

7-3-2020

Cell Voltage optimization of aluminum electrolysis Based on Neural Network-genetic Algorithm

Chenhua Xu

School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;

Li Zhi

School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Cell Voltage optimization of aluminum electrolysis Based on Neural Network-genetic Algorithm

Abstract

Abstract: In order to reduce the production cost of electrolytic aluminum, an optimization extreme method was proposed based on neural network and genetic algorithm, to find the optimal production cell voltage and the corresponding production conditions. *Using kernel principal component analysis method to determine the key parameters affecting of aluminum electrolysis production, a neural network model of electrolytic aluminum was established. Using the genetic algorithm, the global optimal value of the cell voltage of the electrolytic aluminum and the corresponding production conditions were found.* The simulation results show that the neural network and genetic algorithm can predict the cell voltage of electrolytic aluminum accurately, at the same time it can find the optimal cell voltage, and the production conditions.

Keywords

electrolytic aluminum, cell voltage, genetic algorithm, neural network modeling

Recommended Citation

Xu Chenhua, Li Zhi. Cell Voltage optimization of aluminum electrolysis Based on Neural Network-genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(5): 1124-1130.

基于神经网络遗传算法的铝电解槽电压优化

徐辰华, 李智

(广西大学电气工程学院, 南宁 530004)

摘要: 为降低电解铝的生产成本, 提出了一种基于神经网络遗传算法的电解铝生产过程槽电压优化方法, 以寻找最优生产槽电压和对应的生产条件。采用核主元分析法确定影响电解铝生产的关键参数, 建立槽电压的神经网络模型。利用遗传算法寻找电解铝槽电压的全局最优值及对应的生产条件。通过实际生产数据进行仿真实验, 结果表明, 基于神经网络遗传算法全局寻优的能力, 该优化方法能准确预测电解铝槽电压, 同时能够找到电解铝生产过程中的最优槽电压及其对应的优化生产条件。

关键词: 电解铝; 槽电压; 遗传算法; 神经网络建模

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 05-1124-07

Cell Voltage optimization of aluminum electrolysis Based on Neural Network-genetic Algorithm

Xu Chenhua, Li Zhi

(School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: In order to reduce the production cost of electrolytic aluminum, an optimization extreme method was proposed based on neural network and genetic algorithm, to find the optimal production cell voltage and the corresponding production conditions. Using kernel principal component analysis method to determine the key parameters affecting of aluminum electrolysis production, a neural network model of electrolytic aluminum was established. Using the genetic algorithm, the global optimal value of the cell voltage of the electrolytic aluminum and the corresponding production conditions were found. The simulation results show that the neural network and genetic algorithm can predict the cell voltage of electrolytic aluminum accurately, at the same time it can find the optimal cell voltage, and the production conditions.

Keywords: electrolytic aluminum; cell voltage; genetic algorithm; neural network modeling

引言

分析目前国内外的铝电解槽技术研究现状, 近年来, 世界各国的试验研究和成果表明, 铝电解的技术方向仍主要集中在传统的铝电解槽技术进步和技术改造上^[1]。国内外电解铝的技术发展趋势是进一步降低铝电解槽的工作电压, 以达到降低能耗

的目标。目前主要的方法是采用低电压、低效应系数、提高电流效率以及采用可润湿性阴极、导流阴极、异性阴极等措施来降低电解槽能耗^[2]。我国现有的铝电解生产技术水平比起国际先进铝电解技术, 还有很长的路要走。我国的铝电解工业技术指标普遍低于国际先进水平, 国内采用的大型预焙铝电解槽的铝厂的吨铝消耗量在 $13\ 500\ \text{kW} \times \text{h/t} - \text{Al}$ 左右, 而国际先进水平的电解铝厂的吨铝直流电流消耗量在 $13\ 000\ \text{kW} \times \text{h/t} - \text{Al}$ 左右^[3]。

