的情况;文献[11]利用粗糙集理论提取规则,但存在属性、属性值约简困难,易造成组合爆炸问题;文献[12]提出的经典Wang-Mendel方法(WM)原理简单,应用广泛,但是规则的完备性和鲁棒性得不到保证;文献[13]在WM方法基础上提出的iWM方法,采用所有数据参与提取规则的方式,提高了规则的完备性和鲁棒性,可移植性强,可以高效地从数据中提取模糊规则.但是,这些方法没有考虑到样本数据对规则的影响,当样本数据中存在噪声或者错误数据时,会影响规则的准确性和鲁棒性^[14].

本文针对分解炉温度控制及规则提取现状,采用信任度模糊C聚类算法(BFCM)对分解炉运行的实际数据进行信任度提取,减小了噪声和坏点数据对规则提取的影响,应用iWM从处理后的具有信任度的数据中提取到控制规则,建立以温度偏差和温度偏差变化率为输入量、分解炉喂煤增量为输出量的模糊控制器.实验结果表明,提取到的规则准确性和鲁棒性得到提高,温度控制效果良好.

1 分解炉工艺控制策略研究

分解炉出口温度是水泥生产中一个重要参数,直接影响入窑时生料的分解率.为满足生产工艺要求,其出口温度一般控制在 $860^{\circ}\text{C} \sim 900^{\circ}\text{C}$ 之间.通过分析分解炉内部生料和煤粉的燃烧机理,并根据操作人员经验的总结,3次风量、喂煤量及生料量均可能影响出口温度.经与现场人员交流得知,在分解炉正常运行情况下,3次风阀门开度保持恒定,生料下料保持稳定,考虑通过调节煤粉阀门开度来控制煤量,使分解炉出口温度保持在规定范围内.本文以分解炉出口实际温度与设定值的偏差 e 和偏差变化率 ec 为输入,喂煤增量为输出,设计两输入一输出模糊控制器来实现温度的调节,从现场专家操作的数据中挖掘

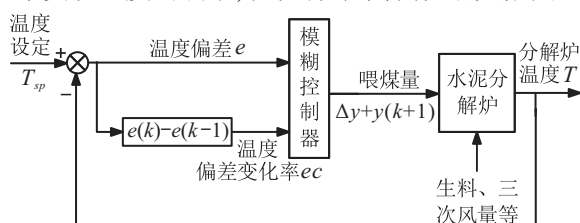


图1 分解炉温度控制策略

出规则, ec 中有温度的动态变化特性,具有温度预测的属性.分解炉的温度控制策略如图1所示.

2 基于BFCM-iWM的模糊规则提取

模糊规则是构建模糊控制器的核心,直接影响最终控制效果的优劣,本文提出一种BFCM-iWM方法进行规则的提取.首先,在聚类过程中引入每条数据属于数据集程度的概念,称为信任度,通过加入信任度的模糊C聚类方法对采集到的实际运行数据进行处理,在聚类过程中提取样本数据的信任度,为得到良好模糊规则库提供保证;然后,利用iWM方法提取模糊规则.从运行数据中提取规则和建立控制器的流程如图2所示.

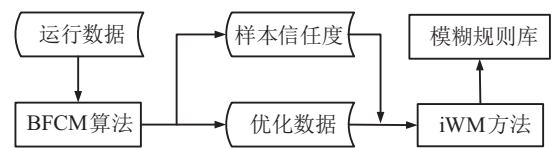


图2 BFCM-iWM流程

2.1 基于BFCM算法的信任度提取

传统FCM方法采用隶属度表达样本中数据实例与数据集之间的关系,不考虑数据中是否有噪声或异常值,其目标是将样本数据分为类.事实上,不同特征数据在聚类过程中具有不同的影响,噪声或者异常值属于每一类的程度都应当较小,较正常值对聚类结果的影响小.针对此问题,文献[15]提出了基于属性权重的FCM方法,该方法为每个属性赋予不同权重,主要解决传统FCM对含有噪声的数据敏感造成分类不佳的问题.本文采用BFCM算法用来解决模糊规则提取过程中噪声和异常值数据降低规则准确性和鲁棒性的问题.文献[16]从数据相似性出发,通过赋予属性不同权重,度量标准由标准的欧氏距离变成属性权重欧式距离以获得更好的分类效果.BFCM方法是利用熵的概念计算数据的信任度,增加正常数据在聚类过程中的权重,减小噪声和异常值在聚类过程中的权重,聚类结束后不同数据具有不同的信任度,为规则提取提供保证.

