

基于模糊模式识别的漏钢预报

郭 戈 乔俊飞 王 伟 柴天佑

(东北大学自动化研究中心 沈阳 110006)

摘 要 提出了一种基于模糊模式识别和采用学习方法的模糊决策网络的漏钢预报方法, 同时对热电偶测温系统做了改进. 实验表明该模糊漏钢预报系统不但可以准确对温度模式进行分类和预测拉漏事故, 而且对于连铸生产过程故障诊断和产品质量评价也有一定的指导意义.

关键词 连铸, 漏钢预报, 模糊分类, 模式识别, 学习策略

1 引言

连铸生产中由于结晶器铜壁与铸坯发生粘结或因振动, 润滑不好以及拉速过快等都可使刚刚凝结不久的铸坯壳出现裂口甚至形成漏钢事故. 这不但危害人身和设备安全, 而且严重影响铸坯质量, 造成巨大的经济损失. 漏钢预报是 80 年代开始发展起来的一种故障诊断和设备维护技术. 常用的预报方法是用热电偶测量结晶器铜板温度的方法. 由于坯壳的断裂一般都发生在弯月面以下某个高度区间之内, 所以通常在结晶器铜板中埋设上下两排热电偶的方法, 当相邻两对上下热电偶对同时出现逆向温度(即下面温度高于上面温度)时, 或当与某个温度很高的热电偶相邻的 3 个热电偶中有不少于两个的温度值升高时就发出报警, 它基本能测出每次的粘结现象, 但是误报率较大. 现在国外已经有神经网络拉漏预报系统投入使用, 其预报准确性较传统的逻辑判断方法有较大提高, 只是网络庞大, 且需要大量的训练样本, 因而其设计和训练困难很大. 从本质上来说, 拉漏预报方法为常规的模式识别方法. 我们知道, 在没有粘结或断裂时, 结晶器铜板上某一高度处的温度是基本不变的, 其模式相当于一段水平直线; 反之, 粘结或断裂处温度将升高, 对应着一段上升曲线; 当裂口经过某处时, 该点温度先是上升, 然后又会随裂口被拉下而降低, 对应的温度模式可以用一段峰状曲线来描述. 总之, 如果用模糊模式来描述不同的温度变化情况, 一旦根据模糊数学知识发现温度测量数据出现可能引起拉漏的温度模式, 经过一定的逻辑就可判断是否将发生漏钢事故. 本文正是在此基础上提出一种模糊漏钢预报方法, 同时对热电偶埋设方法做了改进.

2 热电偶系统的改进

在目前常用的拉漏预报系统中, 结晶器铜板中大都埋设上下两层热电偶(如图 1). 这种热电偶埋设方法误报率较大. 本文对热电偶埋设方法进行了改进(如图 2), 其依据如下:

(1) 用图 1 所示的热电偶系统进行拉漏预报时误报率很高. 用本文所设计的热电偶系统进行漏钢预报时, 按第一排热电偶将系统分成 12 个子系统. 在预测漏钢时首先将这个子系统分为 6 个热电偶组, 然后根据各组中所有热电偶温度模式的模糊加权组合来判断该子系统所在区域是否发生了粘结或断裂, 进而做出漏钢预报. 这种方法的预报准确率较高.

(2) 由于裂口横向扩散较快, 所以拉漏预报以横向测温较为快速. 图 1 所示方法中, 当某一

热电偶处的坯壳出现裂口并扩散到热电偶间距 d 那么大时铸坯实际上已经被拉坯机向下拉了一定的距离, 所以用传统的横向测温预报方法很可能测不到裂口引起的温升, 因此是很不准确的. 而本文提出的新的热电偶埋设方法由于将原有热电偶在保持总数不变的情况下由两排改为三排, 其中第三排的位置在原来第一二排的中间. 这时虽然同一排两相邻热电偶间距增大为 $1.5d$, 但上下相邻两排热电偶之间的距离变为原来的一半. 当上排某热电偶处出现粘结或裂口时, 由于拉坯机的作用, 它将最先扩散到下面相邻两个热电偶处, 从而引起这两处的铜板温度上升. 所以用这种方法检测粘结和断裂将会更快速.

(3) 虽然两种热电偶埋设方法所用的热电偶总数相同, 但图 2 不但热电偶排数增多而且其行数也比图 1 多, 这就使得这种方法能检测到图 1 无法检测到的铸坯纵裂和缩孔等缺陷. 同时, 由于铸坯窄边易发生鼓肚, 因而图 2 在结晶器窄边中央(横向)位置处增设了一个热电偶. 这对于准确检测由窄边鼓肚引起的断裂漏钢特别有用.