历经 30 多年的快速发展, 电解铝工业已成为我国重要的基础产业。然而电解铝行业历来被称为



收稿日期: 2014-12-30 修回日期: 2015-04-03;
基金项目: 国家自然科学基金(61364007), 广西自然科学基金(2014GXNSFAA118391), 广西教育厅科研项目(YB2014003);
作者简介: 徐辰华(1976-), 女, 河南卫辉, 博士, 副教授, 硕导, 研究方向为过程控制、智能系统。

<http://www.china-simulation.com>

• 1124 •

高耗能产业, 电解铝生产所需的电力消耗占全国电力消耗的 5.5%。从电解铝生产成本构成分析, 用电能耗是企业最主要的成本, 约占总成本的 40%~50%^[4]。因此, 降低电能消耗一直以来是各电解铝企业的重要工作, 节省电能也是铝电解工业技术进步的标志之一^[5]。

铝电解过程是一个非线性、多变量耦合、时变和大时滞的工业过程^[6-8], 文献[9]主要是通过异性阴极技能技术、阻流块节能技术、双阴极钢棒节能技术这些工艺上的操作来降低槽电压。文献[10]采用阳极开槽的方法降低阳极过电压, 节省电能。为了得到最优的槽电压, 达到节能降耗的目标。由于遗传算法利于全局寻优, 具有覆盖面大的特点, 并且能够同时处理群体中的多个个体, 而且具有降低陷入局部最优解的风险的特点。因此本文采用遗传算法寻找电解铝槽电压的最优值和最优试验条件, 从而达到节能降耗的目标。

1 电解铝生产过程的描述

世界上所有的铝都是通过电解的方法生产出来的。现代电解铝工业是采用冰晶石——氧化铝融盐电解法生产。该方法是把熔融冰晶石作为溶剂, 氧化铝作为溶质, 将碳素体作为电解的阳极, 铝液作为电解的阴极, 通入强大的直流电后, 在 950 °C~970 °C 的温度下, 在电解槽内的两极上进行电化学反应, 既电解^[11-12]。铝电解槽是电解法最主要的设备。其生产工艺流程如图 1 所示。

其电解过程为, 在电解槽中加入氧化铝、氟化盐、冰晶石等生产原料, 之后向电解槽通入强大的直流电, 经过电解质与铝液层, 然后从阴极导出。在阴极上得到液态铝, 随着电解过程的不断进行, 电解槽内的铝液量也不断的增加, 当铝液达到一定高度后, 就周期性的从电解槽中通过真空抬包将铝液吸出, 最后运往铸造车间, 经过配料、净化、过滤, 浇铸成商品铝锭。电解后的残极则运往碳素厂重新进行处理, 生产出新的阳极。生产过程中产生的废气经过净化后通过烟囱排出。

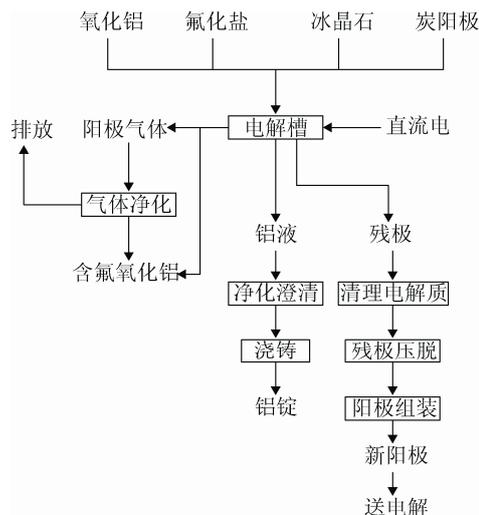


图 1 电解铝工艺流程

在铝电解过程中, 在系列电流基本恒定的情况下, 那么电解槽电压的高低就直接决定着电解过程的能量收入。因此, 调整槽电压是调整电解槽能量收入的最直接、最主要的技术手段^[13]。槽电压是电解槽上唯一能够通过仪表或计算机控制系统实时地、直接地进行检测的一个参数, 也是最能够反应电解槽状态变化的参数。

