

加热炉生产数据预处理策略研究

陈友文, 柴天佑

(东北大学 流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 加热炉在钢铁企业发挥着非常重要的作用. 在加热炉中部分生产过程数据较难检测, 部分检测到的数据受到严重干扰和缺失, 这严重影响了加热炉的优化和控制, 而且还存在潜在的安全隐患. 本文针对加热炉这一复杂的过程, 设计了一个生产过程数据预处理系统. 该系统能对部分难以测量的数据用自适应模糊神经网络(FNN)方法进行预测, 能对过程数据进行滤波和正误判断, 能对异常数据进行剔除和替代, 并对过程数据替代值利用案例推理(CBR)方法建立完善机制. 该系统在某钢铁公司进行了实际应用, 取得了明显的应用效果.

关键词: 加热炉; 数据预处理; 滤波; 模糊神经网络; 案例推理

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Preprocessing of operation data in heating furnace

CHEN You-wen, CHAI Tian-you

(Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education and Liaoning Province,
Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: Because of the complex environmental interferences, the operation data of a heating furnace is disturbed or even lost in measuring; this deteriorates the accuracy and stability of the control system, or even causes potential security risks in production. To deal with this problem, we propose a preprocessing system for the operation data of a heating furnace. It employs the self-adaptive fuzzy neural network (FNN) method to predict the immeasurable data, provides the data-filtering, and rejects abnormal data by case-based reasoning. It uses the case-based reasoning (CBR) method to build a new mechanism for data replacement and modification. This intelligent preprocessing system has been successfully applied to a heating furnace in an iron-and-steel company, achieving desirable production results.

Key words: heating furnace; data pre-processing; filtering; fuzzy neural network; case-based reasoning

1 引言(Introduction)

钢铁工业在经济发展中具有重要地位. 在钢铁企业中, 加热炉是把钢坯轧制成最终产品而对钢坯进行再加热的设备. 钢铁企业作为流程工业, 如果对加热炉控制不好最终会影响到企业整体效益^[1-2]. 因此, 对加热炉的控制很重要. 蓄热式加热炉是一个封闭的燃烧体, 导致在封闭体中部分被控对象的数据无法直接检测; 在这个燃烧体中炉气经常处于剧烈的变化中^[3-4], 是一个典型的复杂工业程控系统, 具有多变量、时变、非线性、耦合、大惯性和纯滞后等特点, 无论是建模还是控制都很困难. 另外, 封闭体外围也是个高温环境, 粉尘大, 化学性气体多, 与大型机器距离近, 周围振动频繁, 噪音大, 造成检测困难, 且检测数据受干扰严重, 甚至还有数据丢失情况发生^[5].

由于目前加热炉过程控制基本上仍然采用人工操作方式, 对加热炉控制的研究报道集中在如何进

行炉温控制方面, 没有重视对生产数据的预处理, 基本上满足于简单的滤波处理, 缺乏系统性. 这样的情况下, 不但影响加热炉正常控制精度, 影响加热质量与能耗, 而且存有极大地安全隐患, 造成的危害与经济损失无法估量. 为此, 进行加热炉数据预处理具有非常重要的意义.

本文针对加热炉这一复杂过程, 设计一个以生产数据预处理为目标, 能够进行正常数据检测判断, 并对异常数据进行剔除和替代的数据预处理系统. 并将该系统成功应用到某钢铁公司中板厂加热炉自动化系统, 取得了良好的应用效果.

2 加热炉工艺过程描述与数据采集现状 (Process description of furnace and status of data collection)

本文以连续推钢式加热炉为研究对象进行研究. 如图1所示, 加热炉沿炉长方向分为预热段、加热一段、加热二段和均热段. 从供热角度, 每段又分为上

下两区段, 一般预热段不供热. 在加热炉的炉膛内, 煤气与空气通过烧嘴后混合进行燃烧, 产生大量的燃烧热加热钢坯. 炉膛内可以抽象成封闭的热辐射体系, 其中燃烧和气体流动同时发生. 封闭体系的几何边界可分为两类, 一是防止热量逸散的围护结构, 如炉墙和炉顶; 二是被加热金属的表面. 炉膛换热和金属导热是相互耦合的. 里面的换热问题很复杂, 常伴有化学反应、燃烧、流体流动以及相变等过程的发生^[4-5]. 其工艺过程包括上料、装料和出料.

