

铝电解槽极距在线可视化系统的开发与应用

李贺松¹, 殷小宝¹, 周萍¹, 黄涌波², 唐骞², 梅炽¹

1. 中南大学 能源科学与工程学院, 湖南 长沙, 410083;
2. 中铝公司广西分公司 电解厂, 广西 平果 531400)

摘要: 针对铝电解槽极距难以在线测量的特点, 将模糊 C 聚类和多神经网络引入极距软测量模型中, 提出一种基于模糊 C 聚类和多神经网络的铝电解槽实时极距软测量模型。对大量的样本进行模糊 C 聚类得到优化样本; 利用多神经网络对这些样本进行训练得到极距软测量模型; 讨论极距软测量模型中辅助变量的确定及其在线获取的方法。在此基础上开发了铝电解槽实时极距在线可视化系统, 并在中铝公司广西分公司 320 kA 系列预焙铝电解槽上进行了安装和调试, 系统试运行 10 个月后, 结果表明: 造成电解槽不稳定的因素有单振源、多因素耦合和外界扰动; 可通过调整单个阳极来消除单振源, 提升阳极母线来消除多因素耦合, 提高换极和出铝的操作质量来减少外界扰动。

关键词: 铝电解槽; 软测量; 极距; 模型; 在线

中图分类号: TF821; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2007)05-0880-08

Development and application of real time online visual system of anode-cathode-distance for aluminum reduction cells

LI He-song¹, YIN Xiao-bao¹, ZHOU Ping¹, HUANG Yong-bo², TANG Qian², MEI Chi¹

1. School of Energy Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2. Aluminum Electrolytic Plants, Guangxi Branch of China Aluminum Corp, Pingguo 531400, China)

Abstract: The fuzzy C-means and multiple neural networks were introduced into soft sensor model for anode-cathode-distance (ACD) because of the difficulty of online measuring ACD of aluminum reduction cells. Many samples were optimized by fuzzy C-means. The soft sensor model of ACD was obtained by training those samples using multiple neural networks. The determination of auxiliary variables and methods of acquiring them online were discussed. The online visual system of ACD for aluminum reduction cells was developed. The system was installed and debugged on 320 kA prebaked aluminum reduction cells in Guangxi Branch of China Aluminum Corporation. After running the system for ten months, the results indicate that there are three reasons of bringing instabilities of aluminum reduction cells: single oscillating source, coupling of many factors and outside disturbances. Adjusting an anode can eliminate the single oscillating source. Raising busbar of anode can eliminate the coupling of many factors. Improving operation of changing anode and taping metal can weaken the outside disturbances.

Key words: aluminum reduction cells; soft sensor; anode-cathode-distance; model; online

在预焙铝电解槽中, 随着系列电流的增加, 整个槽膛的横截面积以及所有阳极的底掌面积之和也随

变大, 通常采用增加阳极数来增加整槽的阳极底掌面积。当阳极数增加时, 各个阳极下极距的分布不均

收稿日期: 2006-11-08; 修回日期: 2006-12-26

作者简介: 李贺松(1976-), 男, 河南上蔡人, 副教授, 博士, 从事热工设备的仿真与优化

通信作者: 李贺松, 男, 副教授, 博士; 电话: 0731-8830897; E-mail: lihesong611@yahoo.com.cn

匀,造成水平电流的产生,最后影响到铝电解槽的稳定性。因此,建立非均一极距模型对铝电解槽的稳定性的提高有很大的作用。

由于极距层由熔融电解质组成,它具有高温和腐蚀的特性^[1],插入其中的探头维持不久就会被腐蚀,直接测量极距的难度很大,加上铝液界面的波动^[2-5]难以跟踪,所以,极距分布的信息不能在线获取(有时采用离线测得的阳极等距压降来表示极距),极距的均一性也无法得到保证。可见,极距的在线可视化是实现极距均一性的保障。利用软测量技术来实现极距的在线可视化是解决以上问题的最佳方案,针对铝电解槽各个参数之间存在耦合的非线性关系,采用多神经网络的非线性映射能力来建立极距的软测量模型。

本文作者利用自主开发的测量铝液波动的仪器对铝液波动和极距模型进行实验研究,找出影响极距大小的变量。在此基础上,提出基于模糊 C 均值聚类(FCM)和多神经网络的实时非均一极距软测量模型,并对该模型的算法和系统应用进行研究。

1 极距软测量模型辅助变量的确定

因为极距的变化必然会引起此阳极支路电阻的变化,进而会影响该阳极电流的变化,最后导致阳极导杆等距压降的变化,所以,可将阳极导杆等距压降作为极距软测量模型中辅助变量之一。从理论上讲,还有其他参数影响极距,只有找到尽可能多的参数才能准确地利用软测量模型来预测极距。