利用信息熵计算信任度.信息熵是衡量信息价值的重要指标^[17],熵越大表示传递的信息量越多.利用熵的定义,在BFCM算法中采用下式中的 E_j 来描述每条数据隶属度 u_{ij} 的熵:

$$E_j = - \sum_{i=1}^c u_{ij} \log_2 u_{ij}. \quad (1)$$

x_j 的信任度为

$$\text{bel}_j = \frac{1 - E_j}{N} - \sum_{j=1}^N E_j. \quad (2)$$

BFCM 聚类算法的目标函数定义为

$$J_m = \min \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \text{bel}_j(u_{ij})^m d(\mathbf{v}_i, \mathbf{x}_j). \quad (3)$$

其中: u_{ij} 为 \mathbf{x}_j 属于类别 i 的隶属度值; $d(\mathbf{v}_i, \mathbf{x}_j)$ 为数据 \mathbf{x}_j 和聚类中心 \mathbf{v}_i 的距离; c 为聚类类别数; N 为数据个数; m 为柔性系数, 控制着类别间的分享程度, 一般 m 取 2.0 比较合理, 本文取 $m = 2.0$; bel_j 为数据在聚类过程中的信任度, 表示数据在聚类过程中具有不同的权重. 可以降低噪声对聚类结果的影响, 增加正常数据对聚类结果的影响. 中心 \mathbf{v}_i 更新为

$$\mathbf{v}_i^{(b)} = \frac{\left[\sum_{j=1}^N \text{bel}_j(u_{ij}^{(b)})^m \cdot \mathbf{x}_j \right]}{\left[\sum_{j=1}^N \text{bel}_j(u_{ij}^{(b)})^m \right]}, \quad i = 1, 2, \dots, c. \quad (4)$$

隶属度计算为

$$u_{ij}^{(b+1)} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}^{(b+1)}}{d_{kj}^{(b+1)}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad k = 1, 2, \dots, c, \quad (5)$$

其中 b 为迭代次数. 下面对采用 BFCM 算法提取样本信任度的步骤进行具体详述.

Step 1: 初始化. 设定聚类中心个数 c , 模糊矩阵权值 m , 迭代终止值 ε , 最大迭代次数 b_{\max} .

Step 2: 按式(1)和(2)更新信任度, 按式(4)更新聚类中心.

Step 3: 按式(5), 根据聚类中心 $V^{(b)}$ 更新隶属度矩阵 $U^{(b+1)}$.

Step 4: 如果 $\|U^{(b+1)} - U^{(b)}\| \leq \varepsilon$, 则迭代终止, 同时获得此时的聚类中心 V 和模糊隶属度矩阵 U ; 否则, 令 $b = b + 1$, $U^{(b+1)} = U^{(b)}$, 返回 Step 2. u_{ij} 为 \mathbf{x}_j 属于 i 类的程度, bel_j 为 \mathbf{x}_j 的信任度. 式(1)和(2)应用于 BFCM 算法的 Step 2 中更新数据的信任度, 聚类完成后提取到每条样本的信任度, 将用于 2.2 节的规则提取中.

2.2 模糊规则提取

iWM 方法通过所有数据参与计算的方式得到输出, 在规则提取过程中, 输入量相似数据的影响程度得到提高^[18]. 将 2.1 节中通过 BFCM 对原始数据进行聚类后, 将得到的样本信任度加入规则提取的过程中, 其代表了在规则提取中的贡献程度. 本文中分解炉温度控制采用 If-Then 模糊规则样式, 具体描述形式为

If e is A_e^l and ec is A_{ec}^l ;

Then Δy is $B^{(l)}$. (6)

其中 A_e^l , A_{ec}^l 和 $B^{(l)}$ 分别代表温度偏差、偏差变化率和喂煤量增量定义的模糊子集. 下面对提取规则的步骤进行具体描述.