槽电压是指电流从电解槽进电端流入, 到电流从电解槽的出电端流出, 在这两端之间的电压降。在铝电解生产过程中, 槽电压的高低是影响生产成本的主要因素, 将直接影响能耗的多少。其中槽平均电压是由极化电压、阳极压降、阴极压降、电解质压降、效应分摊电压和导体母线压降所组成^[14]。

结合电解铝的工艺分析和生产机理, 槽电压与主要生产经济指标有如下的定性关系: 增大极距会降低铝液的损失, 提高电流效率。缩短极距能够降低电压, 节省电能; 在电解过程中, 当发生阳极效应时, 电解槽的槽电压会升高, 浪费大量的电能。但当发生阳极效应时, 电解质的比电阻下降, 从而也可以降低槽电压; 在生产过程中, 当氧化铝的浓度达过低而到达某一个下限时, 电解过程中就会发生阳极效应, 而导致槽电压升高, 电能的损耗增大。因此, 保持适度的氧化铝浓度对电解槽槽电压的稳定和节能降耗有重要的作用; 电解槽中需要有足够的液体电解质使电解槽内的电解质成份保持稳定,

电解质水平高，那么阳极与电解质的接触面积增大，使得槽电压降低，当电解质水平过低、数量较少时，又不利于降低槽电压。因此，电解槽内保持合适电解质水平高度，对保证电解槽的正常运行有重要的意义；为了保持槽电压的稳定，铝电解槽内同样还需要有足够的铝液高度。因此，在电解铝生产中，槽内的铝液水平高度对槽电压有着重要的影响；在生产过程中，增加添加剂(主要有氟化铝、氟化钙、氟化镁、氟化锂)，分子比会降低(分子比指电解质中 NaF/AlF_3 的比例)，从而电解质的熔点降低，使得电解质的导电率下降，最终导致槽电压升高，因此，在生产过程中需要保证低分子比；保温厚度直接影响到电解槽的散热大小，当保温料厚度过厚时，电解槽的散热相对减少，电解质水平上涨严重，槽电压一定程度上降低，电流效率大幅下降，当保温料厚度过薄时，槽散热增加，电解质温度降低，导致电解质的导电率下降，从而导致槽电压升高，不利于节能降耗。

综上所述，影响槽电压的主要因素包括：极距、阳极效应系数、氧化铝浓度、电解质水平、铝液水平、分子比、电解质温度。

因此，为了实现在较低的槽电压下生产，需要建立优化控制模型，以便对被控变量的设定值进行优化调整，确保低电压生产，达到节能降耗的目标。

2 槽电压优化控制模型

由于影响电解铝槽电压的因素比较多，如果将所有的这些影响因素都作为控制模型的输入，样本的信息不仅难以得到，而且还会使控制模型变得非常的复杂，同时也降低了整个控制模型的泛化能力，影响了模型的精度及其可行性。其次，这些影响因素本身就具有一定的耦合性，同时有一些影响因素的变化对电解铝的经济指标影响比较小，因此，在建立控制模型之前，必须先简化控制模型的输入，最大限度保留那些影响槽电压的有用信息，去除繁杂多余的信息，使控制模型简单清晰，在实际应用中容易实现。

本文中采用核主元分析法(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)对数据的属性进行简化处理。核主元分析是通过“核技巧”把线性的主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)拓展为非线性的 PCA 的一种方法，和传统的 PCA 进行比较，KPCA 具有主成分特征更加明显，贡献率更为集中，主成分参数维数较少等优点，是一种处理非线性指标的一种分析方法。

通过现场采集的生产数据，根据 KPCA 的基本原理，计算 KPCA 的“累计贡献率”计算过程如下：

- 1、将 n 个指标(每一指标有 m 个样品)的数据

写成一个 $(m \times n)$ 维矩阵 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$;

