

基于专家系统的锅炉燃烧系统优化控制

高 岩

(北京理工大学 信息科学技术学院, 北京 100081)

摘要: 根据炉膛温度更能快速反映煤的燃烧热效率, 一定的煤量燃烧最充分时其温度也最高的原理, 提出了一种由专家控制系统根据不同的燃烧工况提供最佳鼓风量方法, 专家系统瓶颈问题的知识获取则由改进遗传算法优化完成。为了避免作为随机搜索的遗传算法在搜索过程中引起鼓风量的混乱, 寻优过程离线进行, 寻优结果数据提供给专家系统, 最后由专家系统提供最佳鼓风量。该系统现场运行正常, 通过锅炉燃烧效率测试热效率提高 2.6 %。

关键词: 锅炉燃烧; 鼓风量; 专家系统; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2005)05-0027-03

1 锅炉燃烧过程简介

鼓风系统主要完成燃烧系统保证燃烧经济性的任务。与燃烧过程有关的参数如给煤量、风量等不能完全反映经济燃烧指标, 即难以在线计算燃烧效率。对于燃烧经济性的检测, 目前常用的方法是使用氧化锆测氧仪, 测量排烟中的含氧量。但是, 氧化锆测氧仪有许多使用不便之处, 如仪器贵重、反应迟钝(约几分钟)、寿命短等, 其设定值也是经验值; 又是直接消费品, 一般几个月更换一次。对于氧化锆要使用一条最佳氧量曲线, 按照此曲线, 燃烧过程中, 风煤配比很小, 以保证较低的含氧量, 但这时供汽量常常不能保证生产需要。而炉膛温度更能快速反应煤的燃烧热效率。理论上燃煤的温度与燃煤的热质 4 次方成比例。一般讲, 一定的煤量燃烧最充分时其温度也最高。因此, 一定的给煤量, 对应一定的最佳鼓风量。鼓风量小, 燃烧不完全, 而鼓风量大则带走炉膛热量。

和某一时刻最佳风量有关系的参量首先是给煤量, 给煤量和炉排转速、煤层厚度直接相关; 另外一个参量是煤的品种, 煤的品种不同发热值也不同。

在一定的炉排转速下, 即一定的给煤量下, 炉膛温度 t 和鼓风量 V 存在如图 1 所示的极值关系。

通过寻优的方法可以找到最佳鼓风量。爬山法是经典的寻优方法, 但是可能会产生局部极值, 而且效率比较低。遗传算法是一种有效的寻优方法。但是, 遗传算法在搜索过程中, 是对样本在整个论



图 1 t, V 极值关系图

Fig.1 The extremum relationship between t and V

域进行选择、交叉和变异等操作, 需要对不同的样本计算不同的适应度函数值, 也就是产生大小不同的鼓风量以进行寻优搜索。这意味着在寻优过程中, 炉膛内的鼓风量忽大忽小。这种工况在工业生产过程中是不允许的^[1,2]。

针对上述情况, 本文提出了一种离线与在线相结合的方法, 用专家系统根据不同的工况提供最佳鼓风量。首先, 由遗传神经网络辨识得到某一工况的炉膛温度——鼓风量模型, 再由改进的遗传算法寻优炉膛温度——鼓风量模型得到某一工况的最佳鼓风量, 各种工况的最佳鼓风量将作为专家系统推理数据库的结论部分, 解决专家系统知识获取的瓶颈问题。

2 专家系统与神经网络

工业生产所遇到的对象千变万化, 其复杂程度也不尽相同, 如果都对被控对象建造专家系统进行控制, 显然是不必要的。因此, 对于一些被控对象, 考虑到对其控制性能指标、可靠性、实时性及对性能价格比的要求, 可以将专家控制系统简化, 这样的专家系统实际上变为一个专家控制器。

专家控制器通常由知识库、控制规则集、推理机构及信息获取与处理 4 个部分组成。

a. 知识库: 由事实集和经验数据库、经验公式等构成。

b. 控制规则集: 它集中地反映了专家及熟练的操作者在某领域控制过程中的专门知识和经验。

c. 推理机构: 一般采用前向推理机制, 对于控制规则由前向后逐条匹配, 直至搜索到目标。

d. 信息获取与处理: 专家控制器的信息获取主要是通过其闭环控制系统的反馈信息及系统的输入信息, 对于这些信息的处理可以获得控制系统的误差及误差变化量等对控制有用的信息。

专家系统自身存在一些难以克服的缺点, 如知

识获取的“瓶颈”、推理能力弱等问题。人工神经网络是一个非线性系统,它无需建立任何数学、物理模型和人工干预,能够映射高度非线性的输入/输出关系,自动调节神经元之间的连接强度和各种阈值从而正确映射输入/输出之间的关系。

3 改进遗传算法

近年来,遗传算法作为一种求解全局最优的有效方法,得到广泛应用,并取得了很好的效果。

遗传算法虽在复杂的工程优化问题中得到了广泛应用,但由于算法随机搜索而带来的算法收敛速度慢及计算稳定性差已成为其应用的最大阻碍。为了改善算法性能,弥补遗传算法的不足,需要使用改进的遗传算法。