Step 1: 划分输入和输出空间为不同的模糊空间并计算隶属度值, 对每一个分解炉样本数据 $(e^j, ec^j; \Delta y^j)$ 计算隶属度相乘的权值, 即

$$\omega^{(j)} = u_{A_e^e}(e^{(j)}) u_{A_{ec}^{ec}}(ec^{(j)}). \quad (7)$$

其中: A_j^e 和 A_j^{ec} 代表的是变量的模糊划分空间, $u_{A_j^e}(e^{(j)})$ 和 $u_{A_j^{ec}}(ec^{(j)})$ 分别代表温度偏差和温度偏差变化率数据的隶属度值. 式(7)中若 $\sum_{j=1}^N \omega^{(j)} = 0$, 则将没有规则产生; 否则 ω 作为 $\Delta y^{(j)}$ 的权值进行规则输出量的计算.

Step 2: 计算输出的加权平均值

$$av = \frac{\sum_{j=1}^N y^{(j)} \omega^{(j)} \text{bel}_j}{\sum_{j=1}^N \omega^{(j)} \text{bel}_j}, \quad (8)$$

其中 bel_j 为样本信任度.

Step 3: 确定输出模糊集. 设输出变量有 K 个模糊集, 即 $B = B^1, \dots, B^K$, 输出变量的模糊集由下式确定(即输出量隶属度值最大的模糊集为最优模糊集):

$$u_{B^*}(av) \geq u_B(av). \quad (9)$$

对所有输入和输出情况重复以上步骤得到完备的模糊规则库.

3 基于规则的控制设计

基于规则的控制设计包括规则库、变量模糊化、模糊推理和去模糊化 4 个部分, 如图 3 所示. 本文采用高斯型隶属度函数进行模糊化, 乘积推理机进行推理计算, 中心平均去模糊化得到输出. 其中温度偏差 e 和偏差变化率 ec 为输入量, 喂煤增量 Δy 为输出量. 算法的具体步骤详述如下.

Step 1: 给定温度设定值, 求解此时刻温度偏差 e 与温度偏差变化率 ec ;

Step 2: 根据语言值划分及规则库, 得到温度偏差 e 的隶属度值 $u_{A_e^l}(e)$ 和温度偏差变化率 ec 的隶属度值 $u_{A_{ec}^l}(ec)$;

Step 3: 采用乘积推理机进行推理计算, 每条规则

的激活程度 $act(l)=u_{A_{el}}(e)u_{A_{ec}}(ec)$;

Step 4: 采用中心平均去模糊化方法计算得到输出增量 $\Delta y = \sum_{l=1}^M \Delta y^l \cdot act(l) / \sum_{l=1}^M act(l)$;

Step 5: 计算当前时刻实际控制输入量 $y(k) = y(k-1) + \Delta y$.

其中: $act(l)$ 为规则库中第 l 条规则的激活程度; Δy^l 为第 l 条规则输出语言值 $B(l)$ 的中心值, 即输出隶属度为 1 的点; k 为当前时刻, $k-1$ 为上一时刻.

