

文章编号:1672-058X(2011)05-0505-04

基于智能蚂蚁算法的脱硫静态模型优化

彭燕妮¹,王雅娣²

(1. 重庆工商大学 计算机科学与信息工程学院,重庆 400067;2. 宁波波导股份有限公司,宁波 315000)

摘要:为了自动寻找脱硫过程的规律和知识,对脱硫过程进行决策支持,采用 RBF 神经网络作为建模工具,针对建模过程中出现的 RBF 中心和宽度难以确定的难点,在分析蚂蚁算法机理的基础上,提出了使用智能蚂蚁算法对 RBF 神经网络模型的中心和宽度进行自适应选择,从而达到模型训练精度和泛化能力的一个最优的平衡,进而提高模型的预报精度;在分析脱硫工艺原理的基础上,通过有效的数据预处理,最后进行仿真分析,其模型的预报精度好于传统脱硫静态模型,具有一定的实用性和推广价值。

关键词:铁水预脱硫;径向基函数神经网络;信息素;智能蚂蚁算法

中图分类号:TP393

文献标志码:A

钢铁脱硫是一个十分复杂的、存在着大量物理化学反应的非线性随机过程,这使得脱硫过程变得非常困难。目前广泛应用的脱硫工艺是铁水预脱硫工艺,由于钢铁脱硫过程的特殊性、复杂性,在脱硫的工艺参数中选择了铁水装入量、铁水成分、脱硫剂种类、喷吹氮气的压力和流速等多个变量作为模型的预定输入量。脱硫静态控制模型^[1]的主要任务是依据原料和环境条件,确定操作控制方案,从而对脱硫过程进行有力的决策指导。依据建模方法的不同,静态模型大致分为机理模型、统计模型、增量模型三类,随着计算机技术的高速发展和人工智能理论的日渐成熟,数据挖掘和机器学习等新技术的产生和推广,为脱硫静态模型实现自学习和自适应注入了新的活力。在此采用神经网络建立钢铁脱硫过程的数学模型就是因为神经网络的自学习、联想、类比等能力非常适合复杂的脱硫控制过程。

1 智能蚂蚁算法

1.1 蚂蚁算法

蚂蚁算法^[2](Ant Algorithm)是一种源于大自然中生物世界的新的仿生类算法,因其在模拟仿真中使用的人工蚂蚁概念,有时也称作蚂蚁系统(Ant System),是由意大利学者 M. Dorigo 等人于 1992 年首先提出来的。由于其突出的全局搜索能力,现已经逐渐延伸至不同的学科领域。蚂蚁算法作为一种新颖的通用型的随机全局搜索算法,具有全局搜索能力强、不易陷于局部极小值、较强的鲁棒性、分布式计算及易于与其他方法结合等优点。从蚂蚁的觅食过程中可以看出,蚂蚁最终能够找到最短路径,直接依赖于最短路径上信息素的堆积,而信息素的堆积就是一个正反馈的过程。算法采用的反馈方式是在较优的解经过的路径留下更多的轨迹,更多的轨迹又吸引更多的蚂蚁,这个正反馈的过程使得初始的不同得到不断的扩大,同时又引导整个系统向最优解的方向进行,其主要依据是信息的正负反馈原理和某种启发式算法的有机结合。蚂蚁 k 的转移概率,定义为式(1):

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \times [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{k \in S} [\tau_{ik}(t)]^\alpha \times [\eta_{ik}(t)]^\beta} & j \in S \\ 0 & j \notin S \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期:2011-03-04;修回日期:2011-05-15.

作者简介:彭燕妮(1972-),女,重庆市人,硕士,讲师,从事控制理论和计算机网络应用研究.

其中, S 为可行顶点集, m 为蚂蚁个数, η_{ij} 为边弧 (i, j) 的能见度, 即 $\frac{1}{d_{ij}}$, α 为轨迹 τ_{ij} 的相对重要性 ($\alpha \geq 0$), β 为能见度 η_{ij} 的相对重要性 ($\beta \geq 0$), ρ 为轨迹的持久性 ($0 \leq \rho < 1$), 可将 $1 - \rho$ 理解为轨迹衰减度, Q 为体现蚂蚁所留轨迹数量的一个常数, $\tau_{ij}(t)$ 为边弧 (i, j) 在 t 时刻的轨迹强度, 在每一时刻每只蚂蚁都要选择一条边, 当 $t + 1$ 时刻完成后, 所有的蚂蚁都走遍了所有的顶点, 此时系统信息素强度的公式就修改为: $\tau_{ij}(t + 1) = \rho\tau_{ij}(t) + (1 - \rho)\Delta\tau_{ij}$ 。