铝电解槽升降阳极母线会引起极距的变化,同时造成槽电压的相应变化,这说明槽电压和极距之间有着某种关系。

又因为阳极和极距属于同一个并联分路,所以,阳极电阻是必须考虑的一个因素。

另外,导杆温度将影响导杆的电阻率,所以,导杆温度也将影响极距的测量值。电解质电阻率在大部分时间里变化不大,但在长时间内可能有变化,可通过软测量模型中引入前一时刻的槽电压和阳极电阻来考虑电解质电阻率的影响,在极距模型中不直接考虑。

综上所述,影响极距测量值大小的因素(软测量模型的辅助变量)有槽电压、导杆等距压降、导杆温度和阳极电阻。其中槽电压和导杆等距压降可直接在线测量,导杆温度也可直接测量,但采集设备投资大,阳极电阻很难直接在线测量,但导杆温度和阳极电阻是

由阳极工作的天数来确定的,故通过实验可以找出阳极更换天数与阳极导杆温度和阳极电阻之间的关系。

2 基于模糊 C 均值聚类和多神经网络的铝电解槽非均一动态极距模型

铝电解槽的极距是一个无法在线测量的参数,本研究采用软测量技术实现其在线显示。软测量就是利用可测变量(辅助变量)来推导出被估计变量(主导变量)的数学模型,数学模型中要建立反映辅助变量和主导变量之间的关系,这种关系的建立可以采用很多方法来实现,如神经网络、回归分析、机理模型、状态估计、模式识别以及模糊数学等,其中神经网络能够充分逼近任意复杂非线性系统,且具有较强的并行计算能力和鲁棒性,因此,基于人工神经网络方法的软测量技术得到了广泛的应用。而铝电解槽极距和各辅助变量之间具有非线性特性,故可采用神经网络来建立软测量模型。

单一的神经网络模型是一种近似模型,达不到满意的期望精度,若系统的样本足够大,则会造成网络结构规模庞大,最终影响系统的运算速度,产生拟合,达不到实时在线显示的效果。通常单一的神经网络采用某一时刻的数据作为一组样本,是一个静态模型,而铝电解槽的极距具有动态特性。只有把不同时刻的数据组合成一组数据,才能充分体现系统的动态过程,这就需要建立一种动态模型。多神经网络是一种动态模型,它把一段时刻的数据作为一个样本,这些样本有可能存在冗余的数据,再把不同时刻的样本分成不同的类,然后,用多个独立的神经网络对不同类的样本进行训练,最后,用一定的方式把多个神经网络的输出结果组合起来。多神经网络已成功应用于多个领域,如控制^[6]、故障诊断^[7-8]、图像和字体识别^[9]等领域。

但大量的样本里面有很多同类的样本,如果不把这些重复的样本去掉,必然会增加计算量,所以,引入模糊聚类来优化和精简样本,减少样本的冗余度。

建立基于模糊 C 均值聚类(FCM)和多神经网络的铝电解槽极距软测量模型的总体思路如图 1 所示。首先利用 FCM 对大量原始样本进行聚类,得到优化样本,再利用多神经网络训练优化过的样本,形成软测量模型,并用来预测极距。

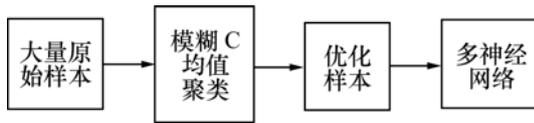


图 1 铝电解槽极距软测量模型的示意图

Fig.1 Sketch map of soft sensor model for ACD of aluminum reduction cells

影响极距的因素有 5 个：导杆等距压降 ΔU ，槽电压 U_{cell} (极间距电解质与气泡层的压降)，阳极系电阻 R_a (从卡具到阳极底掌的电阻)，导杆温度 T 和阳极底掌上垂直电流与阳极导杆电流之比 η_a 。其中， U_{cell} ， R_a ， T 和 η_a 可通过模型计算得到，等距压降可通过安装探头在线测出。虽然电解质电阻率也影响极距的预测精度，但电解质电阻率是不可在线测量的参数，也不能通过模型计算算出。实验发现电解质电阻率与极距、阳极电流和极间压降有关，所以，引入前一刻的极距、阳极电流和极间压降，把它和辅助变量一起组成当前时刻的辅助变量，可提高系统的预测精度。故软测量模型有 8 个辅助变量：前一刻的极距，前一刻的阳极电流，前一刻的槽电压，槽电压，阳极导杆等距压降，阳极导杆温度和阳极电阻和阳极底掌上垂直电流与阳极导杆电流之比。