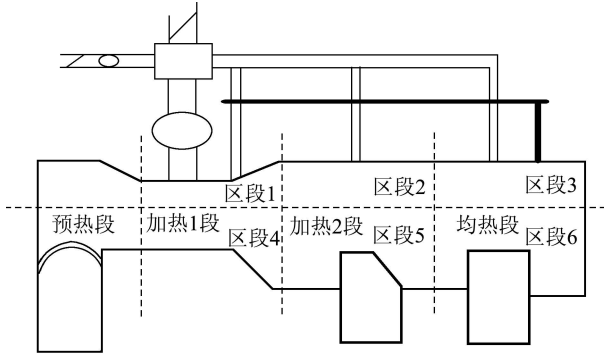


图1 加热炉示意图

Fig. 1 Schematic diagram of heat furnace

加热炉的生产环境在冶金企业中是最为恶劣的. 加热炉外围是个高温环境, 粉尘大, 化学性气体多, 与风机、轧机距离近, 周围振动大, 噪音大, 造成过程数据容易受到严重的干扰. 在这样的环境之下, 仪表容易损坏, 损坏的仪表如果得不到及时更换, 就有系统停机的很大可能. 热值数据通常由数千米之外的距离传输过来, 只有一个残氧量检测装置装在烟道内部. 出炉钢坯温度往往用除磷机前测的钢坯温度代替, 这些值都不能反映当前的实时情况. 有时候个别数据会因为腐蚀或振动造成信号偶尔丢失, 如果信号用于生产控制的关键数据, 那么必然产生大的安全事故. 关于信号丢失的一个实际案例是, 由于风机出口压力调节机构信号丢失, 造成风机瞬间停机, 引起煤气倒流进入空气管道, 产生管道爆炸事故, 停产数日, 对企业造成了严重的损失.

3 加热炉的数据预处理策略(The data pre-processing strategy of furnace)

提出加热炉控制的数据预处理策略的整体结构如图2所示. 首先, 从加热炉系统中采集实时生产数据, 将实时生产数据和参数预测模型预测值一起存入实时数据库. 然后对生产数据进行滤波, 对部分生产数据用自适应FNN^[6-7](fuzzy neural network-模糊神经网络)方法预测, 再对其进行正误判断, 如果出现不正确的过程数据用替代值进行替代, 以便维持当前控制系统正常运行; 最后, 对于过程数据替代值利用CBR^[8-9](case-based reasoning, 案例推理)方法

建立更新机制, 由此形成加热炉生产过程数据预处理系统. 得到的生产过程数据用于模型优化和生产过程控制.

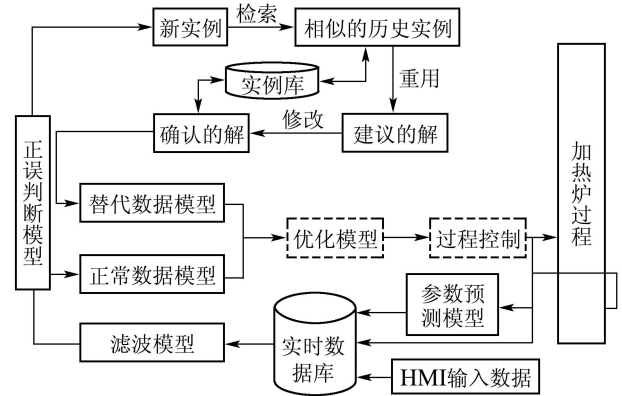


图2 加热炉数据预处理结构图

Fig. 2 Structure of pre-process parameters for furnace

3.1 数据预测(Data forecast)