3.1 初始群体生成

本文使用一种既快速又不影响算法其他性能的初始群体生成方法,称为小区间生成法。即先把各待优化参数的取值范围均匀分成群体总数个小区间,再在各小区间中分别随机生成一个初始个体。这样生成的初始个体将会均匀地分布在整个解空间上,并能保证随机产生的各个个体间有明显的差距,保证了初始群体含有较丰富的模式,增强了搜索收敛于全局最优的可能。

3.2 编码方式

编码方式采用十进制编码。实数编码不需要对待优化参数进行编码及解码操作,它采用直接把待优化参数作为基因连成一个实数向量的方式。这种编码方式具有微调功能,同时可在解的表现型上直接进行遗传操作,从而便于引入与问题相关的启发式信息,增强了算法的导向性,提高了算法的收敛性及收敛速度。

3.3 选择操作

首先,使用精英策略,将父代群体中适应度值最大的个体无遗传变化地放入子代群体,以保留上代群体的最优解,使算法以较大概率收敛于全局最优解,保证算法的收敛性。然后,采用轮盘式选择操作,按照适应度值大小决定父代能够遗传到下一代的概率,适应度值越大的个体被选择的机会就越多。

3.4 自适应交叉概率 P_c 和变异概率 P_m

遗传算法参数中交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择是影响遗传算法行为和性能的关键所在,直接影响算法的收敛性。 P_c 越大,新个体产生的速度就越快。然而, P_c 过大时遗传模式被破坏的可能性也越大,使得具有高适应度值的个体结构很快被破坏;但是如果 P_c 过小,会使搜索过程缓慢,以致停滞不前。对于变异概率 P_m ,如果 P_m 过小,就不易产生新的个体结构;如果 P_m 取值过大,则遗传算法就变成了纯粹的随机搜索算法。 P_c, P_m 的计算公式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f' < f_{avg} \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases}$$

式中 f_{max} 为群体中最大适应度值; f_{avg} 为每代群体的平均适应度值; f' 为要交叉的 2 个个体中较大的适应度值; f 为要变异个体的适应度值。

式中取 $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.001$ 。

3.5 交叉操作

实数编码方案的整体算数交叉算法如下:设 $\mathbf{x}_a = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ 和 $\mathbf{x}_b = (b_1, b_2, \dots, b_m)$ 是 2 个父解向量,式中 m 为向量维数。而 $\mathbf{x}_c = (c_1, c_2, \dots, c_m)$ 和 $\mathbf{x}_d = (d_1, d_2, \dots, d_m)$ 是通过交叉获得的 2 个后代。整体算术交叉为:首先在 $(0, 1)$ 区间内生成随机数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$, 则两个后代 $\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_d$ 的基因分量分别为

$$c_i = \alpha_i b_i + (1 - \alpha_i) a_i = a_i + \alpha_i (b_i - a_i)$$

$$d_i = \alpha_i a_i + (1 - \alpha_i) b_i = b_i + \alpha_i (a_i - b_i)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, m$ 。

3.6 变异操作

变异采用在欲变异个体的某个基因的约束范围内随机取一个数替代欲变异个体的这个基因,得到变异后的新个体。

3.7 终止条件

算法的终止条件为群体进化稳定,即进化群体中最大个体适应度值和群体平均适应度值的差小于给定阈值时算法终止。为了防止算法循环不止,还需要规定最大进化代数。

4 专家系统优化方法应用^[3~5]

4.1 专家控制器建立

a. 知识库。和最佳鼓风量有关的参量包括:炉排转速、煤层厚度和煤品种。根据设备情况和各参量的特点,分别划分不同数量的等级有:炉排转速,从 0~50 分为 50 个等级;煤层厚度,分为薄、中、厚 3 个等级;煤品种,分为差、中、优 3 个等级。这样,共有 $50 \times 3 \times 3 = 450$ 种不同工况。在知识库中,将 450 个工况的结论数据封装在一个 $50 \times 3 \times 3$ 的矩阵中。

规则结论的初值根据现场锅炉的记录数据和人工经验得到,在不断的运行中用后续的数据获取优化方法进行修改、优化。

b. 控制规则集。由于本系统共分 450 种工况,而每种工况的条件和结论又是一一对应的,所以就采用 450 条 If-Then 规则,形成规则库。

c. 推理机构。因为在知识库中,450 个规则结论封装在一个 $50 \times 3 \times 3$ 的矩阵中,在推理时,由条件部分得到相应结论元素在矩阵中的下标,直接调用输出。

d. 信息获取。在不同的炉排转速、煤层厚度和煤品种情况下,最佳鼓风量是不同的,而且即使在同一组参数下,随着锅炉的使用或维修等因素的变化,锅炉的工况也会发生变化,炉膛的漏风情况以及燃烧效率都会发生变化。所以,规则结论部分的数值需要不断修改、优化。