- 2、计算核矩阵 K ;
- 3、修正核矩阵得到 KL ;
- 4、运用 Jacobi 迭代方法计算 KL 的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 即对应的特征向量 v_1, v_2, \dots, v_n ;
- 5、特征值按降序排序得 $\lambda'_1 > \dots > \lambda'_n$ 并对特征向量进行相应的调整得 v'_1, v'_2, \dots, v'_n ;
- 6、通过施密特正交化方法，单位正交化特征向量，得到 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$;
- 7、计算特征值的累积贡献率 B_1, B_2, \dots, B_n ，根据给定的提取效率 p ，如果 $B_t \geq p$ ，则提取 t 个分量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_t$ 。

因此根据核主元分析法，在电解质温度、氧化铝浓度、分子比、铝水平、电解质水平、电流强度、阳极效应这 7 个变量中，提取 t 个主元作为控制模型的输入。其核主元分析结果见表 1。

表 1 核主元分析法分析结果

属性	特征根	贡献率%	累计贡献率%
电解质温度	2.344 6	60.07	60.07
氧化铝浓度	1.155 8	26.77	86.84
分子比	1.045 8	5.85	92.69
铝水平	0.842 2	3.45	96.14
电解质水平	0.709 0	1.68	97.82
电流强度	0.500 0	0.70	98.52
阳极效应	0.402 6	0.63	99.15

KPCA 要求累计贡献率达到 85% 以上即可, 由表 1 可知, 只要选择前两个主元就能够满足了, 但分别仿真了在 2 个主元、3 个主元、4 个主元、5 个主元、6 个主元、7 个主元作为的模型输入, 仿真得到槽电压的预测误差百分比, 其仿真结果见表 2。

表 2 各种情况下槽电压预测误差

主元个数	槽电压预测误差%
2	6.76
3	5.55
4	4.03
5	3.05
6	2.98
7	2.89

从表 2 可知在各种情况下的槽电压预测误差百分比的具体值, 从用 2 个主元到 5 个主元作为模型输入时, 槽电压的误差百分比有明显的降低, 但以 5 个主元、6 个主元、7 个主元作为模型的输入时, 槽电压的预测误差百分比虽然也降低了, 但是相差不大。因此, 在保证原有样本的基本信息的基础上, 又达到简化神经网络的模型输入, 故选择前 5 个主元作为模型的输入。它们分别是电解质温度 (x_1)、氧化铝浓度 (x_2)、分子比 (x_3)、铝水平 (x_4)、电解质水平 (x_5)。

在电解铝生产过程中, 为保证生产优化运行, 本文以影响槽电压的 5 个主要参数作为约束条件, 以寻找最优的槽电压为控制目标, 以达到节能降耗的目的, 本文建立槽电压 (y) 的优化控制模型结构如下:

$$\begin{aligned} \min y &= f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} 950\text{ }^\circ\text{C} \leq x_1 \leq 1000\text{ }^\circ\text{C} \\ 1.0\% \leq x_2 \leq 5.5\% \\ 2.2 \leq x_3 \leq 2.5 \\ 18\text{ cm} \leq x_4 \leq 22\text{ cm} \\ 18\text{ cm} \leq x_5 \leq 22\text{ cm} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其中 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 的取值范围是根据电解铝理论生产指标要求, 以及电解铝厂专家日常经验, 所确定的稳定生产经济指标取值范围。

因此, 公式(1)即为一个在一定的约束条件下

寻找最优的槽电压的数学优化模型。

遗传算法具有全局寻优的能力, 针对上述槽电压优化控制问题, 本文采用神经网络遗传算法进行全局寻优的方法解决。即以槽电压的最小值为目标, 以电解质温度 (x_1)、氧化铝浓度 (x_2)、分子比 (x_3)、铝水平 (x_4)、电解质水平 (x_5) 为约束条件, 通过神经网络遗传算法的全局寻优能力, 从而得到全局最优的槽电压和对应的生产条件。