加热炉控制中, 一些生产数在区域内并不检测, 比如燃气热值、钢坯出炉温度和残氧量用区域外的测量值来代替, 这样存在当前数据超前或滞后实际数据若干节拍, 即

$$y(k) = x(k \pm n), \quad (1)$$

其中: y 为当前数据值, x 为原始数据值, n 为超前(或滞后)节拍数. 对被测对象运动机理简单的数据, 如热值, 可根据距离和速度估算, 对数据按次序依先进先出原则, 进行存储与基于产生式规则的查找, 即可得到估计值^[10-11]:

$$\hat{y}(k) = \bar{x}(k \mp n), \quad (2)$$

$$y(k) \rightarrow \hat{y}(k), \quad (3)$$

其中: $\hat{y}(k)$ 为当前估计值, \bar{x} 为原始数据平均值.

对于被测对象运行机理复杂, 因果变量为非线性关系, 不适合采用PLS等线性建模方法. FNN方法能较准确的表达因果变量间的非线性关系, 并且较容易被现场人员理解和编程实现, 有利于系统的后期维护. FNN模型如图3所示.

第1层为输入层, 有 m 个神经元, 输入向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 传送到下一层.

第2层为模糊化层, 设每个输入变量均有 n 个模糊集合, 分别为PB, PS, ZE, NS, NB, 则该层共有 $5m$ 个神经元, 选择高斯函数为隶属函数, 输出为

$$\mu_{i,k} = \exp(-(x_i - m_{i,k})^2 / \sigma_{i,k}^2), \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, 5$ 为输入量的维数和模糊集合数; $m_{i,k}$ 和 $\sigma_{i,k}$ 分别为高斯隶属函数的中心和宽度.

第3层为推理层, 神经元个数为 n , 每个神经元代表条模糊规则, 用Sum-product模糊推理规则

$$\pi_j = \prod_{i=1}^m \mu_{j,i}, \quad (5)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, n$, n 表示规则数; $l = 1, 2, \dots, 5$.

第4层为解模糊层, 输出可表示为

$$\bar{\pi}_j = \pi_j / \sum_{j=1}^n \pi_j. \quad (6)$$

第5层为输出层. 采用加权线性求和法, 即

$$y = \sum_{j=1}^n \omega_j \bar{\pi}_j, \quad (7)$$

其中 ω_j 为权值.

学习算法采用BP算法, 按反方向误差修正 ω_j , $\sigma_{i,k}$, $m_{i,k}$, 完成隶属函数和规则自学习和完善. 根据机理分析确定残氧量神经网络模型输入变量为各段炉温 x_1, x_2, \dots, x_6 , 各段燃气流量 x_7, x_8, \dots, x_{12} , 各段空气流量 $x_{13}, x_{14}, \dots, x_{18}$, 建立残氧量数据的模糊神经网络预报模型:

$$\hat{O}_{2m} = f(x_1, x_2, \dots, x_{18}), \quad (8)$$

选取样本进行训练后应用于实际系统.

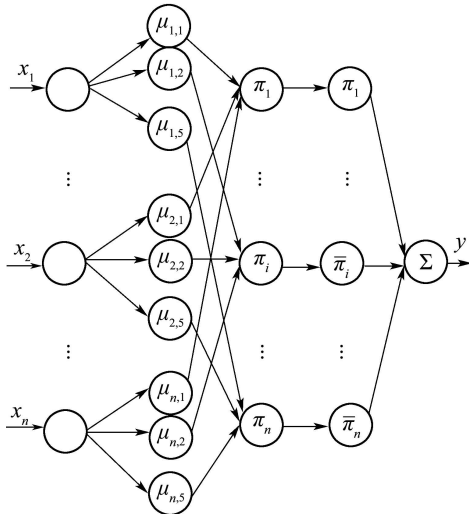


图3 模糊神经网络模型

Fig. 3 Fuzzy neural network model

3.2 数据滤波(Data filtering)