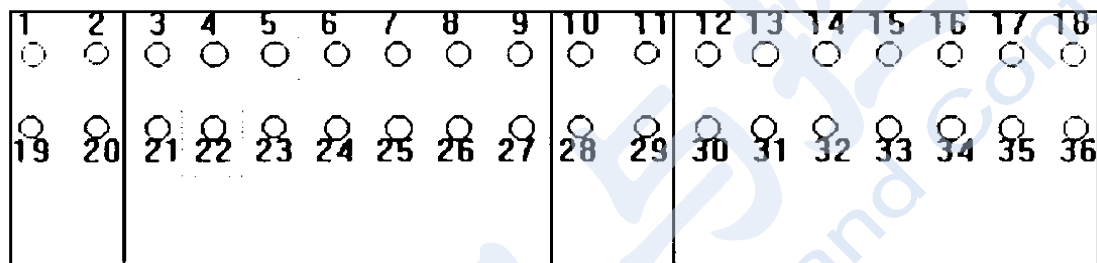


图 1 传统的热电偶埋设方法

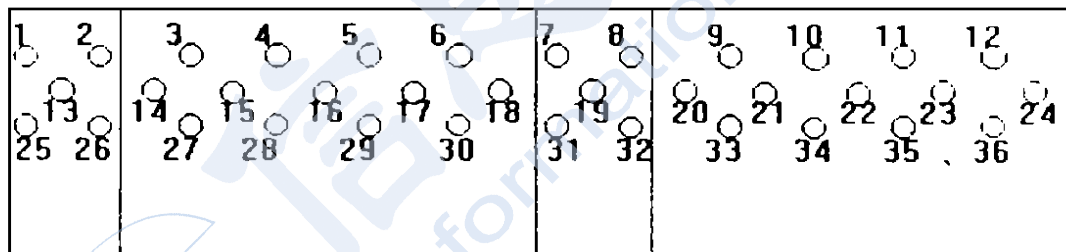


图 2 改进的热电偶埋设方法

3 温度模式的提取及其识别

3.1 温度测量数据处理

假设 T 是温度测量序列, 这里 $T = (t_1, t_2, t_3, \dots, t_{n_s})$, 其中 n_s 是采样个数. 为了便于预报拉漏, 本文将每个子系统的温度测量数据用如下数学方法处理成模糊模式

$$\sigma_{li} = \frac{(t_i - \min_{k=1}^{n_s} t_k)}{\Delta T} \quad (1)$$

ΔT 是结晶器内的最大温度波动, 要根据具体生产条件而定. 通过处理后, 温度测量数据就变为待识别温度模式 $P = (\sigma_{l1}, \sigma_{l2}, \dots, \sigma_{ln_s})$.

由于漏钢预报中只是利用一段时间内温度的变化趋势, 而不是完全准确的温度变化曲线,

因而虽然温度的变化可能是高次曲线或很不规则的曲线形式,但只要其总体趋势是上升或下降,我们就用一段上升或下降的斜线模式来表示这一趋势.本文根据结晶器铜板温度的变化情况采用的几种标准参考温度模式为:(1)保持在某一温度值附近基本不变;(2)由正常温度逐渐升高;(3)先由正常温度逐渐升高,然后又逐渐降低;(4)由较高温度逐渐向正常温度下降;(5)先降低随后又逐渐升高;(6)在某一温度值附近剧烈波动.

3.2 模式识别方法简介

模糊模式识别方法有两种,一是直接法,另一种是间接法.其中直接法是根据最大隶属度来确定某个待识别模式属于哪种模式,间接法是根据最大贴近度原则确定某个模糊子集属于哪种模式,对于两个模糊集合 A 和 B ,它们的贴近度定义^[1]为

$$\delta(A, B) = \frac{1}{2}[A \frown B + (1 - A \bar{\frown} B)] \quad (2)$$

其中“ $\frown$ ”和“ $\bar{\frown}$ ”分别代表内积和外积,且有

$$A \frown B = \bigwedge_{i=1}^n (a_i \wedge b_i) \quad (3)$$

$$A \bar{\frown} B = \bigvee_{i=1}^n (a_i \vee b_i) \quad (4)$$

这里“ $\vee$ ”和“ $\wedge$ ”分别是取大及取小运算.对于给定模式集合 $B_1, B_2, \dots, B_n$, 如果

$$\delta(A, B_k) = \max_{i=1}^m \delta(A, B_i) \quad (5)$$

则 A 最贴近于 B_k , 于是根据最大贴近度原则将 A 归于 B_k . 由于本文所研究的问题较为复杂,所以无法使用直接法或间接法,需要一种新的模式识别方法.