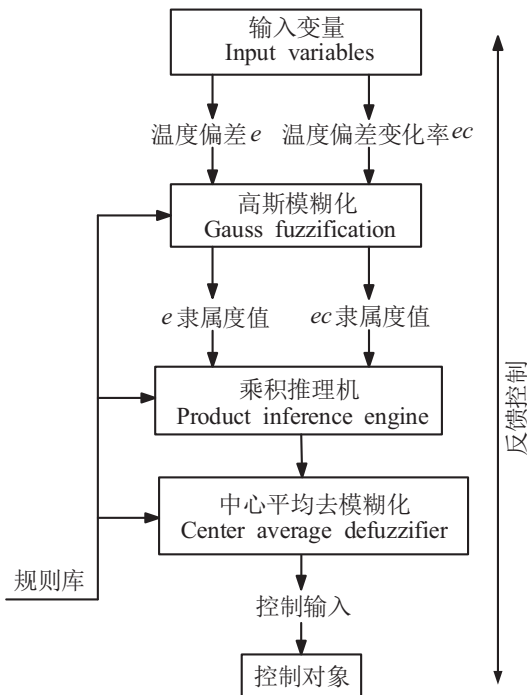


图3 基于规则的控制器的设计

4 实验结果

4.1 基于BFCM-iWM的控制器的验证实验

本文从某水泥厂生产线DCS系统中得到原始样本数据489组, 随机选取其中439组数据作为提取规则的数据, 剩余50组样本用来对规则进行评价. 采用统计判别中的拉依达准则(3σ准则)对样本数据进行论域确定, 具体描述为

$$|x_i - \bar{x}| > 3\sqrt{\frac{(x_1 - \bar{x})^2 + (x_2 - \bar{x})^2 + \dots + (x_N - \bar{x})^2}{N - 1}} \quad (10)$$

其中 \bar{x} 表示样本数据的平均值, 数据分布在此区间的概率为99.7%. 分别确定温度偏差、偏差变化率和喂煤量增量的论域为 $[-50.99, 60.43]$ 、 $[-16.54, 17.55]$ 、 $[-1.02, 1.13]$.

语言值数量对规则提取具有重要影响, 为得到性能优良的控制器, 根据历史控制数据和样本数据的综合统计分析, 分为4种情况, 如表1所示, 分别进行控

制规则的提取. 表1中给出了4种情况下变量语言值的数量, 对4种情况下构建的控制器进行研究, 为分解炉温度的有效控制提供了保证.

表1 4种情况语言值数量

	偏差 e	偏差变化率 ec	喂煤增量
Case1	5	5	5
Case2	7	7	7
Case3	9	9	9
Case4	11	11	11

图4为表1中4种情况下构造的控制器在BFCM优化前后对50组测试数据的拟合效果. 其中图4(a)、图4(c)、图4(e)、图4(g)为Case1~Case4优化之前的拟合效果; 图4(b)、图4(d)、图4(f)、图4(h)为Case1~Case4优化之后的拟合效果. 同时为进一步比较4种情况下所提取规则的有效性, 采用可表示模型性能的均方误差(MSE)、最大绝对误差(MAXE)、平均绝对误差(MAPE)作为评判标准. 表2中给出了4种情况下优化前后训练数据和测试数据的结果, 其中误差值越小, 表明拟合程度越高, 效果越好.

由表2可知, 该方法得到的结果与实际训练数据的结果误差较小, 能够很好地反映训练数据情况. BFCM优化前后的误差随着语言值个数增加有减小的趋势; 但当在Case3(语言值个数为9)和Case4(语言值个数为11)情况下, 效果变化不大, 说明语言值个数到一定程度时, 拟合效果提高有限.

将图4的测试数据拟合效果与表2中误差指标相结合进行分析比较, 当语言值的数量为9个时, 即Case3下拟合效果最好, 且在BFCM优化后, 效果改善明显, 相比于优化前能更好地反应实际数据变化情况, 误差指标达到最小; BFCM进行优化前Case1和Case2拟合效果相近, 各项指标较为接近, 当语言值的数量选为11个时, 即Case4的情况下, 与Case1和Case2相比性能没有明显提高, 且比Case3的效果有所变差; 可见效果并不会随语言值数量增加而持续改善, 当语言值划分过多时, 会造成提取规则的准确性不高, 且造成模型复杂度变大. 因此Case3的情况更符合现场的样本数据分布和实际控制情况, 在此条件下进行控制器的构造为分解炉温度的稳定控制提供了保证.

