

浅谈遗传算法原理及在神经网络优化中的应用

邓 竞

(长沙市中医医院(第八医院) 湖南 长沙 410100)

【摘要】简要介绍了遗传算法的基本原理和特点,以及遗传算法的实现。把遗传算法和神经网络结合起来,形成以遗传算法与神经网络相结合的进化神经网络。

【关键词】遗传算法;权值;概率;遗传算子;染色体;适应度

0 引言

遗传算法(Genetic Algorithm,GA)是 Holland 于上世纪 70 年代初创建的一种概率搜索算法,因其基本思想来源于达尔文的遗传进化论——适者生存,遗传算法也因此而得名。遗传算法是一种基于自然选择和基因遗传学原理的优化搜索方法。^[1]它把自然界“优胜劣汰,适者生存”的生物进化原理引入优化参数形成的编码串联群体中,按照所选择的适应度函数并通过遗传中的选择、交叉和变异对个体进行筛选,使适应度值好的个体被保留,适应度差的个体被淘汰,新的群体既继承了上一代的信息,又优于上一代。这样反复循环,直至满足条件。由于它不受搜索空间限制性假设条件的约束,不必要求诸如连续性、可微性和单峰性等假设,以及其固有的并行性,因此作为一种稳健、高效的优化算法已被广泛应用于各个领域。

1 遗传算法(GA)的四个关键部分

遗传算法一般由四个关键部分组成:编码机制、适应度函数、遗传算子和运行参数。^[2]遗传算法不是对研究对象直接进行讨论,而是通过某种编码机制把对象统一赋予由特定符号(字母)按一定顺序排成的串,这种赋值过程就是编码;适应度函数是指根据进化目标编写的计算个体适应度值的函数,通过适应度函数计算每个个体的适应度值,提供给选择算子进行选择;遗传算子是遗传操作的重要内容,主要的算子有三种:选择、交叉、变异;运行参数是遗传算法在初始化时确定的参数,主要包括群体大小 M,遗传代数 G,交叉概率 P_0 和变异概率 P_m 。

3 遗传算法的实现

遗传算法通过模拟自然环境中的遗传和进化过程,从而形成一种全局自适应优化概率搜索算法。^[3]遗传算法中,决策变量 X 组成了问题的解空间。对问题最优解的搜索是通过对染色体 X 的搜索过程来进行的,从而所有的染色体 X 就组成了问题的搜索空间。遗传算法的运算过程也是一个反复迭代过程,第 t 代群体记做 $P(t)$,经过一代遗传和进化后,得到第 t+1 代群体,它们也是由多个个体组成的集合,记做 $P(t+1)$ 。遗传算法中最优解的搜索过程也是模仿生物的进化过程,通过染色体之间的交叉和变异来完成。通过所谓的遗传算子(Genetic Operators)作用于群体 $P(t)$ 中,进行遗传操作,从而得到新一代群体 $P(t+1)$ 。(1)选择。根据个体的适应度,按照一定的规则或方法,从第 t 代群体 $P(t)$ 中选择出一些优良的个体遗传到下一代群体 $P(t+1)$ 中。(2)交叉。将群体 $P(t)$ 内的个体随机搭配配对,对每一对个体,以某个概率(称为交叉概率)交换他们之间的染色体。(3)变异。对群体 $P(t)$ 中的每一个个体,以某一概率(称为变异概率)将某一个或某一些基因座上的基因位改为其他的等位基因。遗传算法的运算过程如图 1.1 所示。

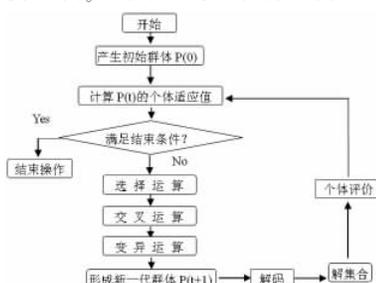


图 1.1 遗传算法的运算过程

由图中可以看出,使用上述三种遗传算子(选择算子、交叉算子和变异算子)的遗传算法的主要运算过程如下所述:

(1)初始化。设置进化代数计数器 $t=0$;设置最大进化代数 T;随机生成 M 个个体作为初始群体 $P(0)$ 。

(2)个体评价。计算群体 $P(t)$ 中个体的适应度。

(3)选择运算。将选择算子作用于群体。

(4)交叉算子作用于群体。

(5)变异运算。将变异算子作用于群体。群体 $p(t)$ 经过选择、交叉、变异运算之后得到下一代群体 $p(t+1)$ 。

(6)终止条件判断。若 $t \leq T$,则 $t=t+1$,转到步骤(2);若 $t > T$,则以进化过程中得到的具有最大适应度的个体作为最优解输出,终止计算。相对于其他各种优化算法,如单纯形法、梯度法、动态规划法、分支定界法等,遗传算法是一类可用于复杂系统优化计算的稳健的搜索算法,其特点如下:以决策变量的编码作为运算对象;直接以目标函数值作为搜索信息;同时使用多个搜索点的搜索信息;使用概率搜索技术。^[4]