本模型首先利用模糊 C 均值聚类法(FCM)将样本分成不同聚类中心的子集，再用多个神经网络对每个子集建立子模型，最后用模糊聚类后产生的隶属度加权求和得到最终输出结果。模型的结构如图 2 所示。FCM 已在图形分割^[10-15]和控制^[16]等领域获得了广泛的应用。

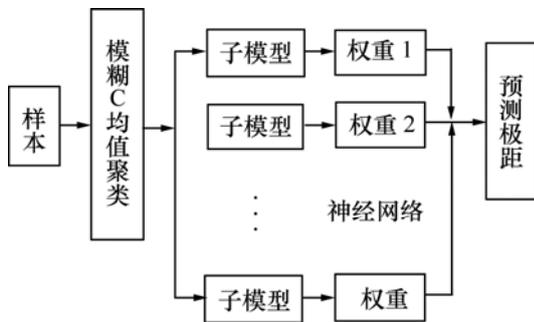


图 2 基于 FCM 和多神经网络的极距软测量模型结构

Fig.2 Structure of soft sensor model for ACD of aluminum reduction cells based on FCM and multiple neural networks

2.1 模糊 C 均值聚类算法

铝电解槽铝液波动的周期大约为 50 s，在极距模

型中，极距的动态特性也表现有周期性，周期和铝液波动同步，所以，取 50 s 作为样本库的时间段，系统采样频率为 2 次/s，取 25 组数据作为一个样本，定义为 x_{is} ，其中： $i=1, 2, \dots, 8$ ，为辅助变量的个数； $s=1, 2, \dots, 25$ ，为样本的个数。

模糊聚类算法为：将数据集 $X = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i25}\}$ 分为 c 类，设 $m_k (k=1, 2, \dots, c)$ 为每个聚类的中心向量， $\mu_k(x_{is})$ 为第 s 个样本对于第 k 类的隶属函数， $0 \leq \mu_k(x_{is}) \leq 1$ ，得到一个分类结果矩阵 $U = [\mu_k(x_{is})]$ ，该矩阵称为模糊矩阵，且具有以下性质：

$$\sum_{k=1}^c \mu_k(x_{is}) = 1; \tag{1}$$

$$\mu_k(x_{is}) \in [0, 1]; \tag{2}$$

$$0 < \sum_{i=1}^{25} \mu_k(x_{is}) < 25. \tag{3}$$

式中： $k=1, 2, \dots, c; i=1, 2, \dots, 8; s=1, 2, \dots, 25$ 。

隶属函数的聚类损失函数为：

$$J_f = \sum_{k=1}^c \sum_{s=1}^{25} [\mu_k(x_{is})]^b \|x_{is} - m_k\|. \tag{4}$$

式中： $b \in [1, \infty]$ 为影响隶属度矩阵模糊化程度的指数权重。在不同的 b 值下，聚类损失函数达到最小时可得到不同的模糊聚类方法。

J_f 表示各类中样本到聚类中心的加权距离平均和，权重是样本对某类隶属函数的 b 次方，要使 J_f 达到最小，必须使 J_f 对 m_k 和 $\mu_k(x_{is})$ 的偏导数为 0。根据式(1)和(2)及以上的条件可得出如下解：

$$m_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^{25} (\mu_k(x_{is}))^b} \sum_{i=1}^{25} (\mu_k(x_{is}))^b x_{is}. \tag{5}$$

$$\mu_k(x_{is}) = \frac{(1/\|x_{is} - m_k\|^2)^{1/b-1}}{\sum_{i=1}^{25} (1/\|x_{is} - m_k\|^2)^{1/b-1}}. \tag{6}$$

$$\text{式中：} \|x_{is} - m_k\| = \left[\sum_{l=1}^b (x_{isl} - m_{kl})^2 \right]^{1/2}.$$

模糊 C 均值聚类算法就是根据迭代算法求解式(1)和(2)近似得出目标函数的最优值。

其算法具体描述如下：

a. 确定聚类个数 C 和指数权重，采用比较法来确

定聚类个数 C 。指数权重目前没有统一的取值范围, 只能凭经验选取。对训练集分类, 取迭代步骤 $l=0$, 得到初始化隶属函数矩阵 $U^{(0)}$;

b. 根据 $U^{(l)}$ 和式(5)求出聚类中心向量 $m_k^{(l)}$;

c. 根据式(6)和 $m_k^{(l)}$ 计算出下一步的隶属函数矩阵 $U^{(l+1)}$;

d. 给定收敛的判别精度 $\varepsilon > 0$, 若 $\|U^{(l+1)} - U^{(l)}\| > \varepsilon$, 则令 $l = l + 1$, 继续按照步骤 b.和 c.迭代, 直到 $\|U^{(l+1)} - U^{(l)}\| \leq \varepsilon$ 时, 停止迭代。