为了更清楚地了解BFCM优化前后规则的不同, 表3中给出了Case3优化前后具体的规则表. 表3中A1~A9为 e 的语言值, B1~B9为 ec 的语言值, C1~C9为 Δy 的语言值. 由表3可知, 共有50条规则得到了优化, 优化前一些规则是不合理的, 优化后的规则更接

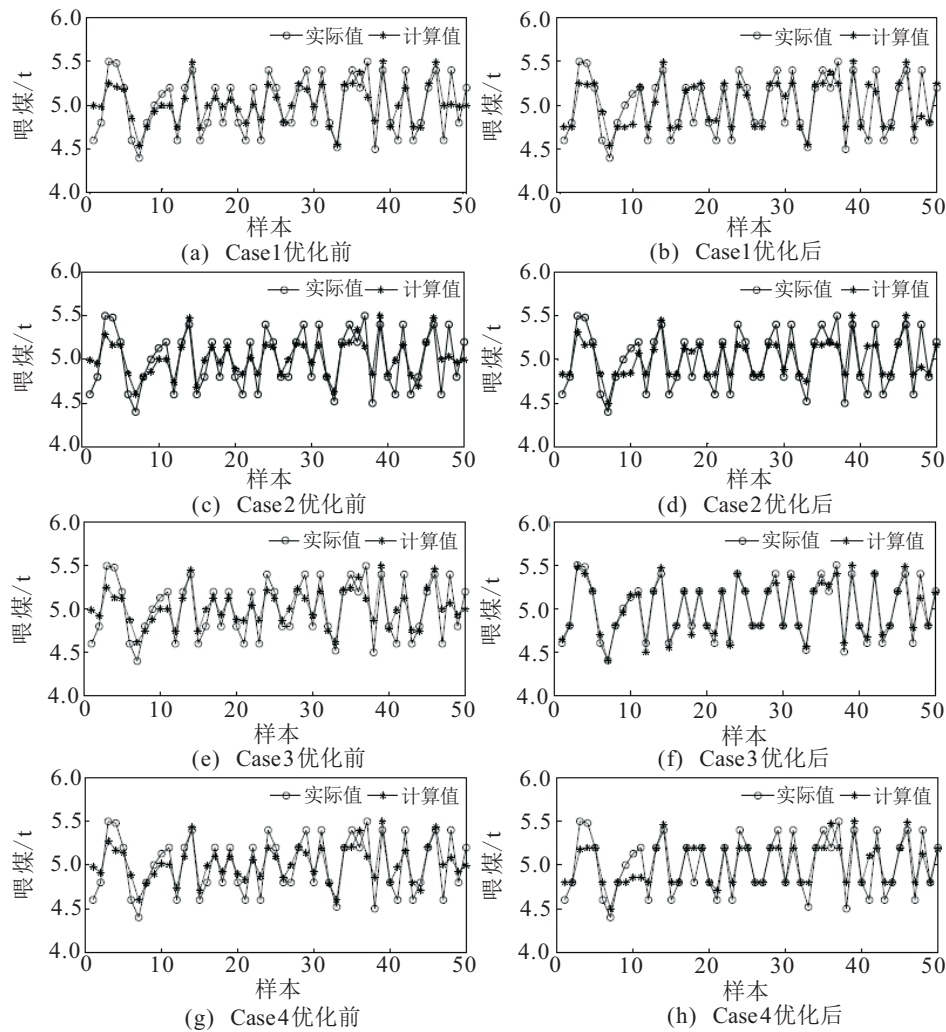


图 4 4种情况下使用BFCM优化前后的效果

表 2 训练和测试结果指标

	训练结果指标						测试结果指标					
	before	BFCM	optimization	after	BFCM	optimization	before	BFCM	optimization	after	BFCM	optimization
	MSE	MAXE	MAPE	MSE	MAXE	MAPE	MSE	MAXE	MAPE	MSE	MAXE	MAPE
Case1	0.4799	1.25	0.0674	0.4642	0.9279	0.0618	0.2089	0.1396	0.0349	0.2056	0.1246	0.0312
Case2	0.4787	0.6695	0.0589	0.4776	0.6576	0.0499	0.2067	0.1396	0.0343	0.2059	0.1205	0.0316
Case3	0.4732	0.6172	0.0434	0.4712	0.533	0.0352	0.2056	0.1332	0.0337	0.1769	0.1074	0.0256
Case4	0.476	0.6651	0.0479	0.4757	0.6701	0.0384	0.206	0.1308	0.0351	0.1966	0.1163	0.0284