4 基于遗传算法的神经网络优化算法

人工神经网络是对人类大脑的一种物理结构上的模拟,即以计算机仿真的方法,从物理学模拟人脑,以使系统具有人脑的某些智能。^[6]纵观神经网络几十年的研究,最主要的研究方法是通过调整各神经元间的权值来使网络模型产生一个良好的输出。由于遗传算法具有鲁棒性强、随机性、全局性以及适于并行处理的优点,所以被广泛应用于神经网络中。遗传算法在人工神经网络中的应用是用遗传算法对神经网络的结构和连接权值进行优化学习,利用遗传算法的寻优能力来获取最佳网络形式和最佳权值。^[5]

为了说明算法,采用三层 BP 网络为例进行说明, I_i 为输入层中第 i 个结点的输出; H_i 为隐含层中第 i 个结点的输出; O_i 为输出层中第 i 个结点的输出; WIH_{ij} 为输入层中第 i 个结点与隐含层第 j 个结点的连接权值; WHO_{ji} 为隐含层中第 j 个结点与输出层第 i 个结点的连接权值。^[6]遗传算法学习 BP 网络的步骤如下:

(1)初始化种群 P,包括交叉规模、交叉概率 P_c 、突变概率 P_m 以及对任一 WIH_{ij} 和 WHO_{ji} 初始化;在编码中,采用实数进行编码,初始种群取值为 30。

(2)计算每一个个体评价函数,并将其排序。可按下式概率值选择网络个体:

$$P_s = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i}$$

其中 f_i 为个体 i 的适配值,可用误差平方和 E 来衡量,即:

$$f(i) = \frac{1}{E(i)} \quad E(i) = \sum_p \sum_k (V_k - T_k)^2$$

其中 $i=1, \dots, N$, 表示染色体数; $k=1, \dots, 4$ 为输出层节点数; $p=1, \dots, 5$ 为学习样本数; T_k 为教师信号。

(3)以概率 P_c 对个体 G_i 和 G_{i+1} 交叉操作产生新个体 G_i 和 G_{i+1} ,没有进行交叉操作的个体直接进行复制。

(4)利用变异概率 P_m 突变产生 G_j 的新个体 G_j 。

(5)将新个体插入到种群 P 中,并计算新个体的评价函数。

(6)判断算法是否结束。如果找到了满意的个体或已经达到最大的迭代次数则结束,否则转至步骤(3),进入下一轮迭代。算法结束,如达到预先设定的性能指标后,将最终群体中的最优个(下转第 95 页)

启 30%~80%。

在半台磨煤机运行过程中,不运行测的测量被切除,以便只进行运行测温度的测量。

在磨煤机启动时,磨煤机预热期间由磨煤机入口温度控制。

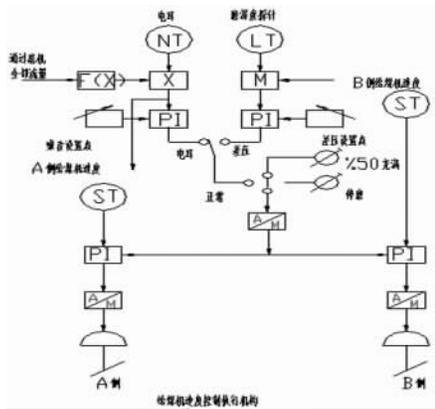


图 3.2

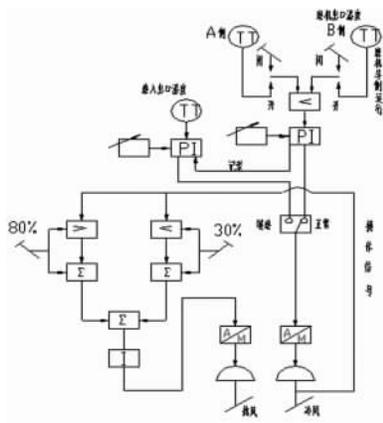


图 3.3

4 磨煤机运行中出现的调节品质问题

4.1 磨负荷调节响应慢,负荷摆动大,控制品质差

临汾热电 #1 机组进入 168 小时试运期间,在机组负荷低的时候,磨负荷调节控制品质较好;负荷高的时候,出现调节响应慢,负荷摆动大,超调严重现象,无法有效控制磨的出力,实现机炉协调控制。

专业人员认真检查控制逻辑,调节回路与函数给定均未发现任何问题。在调用历史趋势检查调节输出指令时发现,容量风控制阀门指令在每变化 2%后,阀门才开启 2%,不能及时跟随指令变化。随即让施工单位检查调整门,发现施工单位为了实现小信号切除,避免调整门