2.2 基于 FCM 和多神经网络的实时非均一极距软测量模型的建立

多神经网络模型是多个子神经网络的组合, 把系统的样本分类, 用多神经网络对各类样本进行独立求解, 得到每个子网络的输出, 然后再用一个神经网络对所有子网络的输出建立一个模型。子网络反映了网络的小的局部信息, 根据每个子网络的贡献不同, 得到每个子网络的权值, 综合这些子模型的输出和权值, 再利用神经网络的最小二乘法对子网络进行连接, 最后得到网络的总输出。

如图 3 所示, X 为原始样本, 经过 FCM 分类后样本数变为 c 个, 分别为 $x_{it}, x_{i(t-1)}, \dots, x_{i(t-c+1)}$ (其中, t 为时间), 每种样本对应一个神经网络, 如 x_{it} 对应网络 ANN1, $x_{i(t-1)}$ 对应网络 ANN2。然后, 训练各子神经网络, 得出各子神经网络的输出 y_1, y_2, \dots, y_c , 单个网络的输入和输出的映射关系可表示为:

$$y_j = \text{Sim}(x_{i(t-j+1)}, \text{net}_j) \quad (7)$$

式中: $j=1, 2, \dots, c$; net_j 为单神经网络 ANN $_j$ 的模型; $x_{i(t-j+1)}$ 为第 $j-1$ 个样本; c 为聚类个数。

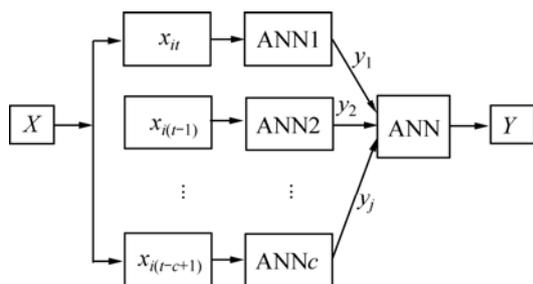


图 3 铝电解槽极距软测量模型的多神经网络结构

Fig.3 Structure of multiple neural networks of soft sensor model for ACD of aluminum reduction cells

再把向量 $[y_1, y_2 \dots y_j]$ 作为神经网络 ANN 的输入, 利用 FCM 分类后得到的每种分类的隶属度来加权平均得到训练网络得出总输出 Y 。假设 $[y_1, y_2 \dots y_j]$ 所对应的权重为 $[w_1, w_2 \dots w_j]$, 则网络的总输出为:

$$Y = \sum_{j=1}^c y_j w_j \quad (8)$$

基于 FCM 和多神经网络的铝电解槽实时非均一极距模型算法如下:

a. 根据 FCM 的分类结果, 确定神经网络的个数 c ;

b. 用子网络训练 c 个样本, 得到子网络输出向量 $[y_1, y_2 \dots y_j]$;

c. 以 $[Y, y_1, y_2 \dots y_j]$ 为样本再建立神经网络, 利用神经网络的最小二乘法确定 $[y_1, y_2 \dots y_j]$ 的对应连接权重 $[w_1, w_2 \dots w_j]$;

d. 利用 $[y_1, y_2 \dots y_j]$ 和对应连接权重 $[w_1, w_2 \dots w_j]$ 的加权求和得到模型的综合输出 Y 。

利用此模型算法可完成对大量测试样本的训练, 进而得到一个实时非均一极距软测量模型。

通过以上步骤可得到铝电解槽极距软测量模型如下:

$$Y = \text{Sim}(\text{net}, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (9)$$

式中: Y 为极距, net 为训练的多神经网络, $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ 和 x_8 为网络的输入, 依次表示前一时刻的极距、前一时刻的阳极电流、前一时刻的槽电压、槽电压、阳极导杆等距压降、阳极导杆温度和阳极电阻和阳极底掌上垂直电流与阳极导杆电流之比。

2.3 误差分析

表 1 所列为极距模型计算值与测试值的对比情况, 模型计算值是从系统运行数据中得到的, 测试值是和系统计算值同步测试得到的。可以看出, 所有阳极下极距的计算值和测量值相差不大, 计算误差分布在 1% 左右, 误差最大的是 A7 阳极, 为 2.92%。说明该模型是正确的, 其精度较高。A7 的误差最大的原因是 A7 的极距很小, 此阳极下的铝液波动较大, 不稳定因素较多, 造成较大的误差。