表 3 Case3 情况下BFCM优化前后具体规则表

	优化前规则									优化后规则								
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
B1	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C9	C8	C8	C8	C7	C7	C6
B2	C9	C8	C8	C9	C8	C9	C9	C8	C9	C9	C8	C8	C8	C8	C8	C8	C7	C6
B3	C9	C9	C9	C7	C7	C6	C8	C9	C7	C9	C8	C8	C8	C7	C7	C7	C6	C6
B4	C9	C7	C7	C6	C7	C6	C8	C2	C9	C9	C8	C7	C6	C7	C7	C7	C2	C3
B5	C9	C8	C7	C6	C6	C4	C3	C3	C3	C8	C7	C7	C6	C6	C5	C4	C4	C3
B6	C9	C1	C1	C4	C3	C3	C3	C2	C2	C7	C7	C6	C6	C6	C5	C5	C4	C4
B7	C1	C1	C2	C2	C2	C3	C3	C2	C3	C6	C6	C5	C5	C4	C4	C3	C3	C2
B8	C7	C7	C1	C1	C3	C3	C3	C3	C1	C8	C7	C4	C4	C3	C3	C3	C3	C2
B9	C7	C7	C1	C1	C2	C1	C1	C1	C1	C7	C7	C2	C2	C2	C1	C1	C1	C1

近于专家经验和生产实际,降低了噪声和异常数据对规则提取的不良影响.优化之前,当 ec 为B1时,无论 e 取何值,输出 Δy 均为C9;优化后这种情况得以改善,输出更加合理,规则具有更好的梯度及层次性,说明控制结果更为精细.此外,在 ec 为B7时,优化前输出均集中在C1~C3之间,且输出比较混乱;优化后规则改善明显.这是因为噪声和错误数据数量较多,且集中分布在C1~C3之间,造成规则提取结果的偏差比较大,BFCM优化后降低了这些数据的影响,得到了更为合理的规则.

表4给出了本文方法与文献[13]、文献[14]中方法分别在Case3情况下,训练误差和测试误差的对比情况,其中采用MSE、MAXE、MAPE作为误差评判标准.由表4可见,本文方法与文献[13]、文献[14]相比,其训练样本和测试样本的3种误差均较小,说明本文方法无论训练还是测试结果都具有较明显优势,通过对样本数据引入信任度,可以提高规则提取的有效性,这也为温度的控制提供了良好基础.

表4 3种方法结果指标

Method	训练结果指标			测试结果指标		
	MSE	MAXE	MAPE	MSE	MAXE	MAPE
iWM	0.6819	1.1535	0.0901	0.2133	0.1646	0.0849
DM	0.5478	0.7673	0.0676	0.1934	0.1452	0.0774
BFCM-iWM	0.4712	0.533	0.0352	0.1769	0.1074	0.0256

4.2 控制效果实验

分解炉温控系统作为一种常见的热工过程,可近似用一阶惯性滞后环节表示^[19],本文通过此模型进行控制效果实验.通过对获取的样本数据进行辨识得到分解炉温度的控制模型为

$$G(s) = \frac{126.5}{18.6s + 1} e^{-26s}. \quad (11)$$

其中: $T_m = 18.6$ 为对象的惯性时间常数, $K_m = 126.5$ 为增益系数, $\tau = 26$ 为延时时间常数.

为研究实际生产中基于BFCM-iWM规则自提取的水泥分解炉温度控制方法的连续控制效果,首先将温度设定值置为 860°C ,当到达500步时,改为 870°C ;运行到1000步时,改为 865°C ;控制周期设定为30s,分别观察记录此过程中现场PID和本文控制方式的控制效果.