加热炉环境中, 物理化学干扰不时发生, 必然会影响过程数据. 同时, 在钢坯的入出炉中, 同类规格的钢坯自身因素也不一致. 加热炉本身也会有许多异常的变化, 这些因素基本上是随机变化的. 可以把这种随机干扰认为是白噪声, 假设扰动作用为平稳各态历经随机过程的形式, 频率从 $-\omega_\alpha$ 到 $+\omega_\alpha$ 带区内有白噪声谱, 如式(9):

$$S_x(\omega) = \begin{cases} N, & \omega \in -\omega_\alpha + \omega_\alpha, \\ 0, & \omega \notin -\omega_\alpha + \omega_\alpha, \end{cases} \quad (9)$$

其中: $S_x(\omega)$ 为白噪声谱函数, ω 为频率, 下标 α 为干扰界.

采用如下滤波方式:

$$y(k+1) = (1-q)x(k) + qx(k+1), \quad (10)$$

其中: y 为经过滤波的数值, x 为原始数值, q 为滤波系数, k 为采样节拍数.

3.3 数据正误判断(Judge of data correct)

正误判断模型主要是使用人工智能方法的产生式规则, 根据加热炉设计参数, 主要是有关设备能力以及实际的技术参数形成每个生产过程数据的最大最小值范围进行判断; 如果过程数据在范围内属于正常, 超出范围就属于不正常. 正常数据模型是一个数据的存储和传输通道, 通过它为其他模型或控制提供所需生产数据. 替代数据模型接受来自案例库中的数据替代值, 进行数据的存储和报警提示, 通过它由其他模型或控制把替代值当作正常值进行数据调用.

3.4 基于案例的替代值更新(Update of the alternative value of case-based)

生产过程数据的替代值在不同工况下有不同的内容, 可以用CBR解决这个问题. 用 x_i ($i = 1, 2, \dots, n$)的组合描述工况, 用 y_i ($i = 1, 2, \dots, m$)描述解. 采用CBR的方法, 实现在线检查修改, 每条案例记录, C_k ($k = 1, 2, \dots, p$), 包括工况描述 X_k 和相应的解 Y_k 可表示为

$$C_k = (X_k, y_k) \quad (k = 1, 2, \dots, p), \quad (11)$$

其中: p 为案例总存储数, 工况描述 X_k 和相应的解 Y_k 可分别表示为

$$X_k = (x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{m,k}), \quad (12)$$

$$Y_k = (y_{1,k}, y_{2,k}, \dots, y_{m,k}), \quad (13)$$

$X = \{x_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)与每条案例记录 C_k 的相似度为

$$\text{sim}(X, C_k) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \left(1 - \frac{|x_i - x_{i,k}|}{\max(x_i, x_{i,k})}\right), \quad (14)$$

其中 ε_i 是加权系数, 满足

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i = 1. \quad (15)$$

设相似度的阈值 sim 取值范围在 $[0, 1]$, 经过案例检索, 设检索出的匹配案例个数为 l , 这些匹配案例的相似度 θ_k ($k = 1, 2, \dots, l$)为

$$\begin{cases} \theta_k = \text{sim}(X, C_k), & k = 1, 2, \dots, l, \\ \text{s.t. } \text{sim}(X, C_k) \geq \text{sim}_v. \end{cases} \quad (16)$$

经过案例重用, 当前的解 $Y = \{y_j\}$ ($j = 1, 2, \dots, m$)可表示为

$$y_j = \left(\sum_{k=1}^l (\theta_k \times y_{j,k})\right) / \sum_{k=1}^l \theta_k, \quad (17)$$

其中 $y_{j,k}$ 是相应于匹配案例的解. 按式(12)得到前述 n 个数据发生的概率, 将此次推理的结果保存到案例库中, 用于下一次推理. 由此得到 Y_{men} , 即每个过程数据的替代值.