1.2 智能蚂蚁算法

虽然蚂蚁算法能够分布式并行搜索, 但在限定的时间或代数内找到最优解仍是困难的, 可能找到的只是可行的近优解。主要原因是在算法的初始阶段各条道路上的外激素水平基本相等, 蚂蚁的搜索呈现出较大的盲目性, 而只有经过较长时间后, 外激素水平才呈现出明显的指导作用。通过对蚂蚁算法局限性的分析以及对众多改进蚂蚁算法的研究, 智能蚂蚁算法 (Intelligent ant algorithm) 对 TSP 问题中的路径进行改良, 更换路径中城市的顺序, 可使路径长度进一步减小^[3]。其中最普遍而且有效的启发式算法是 $r - opt$ ($r = 2, 3, \dots$) 和 $Or - opt$, r 指切换的边数。在蚂蚁算法中加入局部优化的做法是对每代最优解进行改进。 r 越大, 方法功能更强, 得到的解更接近最优解。但大的 r 值需要尝试大量的可能切换, 大大增加了计算时间。因此, 可采用一种更高效的方法 $Or - opt$ 。 $Or - opt$ 启发算法改变路径图如图 1 所示, (a) 是交换前的路径, (b) 是交换后的路径。如果距离 $d(x_0, x_{m+1}) + d(x_1, y_1) + d(x_m, y_2) < d(x_0, x_1) + d(x_m, x_{m+1}) + d(y_1, y_2)$ 则交换是成功的, 保留交换结果, 否则, 交换尝试失败, 恢复交换前的路径。这种算法特殊之处在于, 图中除了交换的各个边之外, 所有的曲线段的方向在交换后都没有变, 这样会极大地减少检查路径可行的工作量, 因此算法复杂度为 $O(n^3)$ 。在此采用 $Or - opt$ 来对蚂蚁算法进行局部优化, 算法具体步骤如下:

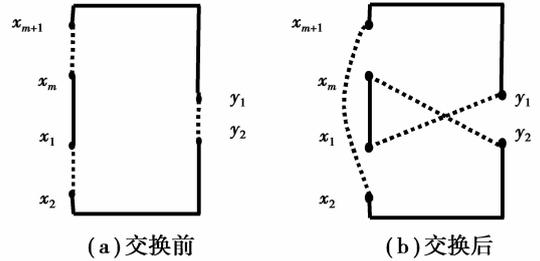


图 1 利用 $Or - opt$ 启发方法改变路径结构示例

STEP 1: 初始化: $t = 0; nc = 0$ (nc 是循环计数器);

预处理: 为每条 (i, j) 边的信息素浓度设置一个初始值 $\tau_{ij}(t) = c, \Delta\tau_{ij} = 0$, 设置 $\tau_{max}, \tau_{min}, \alpha, \beta, \rho, Q, nc_{max}$ 等值; 将 m 各蚂蚁中的每一个随机放置在 n 个节点的其中一个上;

STEP 2: $s = 1$ for $k = 1$ to m do 将第 k 个蚂蚁的开始城市置于 $tabu_k(s)$ 中;

STEP 3: 重复直到 $tabu$ 列表满 {此步将重复 $(n - 1)$ 次};

$s = s + 1$ for $k = 1$ to m do 按照概率选择下一个城市 j ; 移动第 k 个蚂蚁到城市 j , 将城市 j 插入 $tabu_k(s)$; 局部信息素更新规则: $\tau_{ij}(t + 1) = \rho_{local}\tau_{ij}(t) + (1 - \rho_{local})\tau_0$;

STEP 4: for $k = 1$ to m do 将第 k 个蚂蚁从城市 $tabu_k(n)$ 移动到 $tabu_k(1)$; 计算第 k 个蚂蚁旅行的总长度 L_k ; 记录找到 m 个蚂蚁走过的路径中的最短路径 S ;

STEP 5: 利用 $r - opt$ 或 $Or - opt$ 对最短路径 S 进行局部搜索, 从而得到更优路径 S^* ;

STEP 6: for every edge (i, j)

for $k = 1$ to m do

$$\Delta\tau_{ij} = \Delta\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^k \quad \Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{若蚂蚁走过路径 } ij \\ 0 & \end{cases}$$

STEP 7: $\tau_{ij}(t + 1) = \rho\tau_{ij}(t) + (1 - \rho)\Delta\tau_{ij}$ 为每一条边 (i, j) , 计算 $\tau_{ij}(t + 1)$