图5给出了采用PID控制和本文控制方法的温度变化曲线,图6为控制过程中温度误差变化曲线.可以看出:控制过程中本文方法误差小,响应速度快,温度控制的稳定性得到了提高,很好地将温度控制在设定值附近.当500步温度设定值由 860°C 增大到 870°C 时,PID控制发生了较大超调量,需要较

长时间才能达到设定值附近,且在此过程中波动较大,而本文的控制方法能够很好地进行跟踪,基本无超调发生;当1000步设定值由 870°C 减小到 865°C 时,PID控制和本文控制调节到设定值附近所需时间相近,但本文方法在调节过程中温度波动小,减小了温度波动对实际生产的影响.

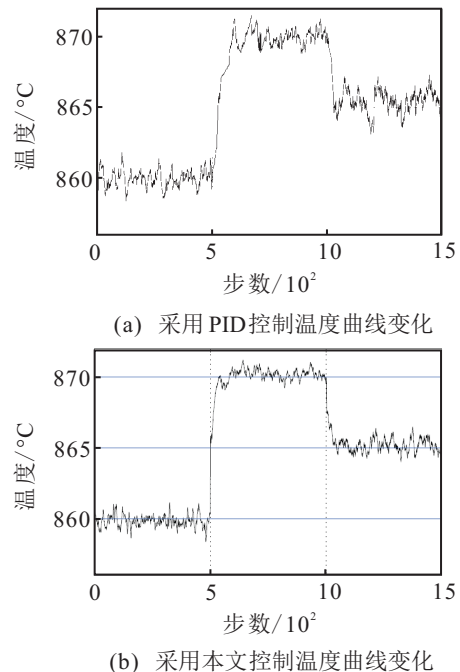


图5 2种控制下温度曲线变化

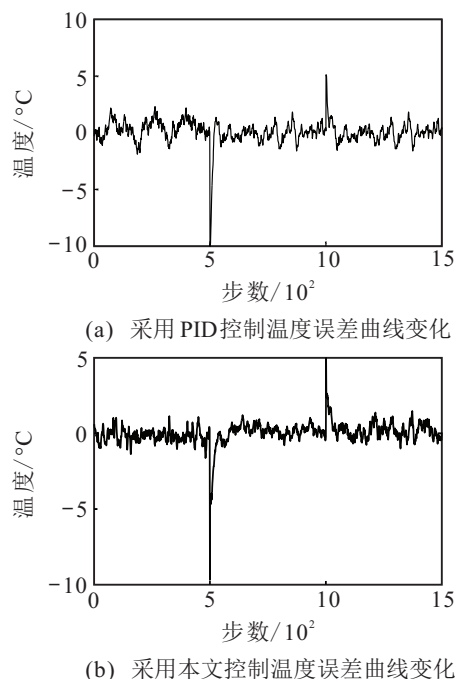


图6 2种控制下温度误差曲线变化

5 结论

本文以分解炉温度偏差和偏差变化率作为输入量,喂煤增量作为输出量构造模糊控制器,采用基于BFCM-iWM的方法从分解炉实际运行数据中得到模

糊规则库,避免了人为制定规则的主观性和盲目性,减小了噪声数据和异常值对规则提取的影响,提高了模糊规则库的准确性和鲁棒性.实验结果表明,本文方法能够提取到更为合理的控制规则库,依据规则库构造的控制器性能良好,稳定性高,能够很好地将出口温度控制在需要的范围内,满足水泥分解炉现场生产工艺的要求.