3 基于神经网络遗传算法的槽电压优化

首先用神经网络的方法建立槽电压的预测模型, 将预测结果作为遗传算法的计算适应度值, 对公式(1)槽电压的优化控制模型进行寻优, 其算法流程如图 2 所示。

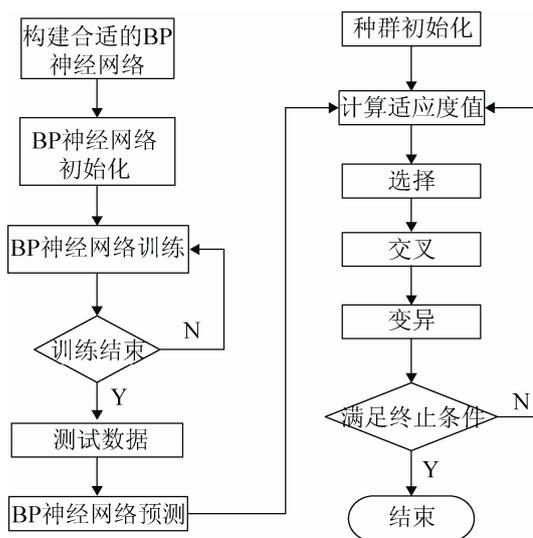


图 2 算法流程图

首先构造合适的 BP 神经网络, 用非线性的输入输出数据训练 BP 神经网络, 训练后的 BP 神经网络就可以预测槽电压的输出。然后将 BP 神经网络训练后的预测结果作为遗传算法个体的适应度值, 然后再通过选择、交叉、变异操作, 最终寻找到槽电压的全局最优值和对应的生产条件。其中算法过程如下:

Step 1: 构建合适的神经网络结构, 使 BP 神经网络的预测输出, 即预测槽电压结果作为遗传算

法的个体适应度值。

本文 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 将作为神经网络的输入，因此确定网络输入个数 $n=5$ ； y 作为输出，因此确定网络输出的输出个数 $l=1$ ；根据公式(2)确定网络的隐层节点个数 $m=13$ 。

$$m = \sqrt{n+l} + a \tag{2}$$

其中 m 为隐层节点个数， n 为网络输入个数， l 为网络输出个数， a 为 1~10 之间的常数。因此构建 5-13-1 的神经网络模型如图 3 所示。

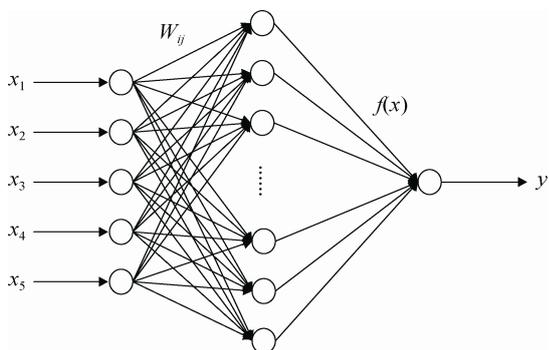


图 3 神经网络结构

Step 2: 遗传算法种群初始化。确定迭代次数 $epochs=100$ ，种群规模 $size=20$ ，交叉概率为 $p=0.4$ ，变异概率 $q=0.2$ ，个体长度 $lenchrom=5$ 。根据个体得到 BP 神经网络的初始权值和阈值，通过训练数据训练 BP 神经网络后，预测系统的槽电压输出，将预测输出和期望输出之间的误差绝对值 E ，作为个体的适应度值 F ，其计算公式为：

