

基于混合遗传算法的电弧炉终点目标温度预报模型

姜 静¹ 李华德¹ 孙 铁¹ 姜 琳²

(1 北京科技大学信息工程学院, 北京 100083; 2 河南安阳钢铁公司二炼钢厂, 安阳 455004)

摘 要 BP(Back Propagation)算法和遗传算法相结合的混合训练方法步骤为:首先用遗传算法定位出一个较好的搜索空间,然后采用 BP 算法在这个小的解空间中搜索出最优解。分别用遗传算法和混合遗传算法训练 100 t 电弧炉终点温度神经网络预报模型。仿真结果表明:混合遗传算法有更快的收敛速度和更高的预报命中率。当目标温度的精度范围为 $\pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $\pm 4\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $\pm 6\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $\pm 8\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时, BP 算法的温度命中率分别为 75%、82%、86% 和 92%, 混合遗传算法的温度命中率分别为 80%、88%、90% 和 96%。

关键词 混合遗传算法 神经网络 预报模型 电弧炉 终点目标温度

Predictive Model for End Aim Temperature of Arc Furnace Based on Hybrid Genetic Algorithm

Jiang Jing¹, Li Huade¹, Sun Tie¹ and Jiang Lin²

(1 Information and Engineering School, University of Science and Technology, Beijing 100083;
2 No2 Steel Plant, Anyang Steel & Iron Corp., Anyang 455004)

Abstract BP (Back Propagation) algorithm and genetic algorithm are combined into hybrid genetic algorithm of which the algorithm steps are first to locate a favorable searching region by genetic algorithm, then to search optimal coefficients in the located region by BP algorithm. An 100 t arc furnace end aim temperature neural network predictive model is trained respectively by genetic algorithm and hybrid genetic algorithm in this paper. The simulation results show that the hybrid genetic algorithm has faster convergence speed and higher predictive precision, as aim temperature precision is $\pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$, $\pm 4\text{ }^{\circ}\text{C}$, $\pm 6\text{ }^{\circ}\text{C}$ and $\pm 8\text{ }^{\circ}\text{C}$, the percentage of hits for aim temperature by standard genetic algorithm is respectively 75%, 82%, 86% and 92% while that by hybrid genetic algorithm is respectively 80%, 88%, 90% and 96%.

Material Index Hybrid Genetic Algorithm, Neural Network, Predictive Model, Arc Furnace, End Aim Temperature

在人工神经网络的实际应用中,80%~90%的人工神经网络模型是采用 BP 网络或它的变化形式,它是前馈网络的核心部分。但是 BP 算法尚有许多不足之处,如收敛速度慢和易陷入局部最小解等。BP 算法的结果和初始权值的选取有很大的关系,如果初始权值选择不当, BP 算法很容易陷入局部最小值。为了克服 BP 算法的不足,人们提出了许多改进方法,用遗传算法取代 BP 算法训练神经网络是研究的一个热点。

遗传算法(GA)是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型,它是一种并行处理的全局优化搜索算法,在一个典型的遗传算法训练中,起初算法收敛得很快,然而得到进一步的改善却非常困难,往往花费大量的时间却取得很小的改善^[1]。

将遗传算法和基于梯度下降的 BP 算法相结合的混合训练算法综合了两种算法的优点。遗传算法擅长全局搜索,而 BP 算法在用于局部搜索时显得比较有效。首先用遗传算法对初始权值分布进行优

化,在解空间中定位出一个较好的搜索空间,然后采用 BP 算法在这个小的解空间中搜索出最优解,这种混合训练算法在缩短训练时间的同时提高了训练的精度。

1 电弧炉温度预报模型结构

现代电弧炉冶炼工艺是为二次精炼提供成分、温度都符合要求的初炼钢液,因此应有良好的冶金操作相配合。电弧炉冶炼主要任务有:冶炼结束时钢液中磷含量 $\leq 0.015\%$;一般钢种要求碳含量在 0.07%~0.10%之间;使钢液均匀加热升温,达到高于出钢温度 10~20 $^{\circ}\text{C}$;夹杂总量 $\leq 0.01\%$;以便钢包炉进一步精炼。

建立电弧炉终点温度预报模型要考虑电弧炉冶炼期间全部能量输入和损失,也要考虑来自废钢预热的辅助能量。能量输入和损失包括下列数据:电能和烧嘴能量的输入;冷却水造成的能量损失;废气和灰尘排放时能量的损失;除渣时能量的损失;炉盖提升或旋转到旁边时能量的损失。

温度预报模型还要考虑废钢料篮装料情况,鉴于废钢在竖炉中的预热,温度预报模型要估算出料篮中废钢熔化需要的能量,还应该考虑兑加的铁水量和铁水温度。另外,还应该考虑添加材料后的化学反应热焓。提高电弧炉化学反应热焓有利于缩短冶炼周期。化学热主要来自钢中元素氧化放出的化学热及氧燃烧嘴提供的化学热。元素(主要是碳)氧化的化学热可占炼钢所需总能量的30%左右,当二次燃烧率高时,这一比例还会更大些;氧燃烧嘴提供的化学热一般占总能量的5%~10%。现代电弧炉炼钢中化学反应热在能量输入中占了相当大的比例,特别是加铁水后,达到40%~50%^[2]。所以强化供氧是现代电弧炉炼钢工艺的重要特点,有助于提高电弧炉生产能力,是电弧炉炼钢节能降耗的重要手段。