参考文献(References)

- [1] 马小燕,王孝红,于宏亮.基于聚类法的水泥分解炉工况识别研究[J].控制工程,2014,21(S1):160-164.
(Ma X Y, Wang X Y, Yu H L. Study on recognition of working conditions of cement decomposing furnace by clustering method[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(S1): 160-164.)
- [2] 梅书霞,谢峻林,何峰,等.DD分解炉燃烧与分解耦合过程的数值模拟[J].化工学报,2013,64(3):897-905.
(Mei S X, Xie J L, He F, et al Numerical simulation of coupling mechanism between pulverized coal combustion and calcium carbonate decomposition in double-sprayed precalciner[J]. J of Chemical Industry and Engineering, 2013, 64(3): 897-905.)
- [3] Zhang J. Design of a new PID controller using predictive functional control optimization for chamber pressure in a coke furnace[J]. Isa Trans, 2017, 67(5): 208-214.
- [4] 万春红,束洪春,张东宁,等.水泥分解炉温度控制过程的阶跃响应建模与仿真[J].化工自动化及仪表,2011,38(12):1420-1424.
(Wan C H, Shu H C, Zhang D N, et al. Step response modeling and simulation of cement calciner temperature control[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2011, 38(12): 1420-1424.)
- [5] Zhang J, Pang B, Cai N, et al. Predictive modeling of cement decomposing furnace temperature[C]. Intelligent Control and Automation. Ji'nan: IEEE, 2010: 1552-1556.
- [6] 杨剑锋,赵均,钱积新,等.一类化工过程多变量系统的自适应非线性预测控制[J].化工学报,2008,59(4):934-940.
(Yang J F, Zhao J, Qian J X, et al. Adaptive nonlinear model predictive control for a class of multivariable chemical processes[J]. J of Chemical Industry and Engineering, 2008, 59(4): 934-940.)
- [7] Precup R E, Hellendoorn H. A survey on industrial applications of fuzzy control[J]. Computers in Industry, 2011, 62(3): 213-226.
- [8] 王永富,柴天佑.自适应模糊控制理论的研究综述[J].控制工程,2006,13(3):193-198.
(Wang Y F, Chai T Y. Present status and future developments of adaptive fuzzy control[J]. Control Engineering of China, 2006, 13(3): 193-198.)
- [9] Mansoori E G, Zolghadri M J, Katebi S D. SGERD: A steady-state genetic algorithm for extracting fuzzy classification rules from data[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2008, 16(4): 1061-1071.
- [10] Meng D, Pei Z. Extracting linguistic rules from data sets using fuzzy logic and genetic algorithms[J]. Neurocomputing, 2012, 78(1): 48-54.
- [11] Huang C C, Tseng T L, Jiang F, et al. Rough set theory: A novel approach for extraction of robust decision rules based on incremental attributes[J]. Annals of Operations Research, 2014, 216(1): 163-189.
- [12] Wang L X. The WM method completed: A flexible fuzzy system approach to data mining[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 11(6): 768-782.
- [13] Gou Jin. Improving Wang-Mendel method performance in fuzzy rules generation using the fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Neurocomputing, 2015, 151(3): 1293-1304.
- [14] 王永富,王殿辉,柴天佑.一个具有完备性和鲁棒性的模糊规则提取算法[J].自动化学报,2010,36(9):1337-1342.
(Wang Y F, Wang D H, Chai T Y. An algorithm for extracting fuzzy rules with completeness and robustness[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(9): 1337-1342.)
- [15] Wang X, Wang Y, Wang L. Improving fuzzy c-means clustering based on feature-weight learning[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(10): 1123-1132.
- [16] Carvalho F D A T D. Fuzzy c-means clustering methods for symbolic interval data[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 423-437.
- [17] Naterer G F. Constructing an entropy-stable upwind scheme for compressible fluid flow computations[J]. Aiaa Journal, 2015, 37(37): 303-312.
- [18] Hou F, Gou J. Fuzzy rule generation based on CoWM and FCM algorithms[J]. Social Science Electronic Publishing, 2013, 45(15): 20-27.
- [19] 邹健,诸静.模糊预测函数控制在水泥回转窑分解炉温控系统中的应用研究[J].硅酸盐学报,2001,29(4):318-321.
(Zou J, Zhu J. Fuzzy predictive functional control strategy for decomposing furnace temperature system of cement kiln[J]. J of the Chinese Ceramic Society, 2001, 29(4): 318-321.)

(责任编辑:孙艺红)