$$F = k \left(\sum_i^l abs(y_i - o_i) \right) \tag{3}$$

式中： l 为网络的输出节点数； y_i 为 BP 神经网络的第 i 个节点期望输出； o_i 为第 i 个节点的预测输出； k 是系数。

Step 3: 选择操作。选择操作指从旧的群体中，以一定概率选择个体到新的群体中，个体被选中的概率和适应度值是有关的，个体的适应度值越好，那么个体被选中的概率也就越大。遗传算法选择操作有轮盘赌法、锦标赛法等多种方法，在本文中选择了轮盘赌法，即基于适应度比例的选择策略，每个个体 i 的被选择的概率 p_j 为：

$$f_i = k/F_i \tag{4}$$

$$p_j = \frac{f_j}{\sum_{i=1}^N f_i} \tag{5}$$

公式(4)中， F_i 是个体 i 的适应度值，由于适应度值越小越好，因此，在个体选择前要对适应度值求倒数； k 为系数； N 是种群个的体数目。

Step 4: 交叉操作。交叉操作指从个体中选择 2 个个体，然后通过 2 个染色体的互相交换组合，来产生新的优秀个体。交叉过程是从群体中任意选择两个染色体，随机选择一点或者多点染色体的位置进行交换。交叉的操作形式如图 4 所示。



图 4 交叉操作

因为个体采用的是实数编码，所以交叉操作方法采用实数交叉法，第 k 个染色体 a_k 与第 l 个染色体 a_l ，在 j 位的交叉操作方法如下：

$$\left. \begin{aligned} a_{kj} &= a_{lj}(1-b) - a_{kj}b \\ a_{lj} &= a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \end{aligned} \right\} \tag{6}$$

公式(6)中， b 为 $[0,1]$ 之间的随机数。

Step 5: 变异操作。变异操作指从群体中任意选择一个个体，选择染色体中的一点进行变异以产生出更加优秀的个体操作，如图 5 所示。



图 5 变异操作

选取第 i 个个体的第 j 个基因 a_{ij} 进行变异，变异的操作方法如下：

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \times f(g) & r \geq 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \times f(g) & r < 0.5 \end{cases} \tag{7}$$

公式(7)中， a_{\max} 是基因 a_{ij} 的上界； a_{\min} 是基因 a_{ij} 的下界；其中 $f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})$ ； r_2 是一个随机数； g 为当前迭代的次数； G_{\max} 为最大的进化次数； r 是 $[0,1]$ 间的随机数。

Step 6: 寻优结束。得到最优的槽电压值 y^* 及对应的生产条件 $x_1^*, x_2^*, x_3^*, x_4^*, x_5^*$ 。

4 仿真结果分析

文中采用神经网络遗传算法建立电解铝槽电压最优值模型。数据均采自广西某铝业公司电解铝生产过程的记录值。

经过预处理后得到的 681 组样本数据, 随机采用 598 组数据作为训练样本数据, 其中 83 组数据作为测试数据。这时可以在已知实际生产数据的基础上, 通过 BP 神经网络遗传算法寻找电解铝槽电压的最优值。在 matlab 平台上进行仿真。因此, 设置 5-13-1 的神经网络结构, 把 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 这 5 组数据作为输入数据, 将 y 作为输出数据训练 BP 网络。然后把这 5 组输入数据作为遗传算法的种群个体, 把槽电压的预测试验结果作为个体的适应度值, 通过遗传算法寻找到最优的槽电压结果及其对应的 5 个试验生产条件。