$s = s + 1; nc = nc + 1$; 为每一条边 (i, j) 设置 $\Delta\tau_{ij} = 0$

STEP 8: 如果 $(nc < nc_{max})$, 清空所有 $tabu$ 列表, 转到第 2 步, 否则, 输出最短路径, 程序终止。

1.3 基于智能蚂蚁算法优化的脱硫静态模型

经过对脱硫操作规程和操作经验的总结, 选取了如下参数: 铁水重量 (TSZL)、铁水含硫量 (TSHL)、脱硫剂种类 (TLJ)、脱硫指标 (TLZB) 和脱硫剂加入量 (TLJJRL)。脱硫过程可以合理的简化为: 根据铁水重量、铁水含硫量、脱硫剂种类和脱硫指标, 加入合适重量的脱硫剂, 从而使脱硫后铁水含硫满足后续工序的要求。所以利用 RBF 神经网络建立的脱硫静态模型如图 2 所示, 可以用如下函数表示: $TLJJRL = f(TSZL, TSHL, TLJ, TLZB)$ 。

1.4 数据预处理

现实世界的数据一般是脏的、不完整的和不一致的。数据预处理技术可以改进数据的质量,从而有助于提高其后的挖掘过程的精度和性能,因此数据预处理是知识发现过程的重要步骤。检测数据异常,尽早地调整数据,并归约分析的数据,将在决策过程得到高回报。

(1) 数据清理。在提钒炼钢厂的数据库中,存放着大量的历史操作数据,但是由于人为记录和生产故障,导致数据库中存在着大量异常数据。如果将这些异常数据用于建模,必将严重影响模型的性能,所以在使用之前需要对数据进行清理。针对建立脱硫静态模型所需要数据的要求,采用了如下方法对脱硫生产数据进行预处理:对空缺值直接忽略;对于严重超出范围的数据记录可采取 k -近邻线性回归^[4]算法,选择距其最近的 k 个点进行线性回归,使用回归后得到的数据代替异常数据。

(2) 数据变换。建模的输入数据由铁水重量、铁水含硫量、脱硫指标、脱硫剂种类构成,其中铁水重量、铁水含硫量和脱硫指标都是实数。由于铁水重量比另外两个参数大了好几个数量级,为了小数据不被大数据湮没而影响模型的精度,所以需要对所有输入数据进行数据变换,使其都位于相同的数量级上。数据变换^[5](data transformation)操作,如规格化和聚集是导向挖掘过程成功的预处理过程。规范化就是将属性数据按比例缩放,使之落入一个小的特定区间,如 $-1.0 \sim 1.0$ 或 $0.0 \sim 1.0$ 。对于分类算法,如涉及神经网络的算法或诸如最邻近分类和聚类的距离度量分类算法,规范化特别有用。在脱硫静态模型建模过程中,选取 z -score 规范化作为模型数据规范化方法,将铁水重量、铁水含硫量、脱硫指标和脱硫剂加入量进行规范。

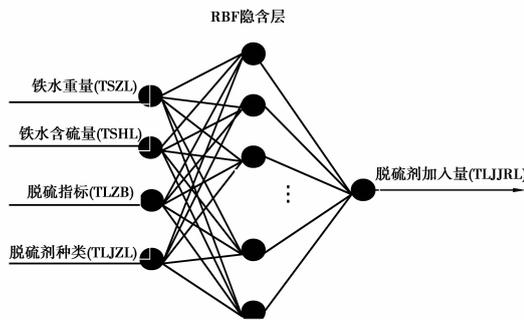


图2 采用 RBF 神经网络建立的脱硫静态模型

2 仿真与分析

以某钢铁公司数据库中的历史数据作为基础,使用基于改进的智能蚂蚁算法优化的 RBF 神经网络来进行建模,并对脱硫过程进行预报,对预报结果进行分析研究。神经网络输入层、输出层的神经元个数可以根据研究对象的输入、输出信息来确定,在此同时对 RBF 神经网络的中心个数 n 和宽度 δ_i 进行优化,优化算法如下:

(1) 选择需要优化的参数,对参数的所有可能值进行一定的选择,即初始化所有集合:中心个数 n 由前面分析所得,中心个数 50 个太少,143 个却又出现过拟合现象,所以选择了 50 ~ 143,每隔 1 选择一个整数作为中心个数的数目, Ωn_i 作为中心个数的集合,中心个数作为第一个要选择的参数,目标就是让蚂蚁来选择最合适的中心个数;宽度选择在 0.9 ~ 1.86 之间,每隔 0.01 就选择一个数据作为宽度, $\Omega \delta_i$ 作为宽度 δ_i 的集合。宽度 δ_i 是蚂蚁需要选择的第二个的参数。

(2) 初始化蚂蚁算法中的一些值;

(3) 每只蚂蚁从第一个集合出发,根据集合中的每个元素的信息素随机地从第一个集合 Ωn_i 中选择一个元素,然后就继续随机的选择第二个集合 $\Omega \delta_i$ 中的一个元素,蚂蚁选择元素后,它就到达了食物源,同时调节相应所选元素的信息素;

(4) 选择蚂蚁选择集合里元素的概率;