3.3 温度模式分类的新方法

原则上只要识别出一个子系统中每个相关的热电偶温度的模式就可以判断该子系统所在区域是否将发生拉漏.但是,如果对每个热电偶处的温度都进行这样的模式识别过程必将占用许多时间和内存.事实上我们并不需要具体指出每个热电偶处的温度是哪种模式,而是只要将一个子系统内的所有热电偶温度的模式分成不同的类别就可据此进行模糊决策和漏钢预报了.所以这实际上是一个模式聚类问题,本文采用一种较为有效的模糊分类方法^[2].设 $P_1, P_2, \dots, P_{n_p}$ 为漏钢预报系统中一个子系统的所有热电偶温度模式($n_p = 8$), $M_1, M_2, \dots, M_{n_p}$ 为温度参考模式集合($n_p = 6$).首先建立如下模式族

$$X_k = \begin{cases} M_k & 1 \leq k \leq n_p \\ P_k & k = n_p + 1, \dots, n_p + n_t \end{cases} \quad (6)$$

记 $X = (X_1, X_2, \dots, X_t)$, ($t = n_p + n_t$), X_k 是 n_s 维向量.这一模式族中各模式之间的关系可用一个矩阵 $R = [r_{ij}]_{t \times t}$ 来描述,且

$$r_{ij} = \frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} [X_i(k) \cong X_j(k)] \quad (7)$$

这里模糊算子“ $\cong$ ”的含义如下^[3]

$$x \cong y = \frac{1}{2}[(x \varphi y) + (y \varphi x) + \bar{x} \varphi \bar{y} + \bar{y} \varphi \bar{x}] \quad (8)$$

$$x \varphi y = \min(1, 1 - x + y)$$

我们的主要任务是找到一个模式-类别矩阵 $C = [c_{ij}]_{t \times n_p}$, 它可以将上述关系矩阵做如下分解

$$R = C C^T \quad (9)$$

式中, 符号“ $\circ$ ”代表矩阵 C 与其转置的 s - t 乘积. 根据模糊运算关系, 上述分解过程可以写为

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^{n_p} (c_{ik} \ t \ c_{jk}) \quad (10)$$

这里, $c_{ij} \in [0, 1]$ 表示第 i 个模式属于第 j 个参考模式类的程度. 为了求解模式类别矩阵 C , 这里给出用模糊关系表示的性能指标

$$J = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^{n_p} [r_{ij} - \sum_{k=1}^{n_p} (c_{ik} \ t \ c_{jk})]^2 \quad (11)$$

采用最小二乘法对这一性能指标进行最小化, 可得到如下迭代过程

$$c_{ij}^{k+1} = c_{ij}^k - \xi \frac{\partial J}{\partial c_{ij}} \quad (12)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, l, j = 1, 2, \dots, n_p$; 学习速率 ξ 属于区间 $(0, 1]$, 它的值决定着迭代的稳定性和迭代效率, 可通过多次实验得到. 指标函数的梯度也可由下式求得

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial c_{ij}} &= \frac{\partial}{\partial c_{ij}} \left\{ \sum_{u=1}^l \sum_{v=1}^{n_p} [r_{uv} - \sum_{k=1}^{n_p} (c_{uk} \ t \ c_{vk})]^2 \right\} = \\ &= 2 \sum_{u=1}^l \sum_{v=1}^{n_p} [r_{uv} - \sum_{k=1}^{n_p} (c_{uk} \ t \ c_{vk})] \frac{\partial}{\partial c_{ij}} [\sum_{k=1}^{n_p} (c_{uk} \ t \ c_{vk})] \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$\frac{\partial}{\partial c_{ij}} [\sum_{k=1}^{n_p} (c_{ik} \ t \ c_{jk})] = \begin{cases} 0 & u \neq i, v \neq j \\ c_{vj} [1 - \sum_{k \neq j}^{n_p} (c_{uk} \ t \ c_{jk})] & u = i, v \neq j \\ c_{uj} [1 - \sum_{k \neq j}^{n_p} (c_{uk} \ t \ c_{jk})] & u \neq i, v = j \\ 2c_{ij} [1 - \sum_{k \neq j}^{n_p} (c_{ik} \ t \ c_{jk})] & u = i, v = j \end{cases} \quad (14)$$