另外, 误差的存在还与测量点布置有关, 因为探头只能放在阳极下的 1 点或多点, 但模型计算出的极距是整个阳极下极距的平均值, 故造成了误差。

表 1 极距模型计算值与测试值的对比情况

Table 1 Contrast between computational and testing data for ACD

极号	计算值/cm	测试值/cm	极号	计算值/cm	测试值/cm	极号	计算值/cm	测试值/cm
A1	4.30	4.37	A11	4.78	4.82	B6	4.09	4.12
A2	5.01	5.12	A12	4.57	4.54	B8	4.56	4.51
A4	4.56	4.65	B1	4.44	4.48	B9	4.80	4.91
A7	3.33	3.43	B2	4.35	4.43	B11	4.86	4.78
A9	4.05	4.09	B5	3.87	3.92	B12	5.41	5.49

另外,采取抬高阳极横梁母线的方法来验证极距。当阳极横梁母线抬高 1 cm 时,各阳极的极距都变化 1 cm 左右,再次说明了模型的高精度。

此外,因为现场的因素特别复杂,所以,要定期校正模型。

3 系统软件组成与开发

用 Delphi7.0 开发软件对极距在线监测系统进行开发。软件功能如下:

a. 非均一极距在线监测(见图 4)。在线显示每个阳极下的极距绝对值、全部阳极下的极距分布情况和变化情况;

b. 铝液界面波动在线监测(见图 5)。在线显示铝液三维界面的波动图,并显示出每处铝液界面的波动幅度;

c. 非均一阳极电流分布在线监测。在线显示全

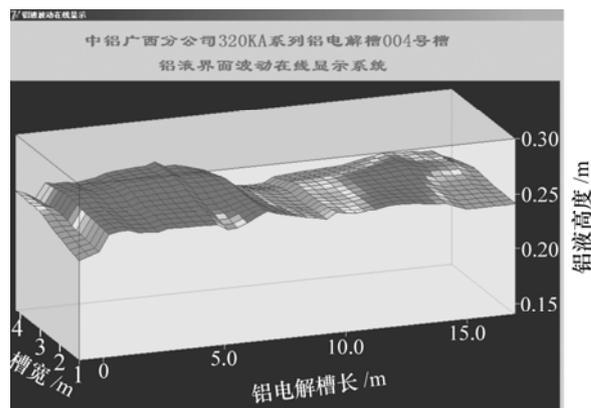


图 5 中铝公司广西分公司 320 kA 系列铝电解槽 004 号槽铝液界面波动在线监测图

Fig.5 Online visual system of metal surface for 320 kA prebaked aluminum reduction cells in Guangxi Branch of China Aluminum Corporation

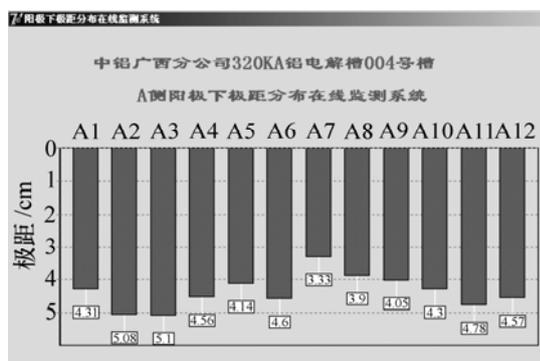


图 4 中铝公司广西分公司 320 kA 系列铝电解槽 004 号槽 A 侧极距在线可视化系统

Fig.4 Online visual system of ACD for 320 kA prebaked aluminum reduction cells in Guangxi Branch of China Aluminum Corporation

部阳极的电流分布情况及其绝对值、每根阳极电流占系列电流的百分比;

d. 阳极电流波动在线监测(见图 6)。在线显示每根阳极的电流波动图和全部阳极电流分布图;

e. 人工输入模块和历史数据查询模块。人工输入模块输入的参数包括需要人工输入的所有参数,如铝水平、环境温度、新更换阳极号等。历史数据查询模块可查询所有在线显示参数的历史数据;

f. 阳极电流快速傅里叶分析(FFT)的在线显示。在线显示每根阳极电流的 FFT 分析结果和全部阳极电流的 FFT 分析结果。

4 系统应用与结果分析

选取中铝公司广西分公司 320 kA 系列 004 号槽作为实验槽,用铝液波动与极距在线显示系统连续监测槽子数周。现场工业实验的前两周,槽设定电压不变,

为 4.21 V, 为了实现节能降耗的目的, 于 2005 年 11 月 16 日将设定电压降至 4.19 V, 然后, 于 2005 年 11 月 21 日降至 4.17 V, 结果是槽平均电压降低 20 mV, 电流效率提高 0.22%。对比了降极距前后的槽稳定性变化情况, 分析了外界扰动, 如换极、出铝和效应对槽子稳定性的影响, 并提出合理的应对措施。