4 工业应用(Industrial applications)

4.1 系统建立(System formulation)

研究实体是某钢铁公司中板厂的两座常规3段推钢式连续加热炉, 以及由于后来轧线产能扩大, 在2008年又增加的一座具有同样能力的蓄热3段推钢式连续加热炉. 数据预处理系统在2009年3季度安装调试后进行了功能与性能测试, 随后完全投入了运行.

4.2 结果与分析(Results and analysis)

在原系统之下, 热值在2.5 GJ~4.5 GJ之间频繁波动; 轧线钢坯温度在1000℃~1400℃之间大幅频繁波动; 残氧量的变化更是离奇, 变化在百分之5~30.

采用生产过程数据预处理系统后, 热值在3 GJ~3.6 GJ之间小幅稳定波动; 轧线钢坯温度在1200℃~1250℃之间小幅稳定波动; 残氧量变化在1%~5%, 其他数据的稳定性与可靠性也有了明显改善. 为了检验数据预处理系统效果, 在酒钢现场做了一系列实验, 图4至图6为系统运行前后的对比图, 分别是控制系统均热上段空气流量、煤气流量和加热炉温度(T)趋势画面截图. 其中, 在2010年1月26日8:45前是未使用数据预处理系统的, 同日8:45后至12:00是使用数据预处理系统的. 通过前后对比可以看出, 数据预处理系统运行后明显地减少了检测数据的波动幅度. 本系统在测试与实际应用中, 都取得了较好的效果. 设备利用率达到了百分之百; 电气设备投运率和功能投运度达百分之百. 有利地保证了自动化系统控制精度和稳定性, 使整个系统取得了该工序生产作业指标的历史最好水平. 系统更重要的是解决了由于数据缺失而引起的安全隐患.