具体的优化过程与 s - t 乘积的选择有关, 本文选择如下运算

$$\alpha \ s \ \beta = \alpha + \beta - \alpha\beta, \ \alpha \ t \ \beta = \alpha\beta \quad (15)$$

4 模糊决策及漏钢预报

在识别出各个子系统中所有热电偶温度的模式类之后, 就可根据每个子系统中全部 6 组热电偶的温度情况进行模糊决策. 由于事实上只有 M_1, M_2, M_3, M_5 所代表的温度模式可能引起拉漏事故, 所以本文在采用文[4]中给出的模糊网络决策系统进行漏钢预报时是以属于这几类模式的热电偶为基础的. 该模糊决策网络相当于一个参数可调的多层前馈神经网络, 因而在投入实际使用之前可根据神经网络的学习策略^[5]用温度参考模式的各种可能的加权组合作为该模糊网络的输入对其可以进行训练.

当模糊决策系统的输出超过一个设定的阈值时, 系统就发出警报, 同时指出可能引起拉漏的原因和发生漏钢的位置. 其中后者是根据温度值最大的热电偶所在位置来确定的, 而前者则与子系统中全部 6 个热电偶的温度模式有关.

$$T_1 = (200, 201, 203, 200, 199, 198, 200, 201, 199, 204),$$

$$T_2 = (200, 205, 210, 220, 225, 228, 227, 235, 240, 250),$$

$$\begin{aligned}
 T_3 &= (203 \ 202 \ 200 \ 199 \ 202 \ 203 \ 201 \ 198 \ 197 \ 201), \\
 T_4 &= (170 \ 169 \ 174 \ 178 \ 180 \ 190 \ 200 \ 205 \ 215 \ 210), \\
 T_5 &= (168 \ 172 \ 175 \ 180 \ 185 \ 185 \ 190 \ 200 \ 210 \ 215), \\
 T_6 &= (145 \ 147 \ 150 \ 148 \ 146 \ 145 \ 147 \ 149 \ 150 \ 151), \\
 T_7 &= (142 \ 146 \ 148 \ 149 \ 150 \ 150 \ 152 \ 148 \ 151 \ 149), \\
 T_8 &= (146 \ 147 \ 145 \ 148 \ 150 \ 151 \ 150 \ 149 \ 148 \ 150).
 \end{aligned}$$

5 实验及结论

由于结晶器内出现一次粘结或断裂所引起的温度波动过程需要 8~9 个采样周期, 所以每个热电偶采样 10 次就足够代表该处的温度特征了, 即有 $n_s = 10$. 实验测得该子系统各热电偶处的温度见右面的数据阵列. 参考温度模式和每个子系统的热电偶数(待识别温度模式)分别为 6 和 8 个, 即 $n_p = 6$, $n_u = 8$. 这里以第四个子系统为例, 它由热电偶(3, 4, 5, 15, 16, 27, 28, 29)组成, 将其分为 6 个热电偶组, 即(4, 15, 16, 28)、(3, 4, 5, 28)、(3, 4, 27, 28)、(4, 5, 28, 29)、(15, 27, 28) 以及(16, 28, 29).

$$C = \begin{bmatrix} 0.94470 & 0.4395 & 0.1789 & 0.0851 & 0.1016 & 0.3616 \\ 0.4816 & 0.7280 & 0.5146 & 0.0294 & 0.4719 & 0.4858 \\ 0.2789 & 0.0003 & 0.6534 & 0.4763 & 0.0174 & 0.7201 \\ 0.0118 & 0.7880 & 0.0764 & 0.5595 & 0.2978 & 0.7084 \\ 0.0766 & 0.1078 & 0.4105 & 0.2730 & 0.8287 & 0.5526 \\ 0.0078 & 0.5616 & 0.1451 & 0.6210 & 0.3143 & 0.7296 \\ 0.2291 & 0.3542 & 0.2927 & 0.3169 & 0.4169 & 0.3293 \\ 0.3425 & 1.0000 & 0.6460 & 0.2019 & 0.5924 & 0.4827 \\ 0.2114 & 0.3318 & 0.2978 & 0.3583 & 0.3839 & 0.3694 \\ 0.2379 & 0.9190 & 0.5875 & 0.1233 & 0.5499 & 0.4577 \\ 0.2595 & 0.9396 & 0.5976 & 0.1925 & 0.6221 & 0.4105 \\ 0.2296 & 0.3753 & 0.3214 & 0.3263 & 0.4189 & 0.3390 \\ 0.1346 & 0.4327 & 0.4099 & 0.3936 & 0.4025 & 0.4084 \\ 0.02180 & 0.3724 & 0.3327 & 0.3656 & 0.3689 & 0.3753 \end{bmatrix}$$