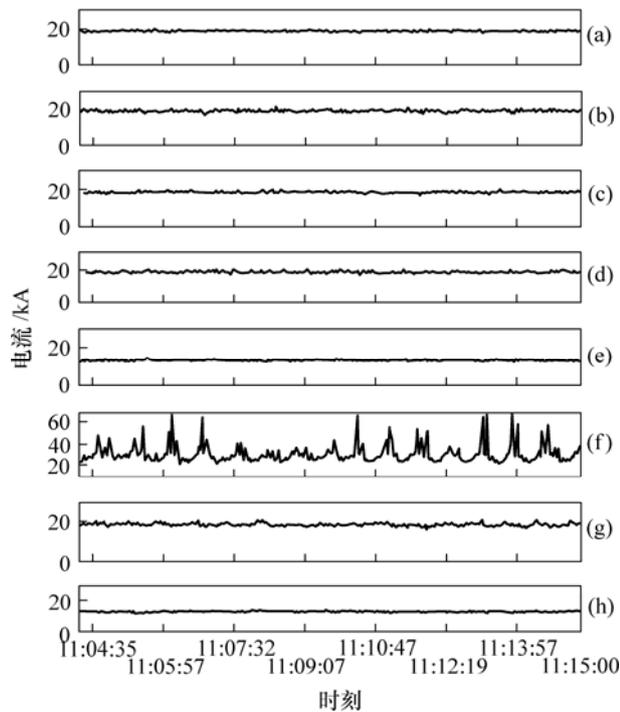
从系统的应用中, 发现造成铝液波动的原因有 3 种: 单振源引发、多因素耦合引发和外界干扰引发。

这 3 种类型铝液波动会造成槽况的不稳定, 与槽子的固有频率周期性波动不同, 后者是铝电解槽的一个平衡态, 没有外界干扰铝液会一直有规律的小幅度的波动, 主要是由槽子的母线配置不合理造成的, 而前者处于不平衡态, 若不加以处理则将会引起针振, 这主要是由操作不当所引起。

4.1 单振源引发

图 6 所示为槽电压有大的波动时的阳极电流波动情况, 从图中可以看出, A9 阳极电流波动较大, 波动幅度为 10~20 kA, 其他阳极电流波动幅度较小, 在 2 kA 左右, 可推测 A9 阳极为诱发电解槽不稳定的根源。

为了验证以上观点, 通过调整该阳极, 阳极电流

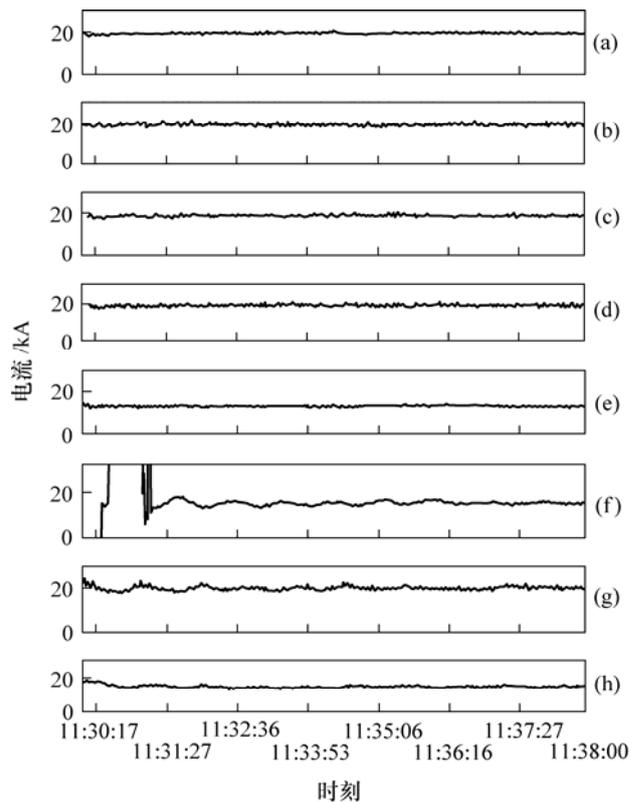


(a) A1; (b) A2; (c) A4; (d) A5; (e) A7; (f) A9; (g) A11; (h) A12

图 6 未做处理的异常阳极电流波动

Fig.6 Exceptional anode current vibrations without any adjusting

波动情况变化如图 7 所示。可以看出, A9 阳极电流渐渐趋于平稳, 槽电压也趋于平稳, 说明此次电解槽的不稳定属于单振源引发, 此次单振源为 A9 阳极。对于这种不稳定, 可通过调整单振源(即 A9 阳极)来消除。因此, 通过该系统, 单振源引发的铝电解槽不稳定性在现场容易被识别和消除。