考虑以上因素,利用传统的辨识方法建立准确的电弧炉终点温度预报模型,无论在理论研究,还是在工程实践中都存在着极大困难。由于神经网络具有对任意非线性映射的逼近能力来模拟实际系统的输入输出关系,用神经网络建模被认为是对具有非线性、复杂性的“黑箱”建模的最有前途的方法之一。

安钢100 t电弧炉连铸工程设计年产连铸坯67万t,主要设备包括1座100 t超高功率电弧炉(FSF)、1座钢包精炼炉(LF)以及1台板坯连铸机。其中100 t电弧炉和精炼炉为引进德国FUCHS公司关键技术,加上国内配套生产的现代化冶炼设备,工程总投资12亿元人民币。该项目投产后在安钢生产运行稳定,经济效益和社会效益显著。本文以安钢100 t超高功率交流电弧炉为建模对象,通过对河南安钢100 t超高功率交流电弧炉冶炼工艺过程进行深入分析,抛开不重要因素对电弧炉钢水终点目标温度的影响,确定以装入废钢量、铁水量、电耗、烧嘴氧耗、烧嘴油耗、碳氧枪吹氧量作为温度预报模型的输入量,对电弧炉冶炼终点温度进行预报。隐层神经元节点数目由经验公式确定为9。经验公式为:

$$n = \sqrt{n_1 + n_0} + a \quad (1)$$

式中: n -隐层节点数; n_1 -输入节点数; n_0 -输出节点数; a -1~10之间的常数。温度预报模型为6-9-1结构。预报钢种选为Q235B型普碳钢。

采集的680炉钢种为Q235B普碳钢的炉况数据,作为训练和测试预报模型的数据基础;其中480炉次数据用于训练模型,200炉次数据用于对模型测试。每炉次钢可得到的初始条件、过程信息和终

点结果的信息包括:计划钢种、炉号,装入废钢量,装入铁水量、石灰和轻烧白云石量,熔清钢水温度和成分,烧嘴氧耗和油耗、碳氧枪喷加的碳粉和氧耗,冶炼时间、送电时间和电耗,出钢量、出钢温度和成分等。为了消除不同变量因量纲或量级不同对网络训练造成的影响,必须对预报模型的输入量和输出量数据按下式进行归一化处理:

$$X_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: X_i -数据*i*的归一化结果; x_i -数据*i*的实际数据; x_{\min} -参数的最小值; x_{\max} -参数的最大值。

相应地,模型计算结果需参考归一化公式逆变换为实际生产数据^[3]。

2 用混合遗传算法训练电弧炉温度预报模型

2.1 编码和适应度函数的确定

在遗传算法中如何描述问题的可行解,即把一个问题的可行解从其解空间转换到遗传算法所能处理的搜索空间的转换方法称为编码,而由遗传算法解空间向问题空间的转换称为解码。遗传算法中常用的编码方法有二进制编码和浮点数编码,二进制编码存在着连续函数离散化时的映射误差,而且编码和解码过程占用大量的计算时间;实数编码是连续参数优化问题的直接自然描述^[4],对于连续实数域内的参数优化问题,实数编码优于二进制编码。温度预报模型需要训练的联结权系数和阈值数目之和为73,种群规模为80个个体,种群可以用 80×73 实数矩阵表示。适应度函数*F*定义为:

$$F = \frac{1}{1 + E} \quad (3)$$

式中: E -网络学习的误差能量函数,定义为:

$$E = \sum_{i=1}^M \frac{1}{2} (d_i - y_i)^2 \quad (4)$$

式中: M -训练样本的数目; y_i -第*i*个输入样本下的神经网络输出; d_i -相应的期望输出。

2.2 随机联赛选择

遗传算法使用选择算子来对群体中的个体进行优胜劣汰操作。选择操作建立在对个体的适应度进行评价的基础之上,适应度较高的个体遗传到下一代群体中的概率较大,适应度较低的个体遗传到下一代群体中的概率较小,这样就可以使得群体中个体的适应度值不断接近最优解。

温度预报模型采用随机联赛方法进行选择操

作,随机联赛选择是基于个体适应度之间大小关系的选择方法。每次选择时,从群体中随机选取两个个体进行适应度大小的比较,将其中适应度高的个体遗传到下一代群体中。将上述过程重复 M 次,就可以得到下一代群体中的 M 个个体。

2.3 交叉和变异操作

在遗传算法中,交叉是产生新个体和保持群体多样性的主要手段,交叉运算扩大了搜索寻优的范围,增加了找到最优解的可能性。它仿照生物学中杂交的原理,将两个个体染色体的部分基因相互交换,子代不同于父代又具有父代的部分基因信息。