频繁动作,将控制器的灵敏度设置偏小,使其指令在 2%范围内不动作。

从图 3.1.1 磨的流量控制不难发现在低负荷时,由于 #1 磨煤机投入,参与调节的容量风门只有两个。当增、减负荷时,指令只作用于 #1 磨煤机的两个调节门,调门的总死区只有 4%,虽然也不能及时跟踪,但由于负荷较低,调节范围窄,负荷波动不明显。在高负荷时,#2、3 磨也参与调节,调门投入数在 4—6 个,调门的总死区 8%—12%,当负荷要增加时,容量风指令增大,在 8%—12%内,调门不动作,负荷不能及时跟上。这时容量风指令就会继续增加,增加到调门动作,阶跃开打 8%—12%,但这时负荷不会立即达到设定值,容量风指令将继续增加,造成调门的再次阶跃开打,出现负荷的超调远大于设定值。相反,减负荷同样出现负荷远低于设定值的现象,造成机组无法安全稳定运行。

经过现场确定,将容量风调整门的灵敏度调到最小,使调整门及时跟踪指令变化。调整后再次投入自动,阀门跟踪良好,负荷趋势平缓,响应及时,调节系统很快达到平衡状态。

4.2 磨煤机内煤位低,造成磨煤机内燃

2010 年 12 月 26 日,#1 机组进入 168 试运的第三天,下午 15 点 19 分,#3 磨 B 侧出口温度从 89℃快速上升至 132℃,#3 磨 B 侧出口门全部关闭,B 侧停运。A 侧出口温度未出现上升现象。就地检查未见异常后,将 B 侧投入运行,并增加给煤,同时开大冷一次风,看磨出口温度是否下降,B 侧投入后,温度降至 130℃后又迅速上升,同时 A 侧温度也开始急剧上升,就地检查 #3 磨煤机有冒烟现象。停 #3 磨煤机,投入消防蒸汽,进行降温处理。

根据现场的情况,组织进行了原因分析,确定是由于磨煤机内煤位低,引起钢球碰撞,产生火花,引燃煤粉。

从图 3.2 磨煤机内煤位控制来看,电耳或深管料位测量装置的准确性至关重要。#1 机组磨煤机的电耳及深管料位测量装置在试运前进行标定,其准确性没有得到验证。调试人员自认为电耳反应准确,深管料位错误。其实当时的电耳存在问题,显示 100%满煤位。调试人员害怕煤位过高,造成堵管现象,故没有调整给煤量,致使磨煤机内一直保持很低的煤位,降低了磨的出力。

经过进一步的检查、标定确定深管料位测量准确,启动磨煤机投入煤位控制调节,使磨煤机内保持一定的煤位,既满足风煤比又不影响磨的出力。

5 结束语

总之,双进双出磨煤机目前使用非常的广泛,控制策略也比较成熟,关键是在机组的调试和后期的运行中,技术人员一定要按照厂家提供的技术资料认真检查组态、测量和控制设备,保证系统和设备的完好性,并根据调节对象和适用范围及时修正调节参数,提高调节品质。

【参考文献】

[1]BBD 双进双出筒式磨煤机安装使用说明书. 沈阳重型机械集团有限责任公司,1999.
 [2]MGS4060 双进双出磨煤机控制导则. 沈阳重型机械集团有限责任公司,1999.

[责任编辑:王爽]

(上接第 35 页)体解码即可得到优化后的网络连接值系数。

5 结束语

理论分析和实验结果表明,遗传算法作为一种新型的全局优化搜索算法,将它用于神经网络权值的训练学习能得到较好的结果。目前,计算机智能正处于迅猛发展阶段,随着计算机技术的发展和普及,神经网络、模糊技术和进化计算机等技术在近十年都得到了突飞猛进的发展,并且这些方法呈相互融合的趋势。它们之间相互补充彼此增强,从而获得更有力的表示和解决实际问题的能力。用遗传算法优化的神经网络在应用方面已取得一些成果,使人们对它的发展前景充满信心。但与国外工作比较,还存在着较大差距,而且有些工作还只停留在论文水平。因此,我们应发展遗传算法,重视它的应用和推广普及。

【参考文献】

[1]陈国良.遗传算法及其应用[M].北京:人民邮电出版社,1996.
 [2]李明强.遗传算法和神经网络的结合[J].系统工程与实践,2000,2(5):559-660.
 [3]董长虹.MATLAB 神经网络与应用[M].北京:国防工业出版社,2007:96.
 [4]MATLAB 中文论坛.MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010:114.
 [5]张德丰. MATLAB 神经网络仿真与应用[M].北京:电子工业出版社,2009:221.

作者简介:邓竟(1980.08—),女,汉族,湖南双峰人,网络工程师,本科学位,湖南省长沙市中医医院(第八医院)信息科技术员。

[责任编辑:王静]