(a) A1; (b) A2; (c) A4; (d) A5; (e) A7; (f) A9; (g) A11; (h) A12

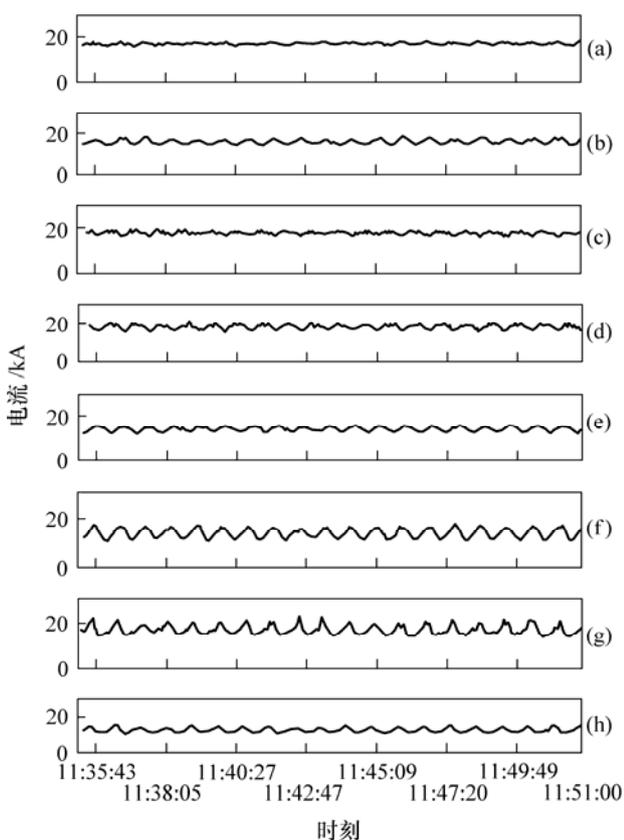
图 7 处理后的阳极电流波动

Fig.7 Anode current vibrations after adjusting

4.2 多因素耦合引发

图 8 所示为某时刻铝电解槽槽电压波动时的阳极电流波动情况。可以看出, 有多个阳极电流波动的出现, 最大的阳极电流波动幅度大致为 10 kA, 无法判断哪个阳极是造成槽电压摆动的根源。调整其中几个阳极电流波动最大的阳极, 但槽电压仍旧波动, 不能象单振源那样立即被消除, 可以推断此次的槽电压波动不是单振源引发的, 而是多因素耦合引发的。

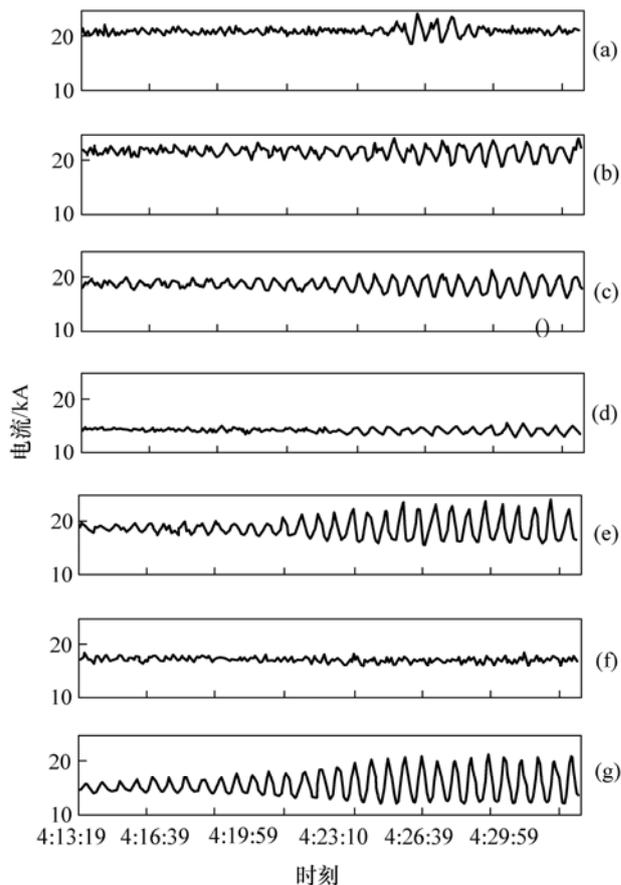
因为多因素耦合是由几种因素耦合造成的, 不能针对哪一种因素来调整, 只能配合调整多种参数。首先通过抬高阳极来强行压制铝电解槽的槽电压摆动, 然后通过调整电解槽的热平衡参数来消除引发电解槽的不稳定因素。