把个体编码为实数表示的向量并不排除一点或多点交叉,这些杂交算子并不依赖于二进制表示,它们同样可以作用在浮点数表示的个体上,但杂交位置只允许选在各个实数分量之间处^[5]。两点交叉方法是在相互配对的两个个体编码串中随机设置两个交叉点,然后交换两个个体在所设定的两交叉点之间的部分染色体。如 x 和 y 是两个选中进行交叉运算的父代个体, $x = \{x_1, x_2, \dots, x_{73}\}$, $y = \{y_1, y_2, \dots, y_{73}\}$, i 和 j 是在个体编码串中随机设置的两个交叉点,两点交叉运算后得到的两个新个体是:

$$x' = \{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, y_i, \dots, y_j, x_{j+1}, \dots, x_{73}\}$$

$$y' = \{y_1, y_2, \dots, y_{i-1}, x_i, \dots, x_j, y_{j+1}, \dots, y_{73}\}$$

遗传算法中的变异算子模仿生物遗传和进化过程中的变异环节,变异运算是指将个体编码串上的某个或某些基因值进行改变,从而形成一个新的个体。变异概率取值过大会破坏掉很多好的模式,使得遗传算法的性能近似于随机搜索算法的性能;取值太小,则变异操作产生新个体和抑制早熟现象的能力就会较差。一般建议的取值范围为 0.001 ~ 0.100。对于个体 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_{73}\}$, 如果分量 x_k 被选中作变异,变异后的结果为 $x' = \{x_1, x_2, \dots, x'_k, \dots, x_{73}\}$, x'_k 为权值或阈值定义域中的一个随机值。

种群通过复制、交叉、变异等不断演化,产生出新的更加优良的种群,经过若干代的进化,若种群中最佳个体解码所得网络的误差能量函数 $E < 0.05$, 则遗传算法优化权系过程终止,终止时最佳个体解码所得权值作为 BP 算法训练时的初始权值和阈值。

分别用标准遗传算法和混合遗传算法对电弧炉温度预报模型进行训练,两种算法的学习过程如图 1 所示,两种算法的模型预报命中率如表 1 所示。

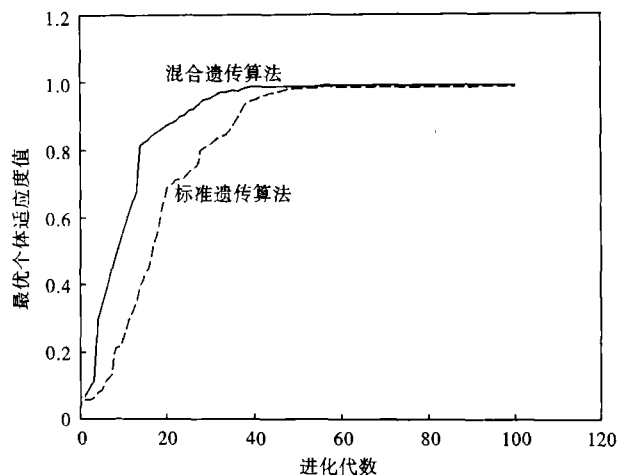


图 1 混合遗传算法和标准遗传算法训练过程比较

Fig. 1 Comparison between training process by standard genetic algorithm and by hybrid genetic algorithm

表 1 电弧炉终点温度标准遗传算法和混合遗传算法命中率比较

Table 1 Comparison between arc furnace end aim temperature by standard genetic algorithm and by hybrid genetic algorithm

温度精度范围/℃	标准算法/%	混合算法/%
±8	92	96
±6	86	90
±4	82	88
±2	75	80

3 结论

混合遗传算法(BP 算法结合遗传算法)训练对 100 t 电弧炉预报模型,比标准遗传算法有更快的收敛速度和更高的预报命中率。当设定的电弧炉终点温度的精度范围为 ±2 ℃、±4 ℃、±6 ℃、±8 ℃ 时,混合遗传算法终点温度命中率分别为 80%、88%、90%、96%。

参考文献

- 1 Baskar S, Subbaraj P, Rao M V C. Hybrid Real Coded Genetic Algorithm Solution to Economic Dispatch Problem. *Computers and Electrical Engineering*, 2003 (29): 410
- 2 王新江. 100 t 烟道竖炉电弧炉高效化生产工艺及其综合控制理论研究:[博士学位论文]. 北京:北京科技大学,2004
- 3 李 亮,姜周华,王文忠. VD 炉终点钢液温度预报. *钢铁*, 2003, 38 (1): 17
- 4 张世华. 一种实数编码的自适应遗传算法及其在热工过程辨识中的应用研究. *中国电机工程学报*, 2004, 24(2): 211
- 5 刘 勇,康立山,陈毓屏. 非数值并行算法-遗传算法. 北京:科学出版社,1995

姜 静(1974-),女,博士生,研究课题:专家系统在炼钢工艺中的应用。

收稿日期:2007-04-05