(5) 信息素调节规则:对每个蚂蚁,在它从食物源返回它的蚂蚁巢之间,它根据蚂蚁算法中提到的信息素更新规则调节相应于每个所选元素的信息素:从所有集合的每一元素的信息素量中减去 E , $E = c/e$ 。 e 是所有采样值的最大输出误差,定义如下: $e = \max_{n=1}^k |O_n^k - O_{ex}|$,其中 k 为样本数目, O_n 和 O_{ex} 是 RBF 神经网络的实际输出和期望输出。可见,此误差越小,相应信息素的增加就越多。选择的最短路径就 e , e 就是目标函数,也就是相应于蚂蚁算法中的提到的最优解 L_k , $E = c/e$ 也就是前面提到的 $\Delta \tau_{ij}$ 。

(6) 蚂蚁不断迭代,直到所有蚂蚁对参数发现了最优解。

图3是针对基本蚂蚁算法的局限性提出的改进智能蚂蚁算法优化 RBF 神经网络结构的预报结果,经过 6 000 次迭代,自适应得到中心数目 88,宽度 1.65。

通过仿真结果可以看出,智能蚂蚁算法对 RBF 神经网络的优化是非常有效果的,它对高输出、低输出等

稀少数据的预报也达到了一个不错的精度。由此可见,蚂蚁算法和智能蚂蚁算法这种具有全局优化能力的仿生算法在寻优过程中是比较有效的,在对脱硫静态模型的优化过程是有成效的。实验证明了智能蚂蚁算法对于提高模型的性能具有相当显著的效果,其稳定的全局优化能力在大型复杂的工业生产建模具有实用性和推广性。

3 结 语

采用了具有自学习、联想、记忆和类比等能力的神经网络来建立脱硫静态模型,从而为此类复杂控制提供了一个强有力的解决方法。采用了径向基函数神经网络作为建模方法,并重点针对 RBF 神经网络建模的缺陷,深入探讨和研究了一种新型仿生类算法——蚂蚁算法以及改进的智能蚂蚁算法在脱硫静态模型优化中的使用,取得了良好的效果。在研究中,改进的智能蚂蚁算法虽然在一定程度上克服了蚂蚁算法容易出现停滞现象和参数难以确定的缺点,但是其优化时间复杂度还是较高,模型优化时间仍然较长,所以,如何降低蚂蚁算法的复杂度是今后深入研究的一个重要课题。

参考文献:

- [1] 陶钧,谢书明,柴天佑. 转炉炼钢控制模型的研究与发展[J]. 钢铁,1999,34(8):22-23
- [2] DORIGO M. Optimization, learning and natural algorithms[D]. DEI, Politecnico di Milano, Italy, 1992
- [3] DORIGO M, DI CARO G. Ant colony optimization: a new meta-heuristic. Evolutionary Computation [J]. 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on, Vol. 2, 6-9 July, Pages: 1477
- [4] TOM M. Mitchell. Machine Learning [M]. The McGraw-Hill Companies, Inc. 1997
- [5] ZHANG S B, LIU Z M. Neural network training using ant algorithm in ATM traffic control Circuits and Systems [J]. May 2001. ISCAS 2001. The 2001 IEEE International Symposium on, 2001, 3(5):157-160
- [6] 任成娟,胡淑芳,刘崇文. 子模式局部保持映射人脸识别算法[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2011(6):75-77
- [7] 李明亮,姜秋喜,韩晓玲. 基于网络雷达的一种数据关联算法[J]. 四川兵工学报,2010,31(2):5-7

Static Model Optimization for Desulphurization Based on Intelligent Ant Algorithm

PENG Yan-ni¹, WANG Ya-di²

- (1. School of Computer Science and Information Engineering, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China;
2. Ningbo Bird Co., Ltd, Zhejiang Ningbo 315000, China)

Abstract: In order to search for the law and knowledge of desulphurization process to make decision support for the process, Radial Based Function (RBF) neural network is used as modeling tool. According to the difficulty in determining RBF center and width in the process of modeling, based on the analysis of ant algorithm mechanism, this paper presents that intelligent ant algorithm can be used to make self-adaptation selection for the center and width of RBF neural network model so as to reach optimal balance between the training accuracy and generalization and further to increase predication accuracy of the model. On the basis of analyzing the principle of desulphurization technology and by effective data preprocessing, simulation analysis is conducted, the forecasting accuracy of the model is better than traditional static model for desulphurization, and this model has certain practicability and popularization value.

Key words: predesulphurization of hot metal; RBF neural network; pheromone; intelligent ant algorithm

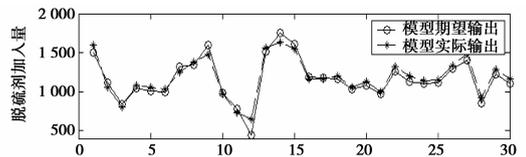


图3 基于智能蚂蚁算法优化的脱硫静态模型, 预报精度:79.23%