电解铝的预测槽电压和误差百分比的仿真结果如图 6 和图 7 所示。

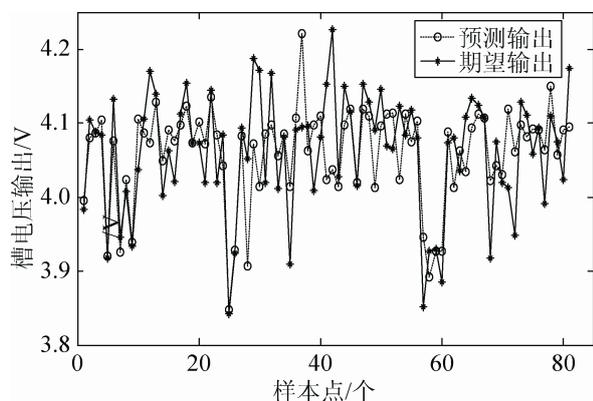


图 6 电解铝槽电压输出曲线图

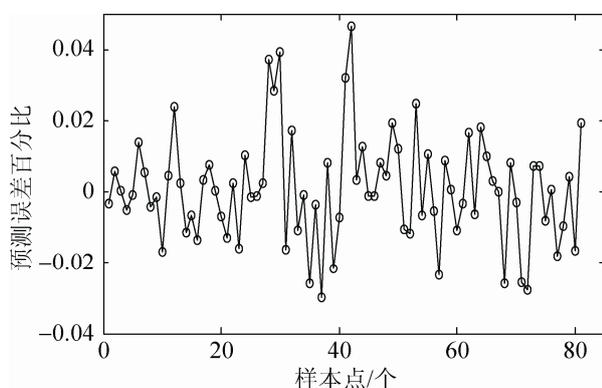


图 7 电解铝槽电压预测误差百分比曲线图

图 6 和图 7 仿真结果表明, 基于神经网络遗传算法对铝电解过程中的槽电压进行寻优, 能够很好的预测电解铝的槽电压, 在整个模型中神经网络的预测误差百分比都集中在 0% 到 $\pm 3\%$ 。

将训练后的 BP 神经网络预测结果作为遗传算法的个体适应度值, 通过选择、交叉和变异操作, 寻找到全局最优的槽电压值及其对应的生产条件, 因此, 基于神经网络遗传算法寻找最优槽电压及其对应的生产条件的实验仿真结果如表 3 所示。

表 3 最优槽电压及试验条件仿真结果

试验条件	数值	最优槽电压
电解质温度	973 °C	
氧化铝浓度	1.36%	
分子比	2.2	3.8260V
铝水平高度	24 cm	
电解质水平高度	20 cm	

表 3 的仿真结果表明, 该方法能够得到最优的槽电压 3.826 0 V, 和对应的生产条件。因此, 该方法能够到达预期的目标, 能够使用于电解铝厂的实际生产中。

通过神经网络遗传算法, 寻找到了在电解温度、氧化铝浓度、分子比、铝水平、电解质水平这 5 个试验条件下, 最优的槽电压值为 3.826 0 V。本文从广西某铝业公司采集的 681 组槽电压的平均电压值为 4.05 V, 根据计算公式(8), 计算铝电解生产的直流电耗,

$$W = \frac{\text{平均电压(V)}}{0.3356 \times \text{电流效率(\%)} \times 10^{-3}} \quad (8)$$

按照广西某铝业公司的高标准的电流效率 95% 计算, 在保持这个电流效率不变的情况下, 应用本文中的方法, 每吨铝的直流电耗将减少 702.590 8 kW·h, 按照目前用电每度 0.65 元计算, 那么每吨铝的成本将节省 456.68 元, 若按照全国铝产量 2 000 万吨计算, 那么为整个电解铝产业节省大约 913 368.04 万元。

5 结论

本文以电解铝生产过程的电解槽为研究背景,提出一种基于神经网络遗传算法寻找最优槽电压及其对应生产条件的方法。针对电解铝的高能耗问题,分析影响槽电压大小的主要经济指标,通过核主元分析法分析影响槽电压最大的几个经济指标,建立槽电压的神经网络模型,结合遗传算法,寻找铝电解生产过程的全局最优槽电压及其对应的生产条件,为解决电解铝节能减排的问题提出一种有效方法,从而为电解铝的生产提供了优化操作指导及其槽电压的生产指标依据。

参考文献:

- [1] 李贺松, 脱鹏, 王森. 铝电解槽阳极组装用磷生铁复合添加剂工业试验研究[J]. 轻金属, 2011(4): 31-32.
- [2] 孙建虎. 降低电解槽工作电压的技术措施[J]. 轻金属, 2011(增 1): 213-214.
- [3] 贾新武, 李章存. 我国大型预焙阳极铝电解生产与国际先进水平的差距 [J]. 轻金属, 2007(5): 24-26.
- [4] 杨刚. 电解铝节能减排实践探索[J]. 有色冶金节能, 2014, 30(1):8-11.
- [5] Anoop K Malaviya. An Intelligent Controller for Aluminum Smelter Potlines [J]. IEEE Transactions on industry applications (S0093-9994), 2001, 37(3): 792-796.
- [6] 李界家, 马驰, 郭宏伟, 等. 基于铝电解过程的神经网络模型预测控制的应用研究 [J]. 轻金属, 2007(3): 25-28.
- [7] 徐阳. 模糊控制技术在铝电解槽控制的应用[J]. 轻金属, 2003(10): 28-30.
- [8] 郭俊, 桂卫华, 文新海. 铝电解生产过程的多目标优化 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(2): 548-549.
- [9] 周东方, 杨晓东, 刘伟, 等. 铝液流态(阻流)优化节能技术的开发与应用 [J]. 轻金属, 2011(3): 27-33.
- [10] 马晓艺, 李贤, 李戩. 阳极开槽方法的比较分析[J]. 轻金属, 2013(6): 25-26.
- [11] LI Xiangpeng, LI Jie. Electric field distribution in 75 kA drained aluminum reduction cell [J]. Journal of Central South University of Technology (English edition) (S2227-5223), 2010, 17(1): 231-242.
- [12] Y P Jeon, C G Kang. Effects of cell size on compression and bending strength of aluminum-foamed material by complex stirring in induction heating [J]. Journal of Materials Processing Technology(S0924-0136), 2009, 20(1): 652-668.
- [13] 肖伟峰. 浅议 200 KA 铝电解槽生产中电压摆动原因及处理 [J]. 轻金属, 2007(10): 25-27.
- [14] 史冬, 赵新亮, 高炳亮. 铝电解槽极间电压组成及实时测量 [J]. 材料与冶金学报, 2014, 13(2): 128-129.
- [15] Nurnberger A, Borgelt C, Klose A. Improving naive Bayes classifiers using neuro-fuzzy learning [C]// Neural Information Processing, 1999. Proceedings. ICONIP '99. 6th International Conference on. USA: IEEE, 1999, 1: 154-159.
- [16] Qiang G. An Effective Algorithm for Improving the Performance of Naive Bayes for Text Classification [C]// Computer Research and Development 2010 Second International Conference on. USA: IEEE, 2010: 699-701.
- [17] 江小平, 李成华, 向文, 等. K-means 聚类算法的 MapReduce 并行化实现 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(1): 120-124.
- [18] Yang Y, Webb G I. Discretization for naive-Bayes learning: managing discretization bias and variance [J]. Machine learning (S0885-6125), 2009, 74(1): 39-74.
- [19] Oded Maimon. Data mining and knowledge discovery handbook [M]. Germany: Springer, 2005: 113-130.

(上接第 1123 页)

- [3] Ji C, Li Y, Qiu W. Big data processing in cloud computing environments [C]// Pervasive Systems, Algorithms and Networks (ISPAN). 2012 12th International Symposium on. USA: IEEE, 2012: 17-23
- [4] 陆嘉恒. Hadoop 实战 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2011: 2-3.
- [5] 何伟, 孔梦荣, 赵海青. 基于贝叶斯分类器的气象预测研究 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(15): 3780-3782.
- [6] 江小平, 李成华, 向文, 等. 云计算环境下朴素贝叶斯文本分类算法的实现 [J]. 计算机应用, 2011, 31(9): 2551-2554.
- [7] Hui B, Ji L. The research on lymphography diagnosis basing on Semi-Naive Bayes Classification [C]// Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICWAMTIP), 2012 International Conference on. USA: IEEE, 2012: 185-188.