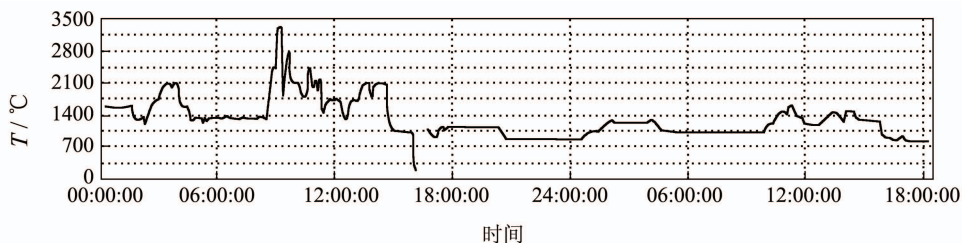


图4 均热上段空气流量趋势

Fig. 4 Air flow trend of soaking zone upper

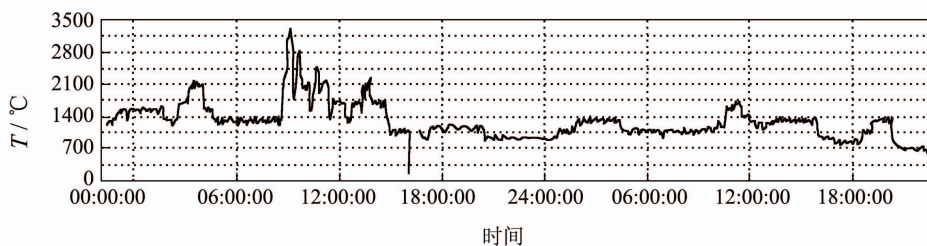


图5 均热上段煤气流量趋势

Fig. 5 Gas flow trend of soaking zone upper

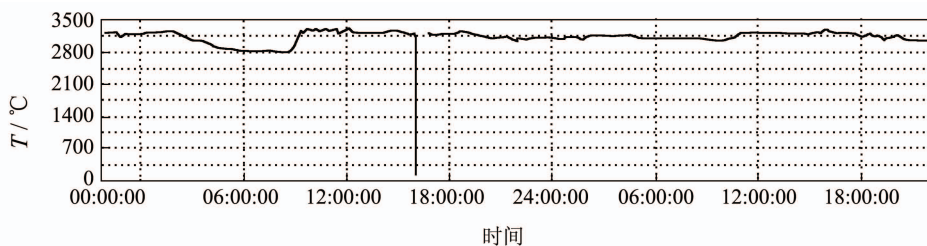


图6 均热上段炉温趋势

Fig. 6 Temperature trend of soaking zone upper

5 结论(Conclusion)

本文针对加热炉生产过程中, 部分数据难以检测、容易受恶劣生产环境干扰、经常出现数据缺

失和严重错误这一类问题, 设计了一套加热炉生产过程数据预处理系统. 该系统能对部分难以测量的数据用自适应FNN方法进行预测; 能对生产

过程数据进行滤波处理;能够进行正常生产数据检测判断,并对异常数据进行剔除和替代;并对生产过程数据进行正误判断,当出现不正确的过程数据会采用替代值进行替代处理,对于生产过程数据替代值利用CBR建立完善机制.该加热炉生产过程数据预处理系统经过生产现场验证和试运行后认为,设计合理,算法正确,运行可靠,能确保了人身、生产与设备安全.并且这种处理方法对于类似的生产过程也具有广泛借鉴价值.

参考文献(References):

- [1] 柴天佑. 生产制造全流程优化控制对控制与优化理论方法的挑战. 自动化学报[J]. 2009, 35(6): 641 – 649.
(CHAI Tianyou. Challenges of optimal control for plant-wide production processes in terms of control and optimization theories[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 641 – 649.)
- [2] CHEN H G, WANG Z W, WU B, et al. Simulation of online control system for reheating furnace[J]. *Iron and Steel*, 2006, 41(12): 75 – 78.
- [3] WICK H J. Estimation of ingot temperatures in a soaking pit using an extended kalman filter[C] // *Preprints Papers for the 8th IAFC Triennial World Congress*. Kyoto, Japan: IAFC Press, 1981: 2569 – 2574.
- [4] LARS S, DONALD M. On-line and in situ monitoring of oxygen concentration and gas temperature in a reheating furnace utilizing tunable diode-laser spectroscopy[J]. *Electrochimica Acta Part*, 2002, 58(2): 2449 – 2455.
- [5] DITZHUIJZEN V, SLAALMAN G, KOOM D. Identification and model predictive control of a slab reheating furnace[C] // *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Control Applications*. New York: IEEE, 2002: 361 – 366.
- [6] LIU P, TUNG S C, CHIAN S C. Adaptive TS-FNN control for a class of uncertain multi-time-delay systems: the exponentially stable sliding mode-based approach[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2009, 23(4): 378 – 399.
- [7] PICHE S, SAYYAR R B, JOHNSON D. Nonlinear model predictive control using neural networks[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2000, 20(3): 53 – 62.
- [8] QIN S J, BADGEWELL T. A survey of industrial model predictive control technology[J]. *Control Engineer Practice*, 2003, 11(7): 753 – 764.
- [9] KUMAR A, SINGH Y, SANYAL S. Hybrid approach using case-based reasoning and rule-based reasoning for domain independent clinical decision support in ICU[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(1): 65 – 71.
- [10] LIU J, DE L P, DAVID M. Distributed model predictive control of nonlinear process systems[J]. *AIChE*, 2009, 55(5): 1171 – 1184.
- [11] LEE S G, NG Y C. Hybrid case-based reasoning for on-line product foul diagnosis[J]. *Advanced Manufacture Technology*, 2006, 27(7): 833 – 840.

作者简介:

陈友文 (1964—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程建模, E-mail: cywjy@126.com;

柴天佑 (1947—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 目前研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化, E-mail: ty-chai@mail.neu.edu.cn.