采用本文提出的模糊分类方法, 选择学习速率为 $\xi = 0.42$. 由于经反复实验确定的输出阈值为 $\gamma_T = 0.65$, 而最后计算出的网络模糊输出为 $\gamma = 0.7954$, 它超出了阈值, 所以网络发出了漏钢警报. 同时, 该模糊决策系统还指出拉漏位置的中心可能在热电偶(4, 15, 16)所围成的 3 角区域内, 而它所提示的引发拉漏事故的可能原因是该区域内出现了粘结或横向裂缝. 事实上, 在实验所研究的连铸机具体工艺要求下, 上、中、下 3 层热电偶处的正常温度应分别为 200、170 和 150. 而从所测得的温度数据来看, 热电偶 4, 15 和 16 处的温度显然由正常温度逐渐升高, 其最大值高于正常温度四五十度. 所以根据传统的漏钢预报方法也可以判断将发生漏钢. 这充分说明本文的漏钢预报方法是可靠的.

另外, 为了证明这种新的模糊方法在模式分类方面的有效性, 我们利用间接模糊模式识别法对上面的温度测量数据进行了模式识别, 结果热电偶 4, 15 和 16 处的温度模式属于上升直线模式的贴近度分别为 1、0.94 和 0.97, 这与本文的新方法得到的模式类别矩阵 C 中的 1、

0.9190和0.9396十分接近,而这两种方法所得的其它贴中度数据也很接近,只是间接法需要对每一点的温度模式都一一进行识别,而本文的新方法则只需对所有温度模式进行一次分类,因而大大简化了运算过程.从上面的对比可以看出这种模糊漏钢预报方法不管在分类方面还是在预测拉漏方面都是可靠而有效的.它不但能预报漏钢事故,提示操作人员引起拉漏的可能原因和出现拉漏的大体位置,而且稍做修改后就可用于连铸生产的质量评价和故障诊断之中.

参 考 文 献

- 1 Jingru Li, Qian Sun, Chongqing Liu. Pattern Recognition Based on Fuzzy Set Theory. Proceedings Asian Control Conference, 1994: 709 ~ 711
- 2 Hathaway R J, Rezdek J C. NERF c-means non-Euclidean Relational Fuzzy Clustering. Pattern Recognition 1994; 27: 429 ~ 437
- 3 Pedrycz W, Rocha A. Knowledge-based Neural Network. IEEE Trans. Fuzzy Systems 1, 1993: 254 ~ 266
- 4 郭 戈, 乔俊飞, 王 伟, 柴天佑. 基于模糊神经网络的一种漏钢预报方法. 控制理论与应用, (已录用)
- 5 Theocharis J, Petridis. Neural Network Observer for Induction Motor Control. IEEE Control System Magazine, 1994: 26 ~ 37

PREDICTION OF STEEL LEAKAGE BASED ON FUZZY
PATTERN RECOGNITION

GUO Ge QIAO Junfei WANG Wei CHAI Tianyou
(Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110006)

Abstract A decision-making network based on pattern clustering method with learning mechanism is presented and the traditional thermocouple system is rearranged for steel leakage alarm. This method is shown by numerous experiments to be very effective in clustering temperature patterns, detecting possible leakages of liquid steel and their positions and reasons.

Key words continuous casting, breakout alarm, fuzzy clustering, pattern recognition, learning algorithm

作者简介

郭 戈,男,26岁,博士研究生.研究领域为复杂工业过程的建模与控制,模糊控制,预测控制及自适应控制等.

乔俊飞,男,30岁,博士研究生.研究领域为复杂工业过程的建模与控制,自适应控制等.

王 伟,男,43岁,教授,博士生导师,东北大学自动化研究中心副主任.研究领域为复杂工业过程的建模与控制,自适应控制理论与应用,预测控制等.