不断积累锅炉在不同工况下的现场数据,用遗传神经网络定时辨识某一工况下的炉膛温度——鼓风量关系,然后用遗传算法寻找最高温度对应的最佳鼓风量,将该鼓风量值写入规则结论矩阵的相应位置,作为新的、更合理的结论数值。

4.2 遗传神经网络参数设置

a. 神经网络结构。因为炉膛温度——鼓风量关系是近似二次曲线关系,所以采用 1-5-1 结构的神经网络进行辨识。神经网络的输入层、中间层和输出层各神经元特性采用 S 型 (Sigmoid) 传递函数描述, $x = f(s) = 1 / (1 + e^{-\mu s})$ 。

b. 训练数据规格化。训练数据的规格化是为了使不同量纲的输入/输出数据在网络训练过程中能起合适的作用。鼓风量是由鼓风电动机的变频频率表示的,最大值取 50 Hz/s,最小值取 0 Hz/s。炉膛温度最大值取 1 500 °C,最小值取 0 °C。

规格化鼓风量 = 实际鼓风量 / 50, 规格化炉膛温度 = 实际炉膛温度 / 1 500。

权值范围 $[-1, 1]$, 学习率 $\beta = 0.01$, 目标误差平方和 E_{BP} 的阈值取 1×10^{-3} 。

c. 训练数据数量的选取。假设输入层、中间层和输出层节点数分别为 n_1, n_2, n_3 个,用 BP 网络辨识,那么, $n_1 \times n_2 + n_2 \times n_3 + n_2 + n_3$ 个样本可以较好地反映该数据网络的特性,用这些样本对网络进行学习训练,可以保证学习的平稳性和较好的效率。1-5-1 结构的神经网络,可以取 16 对训练数据。

4.3 用于鼓风量优化的遗传算法参数设置

遗传算法参数设置是个一元函数优化问题。

设辨识锅炉炉膛温度——鼓风量关系的神经网络的输入为鼓风量 V , 输出为炉膛温度 t 。算法中采用规格化数据。

a. 编码。遗传个体是鼓风量 V ; 群体规模 N 取为 50, 将鼓风量 V 的变量范围 $[0, 50]$ 均匀分为 500 份,再均匀分成 50 个小区间,则每个区间有 10 个数据,在每个区间随机取一个数,作为 50 个初始群体中的某个个体的一个基因。

b. 适应度函数。将适应度函数设为 $f(t) = 1 / (1 + t)$ 。本遗传算法的优化目标是适应度函数取极大值。

c. 选择操作。采用第 3 节改进遗传算法中介绍的方式。

d. 交叉操作。采用第 3 节改进遗传算法中介绍的方式。

e. 变异操作。采用第 3 节改进遗传算法中介绍的方式。

f. 收敛判定条件。当进化群体中最大个体适应度值和群体平均适应度值的差小于 1×10^{-3} 时算法终止,同时规定最大进化代数 300。

5 现场数据采集

现场需要采集的数据有炉排转速、煤层厚度、煤品种、鼓风量和炉膛温度。

通常,炉排转速和鼓风的控制量在自动控制时是由计算机发出的,可以直接得到;在手动控制时,为了实现无扰动切换,计算机跟踪手动控制量也可以得到。煤层厚度是手工调节,而且没有传感器,只有人工输入,但是煤层厚度在一天中变化很少,主要取决于操作人员的操作习惯和负荷量。煤品种和煤的批次有关,变化一次至少一周以上时间,需要人工输入。一般的锅炉计算机控制系统都配备有带变送器的炉膛温度传感器,可以由计算机直接采集。

人工控制的特点是在某种工况下鼓风量会确定在最佳点附近的一定范围内,而依据本文原理的自动控制的特点是在某种工况下鼓风量是固定的。所以,为了取得足够广泛的数据,在数据收集阶段应该用人工控制。

数据的收集除了初始的规则结论矩阵,应该定时进行和在参量变化时进行,特别是煤品种变化时。针对 450 个规则结论值建立同样数量的数据文件,对于不同的炉排转速、煤层厚度、煤品种以尽可能的均匀分布方式采集鼓风量和炉膛温度数据,存入数据文件。当数据文件中数据对达到 16 时,可以对此时的炉膛温度——鼓风量关系进行遗传神经网络辨识,然后用遗传算法优化,得到的最优值存入规则结论矩阵相应的单元。

6 结论

本系统经过一段时间的现场运行,通过锅炉燃烧效率测试,热效率提高 2.6 %。表明本文采用的由专家控制系统根据不同的燃烧工况提供最佳鼓风量,而作为专家系统瓶颈问题的知识获取由改进遗传算法优化完成的方法达到了节煤和提高环保指标的目的。

参考文献:

- [1] 胡益民,张国忠,陈宇峰. 流化床锅炉燃烧系统的神经网络解耦控制[J]. 电力自动化设备,2003,23(1):7-10.
HU Yi-min, ZHANG Guo-zhong, CHEN Yu-feng, et al. Neural network decoupling control strategy and its applications in combustion system of fluidized bed boiler[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2003, 23(1):7-10.