(a) A1; (b) A2; (c) A4; (d) A5; (e) A7; (f) A9; (g) A11; (h) A12

图 8 槽电压波动时的阳极电流波动

Fig.8 Anode current vibrations while cell voltage fluctuates



(a) B2; (b) B5; (c) B6; (d) B8; (e) B9; (f) B11; (g) B12

图 9 换 A11 极 2 h 后各阳极电流波动

Fig.9 Anode current vibrations after 2 h behind changing anode

4.3 外界扰动引发

更换阳极对铝电解槽的稳定性有很大的影响,在更换阳极过程中,会造成物理扰动,但会很快衰减。

图 9 所示为换 B11 极 2 h 后各阳极电流波动情况。可以看出,换 B11 极 2 h 后出现多处的阳极电流波动,最后造成了针振的发生,说明此次换极诱发了电解槽的不稳定。因此,更换阳极应该被视为引发电解槽不稳定的最重要的外界扰动因素。

在出铝过程中, B 侧出铝端的电流整体下降,而 A 侧烟道端阳极电流整体升高,这是出铝时,某些位置的铝液高度突然变低或变高造成的。出铝完成后,阳极电流基本上没有大的波动。因此,正常的出铝作业对电解槽的稳定性影响较小。

在效应过程中,有些阳极电流突然下降或升高,阳极电流突然下降的阳极是诱发阳极效应的阳极。但效应过后,槽电压趋于平稳,说明此次效应对电解槽稳定性的影响不大。

5 结 论

a. 把 FCM 和 MNN 引入铝电解槽极距软测量模型中是实现铝电解槽内部黑箱信息在线可视化的一种切实可行的方案。

b. 以铝电解槽极距在线可视化系统为平台,可实时监测出造成电解槽不稳定性的 3 种原因:单振源引发、多因素耦合和外界扰动,给出了不同原因的不同应对措施。

c. 单振源引发的铝电解槽不稳定性很容易被发现和消除,而多因素耦合造成的不稳定性很难处理,可采取调整热平衡参数来消除。

d. 该系统可在线监测每根阳极下的极距和铝液波动情况,这为铝电解槽的精细化调控提供了信息支持。

e. 通过对铝电解槽极距和铝液波动在线检测系统的初步工业应用, 槽平均电压降低 20 mV, 电流效率提高 0.22%。

参考文献:

- [1] Panaitescu A, Moraru A. Research on the instabilities in the aluminum electrolysis cell[C]//Light Metals. San Diego, 2003: 359-366.
- [2] Urata N. Magnetics and metal pad instability[C]//Light Metals. New York, 1985: 581-589.
- [3] Urata N, Mori K, Ikeuchi H. Behavior of bath and molten metal in aluminum electrolytic cell[C]//Light Metals. New York, 1976: 573-583.
- [4] Kurenkov A, Thess A, Zikanov O. Stability of aluminum reduction cell with mean flow[J]. Magnetohydrodynamics, 2004, 40(2): 3-13.
- [5] LI He-song, MEI Chi, ZHOU Nai-jun. Diagnosis of working conditions of an aluminum reduction cell based on wavelet packets and fuzzy neural network[J]. Chemical Engineering and Processing, 2006, 45(12): 1074-1080.
- [6] 潘立登, 朱宇宁. 多神经网络在软测量仪表中的应用[J]. 北京化工大学学报, 2001, 28(1): 67-69.
PAN Li-deng, ZHU Yu-ning. The application of multiple neural networks in building software instrument[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology, 2001, 28(1): 67-69.
- [7] Mangal L, Idichandy V G, Ganapathy C. ART-based multiple neural networks for monitoring offshore platforms[J]. Applied Ocean Research, 1996, 18(2): 137-143.
- [8] ZHANG Jie. Improved on-line process fault diagnosis through information fusion in multiple neural networks[J]. Computers and Chemical Engineering, 2006, 30(3): 558-571.
- [9] Jerebko A K, Malley J D, Franaszek M. Multiple neural network classification scheme for detection of colonic polyps in CT colonography data sets[J]. Academic Radiology, 2003, 10(2): 154-160.
- [10] CHEN Wei-jie, Giger M L, Bick U. A fuzzy C-means (FCM)-based approach for computerized segmentation of breast lesions in dynamic contrast-enhanced MR images[J]. Academic Radiology, 2006, 13(1): 63-72.
- [11] Chuang K S, Tzeng H L, Chen S. Fuzzy C-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1): 9-15.
- [12] Noordam J C, van den Broek W H A M, Buydens L M C. Multivariate image segmentation with cluster size insensitive Fuzzy C-means[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2002, 23(5): 65-78.
- [13] Lo C C, Wang S J. Video segmentation using a histogram-based fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Computer Standards and Interfaces, 2001, 23(5): 429-438.
- [14] ZHANG Dao-qiang, CHEN Song-can. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2004, 115(1): 261-279.
- [15] Pianykh S O. Analytically tractable case of fuzzy C-means clustering[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(1): 35-46.
- [16] Teppola P, Mujunen S P, Minkinen P. Adaptive fuzzy C-means clustering in process monitoring[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1999, 45(1): 23-28.