

深度交叉遗传神经网络 在液体火箭发动机故障检测中的应用

杨晋朝, 黄敏超

(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 将遗传算法与 BP 神经网络深度交叉融合, 即采用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行多点优化, 而在进化的每一代中随机取少量染色体进行单一 BP 网络训练, 训练结果再返回染色体, 经过若干代的进化后得到稳定的权值和阈值, 再将它们赋给 BP 神经网络, 作为初始值, 按误差前向反馈算法沿负梯度搜索重新训练, 最终得到最优解。这种算法既避免 BP 算法易陷入局部最优解的不足, 又克服遗传算法以类似穷举的形式寻找最优解而引起的搜索时间长、速度慢的缺点。并且经过仿真分析, 深度交叉遗传 BP 神经网络的收敛性和故障诊断能力优于传统 BP 神经网络和单一使用遗传算法, 可有效应用于液体火箭发动机故障检测中。

关键词: 遗传算法, BP 神经网络, 故障检测, 全局优化

中图分类号: V434

文献标识码: A

文章编号: (2009) 02-0041-06

Application of deep cross-hybrid genetic neural network to fault detection of liquid rocket engines

Yang Jinzhao, Huang Minchao

(Institute of Aerospace and Material Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: This paper proposes a new hybrid algorithm based on genetic algorithm and BP neural network. First, multi-point optimization of the BP neural network's weights and threshold values in GA algorithm is carried out, and some chromosomes that are random sampled in each generation perform single BP neural network training. The result gained above is returned to the chromosomes. Second, stable weights and threshold values are obtained after the evolution of some generations, then they are used as the initial value to train the BP neural network by seeking along negative grads in error forward feedback algorithm, and finally the global optimum is gained.

收稿日期: 2008-12-26; 修回日期: 2009-03-03。

作者简介: 杨晋朝 (1981—), 男, 硕士, 研究领域为推进系统动力学、控制与健康监控。

The proposed algorithm can avoid the deficiency of BP algorithm that may easily be steeped in local optimums, and can also overcome GA's shortcomings of long seeking time and low seeking due to the method of enumerating. The results of simulation indicates that the ability of convergence and diagnosis of the proposed algorithm is better than that of traditional BP neural network or only using GA, and the algorithm can be effectively applied to the fault detection of liquid rocket engine.

Key words: genetic algorithm; back propagation neural network; fault detection; global optimization

0 引言

从模式识别角度来看,故障检测与诊断就是对系统运行状态进行模式分类的过程。液体火箭发动机故障检测其实就是对发动机系统正常、非正常二分情况进行模式分类。液体火箭发动机的故障通常以热力学参数进行识别,火箭发动机结构的复杂性和耦合性常使征兆空间至故障模式空间的映射关系有强非线性,传统的模式识别方法很难用一种简单的判别函数将各种故障模式区分开来。

人工神经网络^[1,2] (Artificial Neural Network,简称 ANN) 是计算智能和机器学习研究的最活跃分支之一。它具有自组织、自适应和自学习能力,以及具有非线性、非局域性、非定常性和非凸性等特点,目前广泛应用于各个信息处理领域,如模式识别、自动控制、信号处理、决策辅助、人工智能、故障诊断等方面。采用较多且较为成熟的神经网络是 BP (Error Back Propagation) 神经网络, BP 网络结构简单,可塑性强,寻优具有精确性;但同时存在一些缺点,最主要的是收敛速度慢和目标函数存在局部极小点。表现为对网络结构的初值要求很高。初值的不合理,会造成 BP 算法的收敛摆动,甚至不收敛。

而遗传算法^[3] (Genetic Algorithm, 简称 GA) 在寻优过程中有许多优点,如其在寻优过程中的自组织、自适应和智能性;其本质的并行性;以及其不需要求导或其他辅助知识,而只需要影响搜索方向的目标函数和相应的适应度函数等,使

遗传算法不易陷入局部最优解。本文正是利用遗传算法的全局寻优特性和神经网络的非线性映射能力,用 GA 优化 BP 神经网络的权值和阈值,克服 BP 网络易陷入局部最优的缺点,并应用于液体火箭发动机故障检测中。

1 遗传算法

遗传算法 (GA) 是一种模拟自然界生物进化过程的随机化搜索算法,其主要特点是采取群体搜索策略和在群体中个体之间进行信息交换,利用简单的编码技术和繁殖机制来表现复杂的现象。遗传算法模拟了自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、交配和变异现象,根据适者生存、优胜劣汰的自然法则,利用遗传因子(选择、交叉和变异)逐代产生群体,比较个体,如此循环,最终搜索到最优个体。其具体步骤如下:

(1) 对决策变量编码。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就称为编码。根据问题选取编码方式,可选用二进制编码、格雷码编码或浮点数编码方法等。

(2) 产生初始群体。首先利用随机函数产生一定数量的个体,构成“初始群体”,作为遗传进化的第一代。群体中每一个个体对应一个解,其优劣程度用适应度函数(由目标函数转换而来)来表示。

(3) 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。根据每个个体的适应度值大小选择,适应度高的个体被遗传到下一代的

概率较大, 适应度小的个体被遗传到下一代的概率较小。

(4) 交叉。将选择后的群体中的各个个体随机搭配成对, 对每一对个体以某个概率交换它们之间的部分染色体。

(5) 变异。对交叉后的群体中的每一个个体, 以某一概率改变某一个或某一些基因座上的基因值。

经过步骤(3)~(5)以后就产生了一个新的群体或者说是实现了一代的进化。然后检验其是否满足要求或达到预定的进化代数, 如果是就停止并找到最优个体(最优解), 否则转到步骤(3)。

2 GA-BP 算法

用遗传算法对 BP 神经网络权系进行训练, 即优化其权重和阈值。将遗传算法与 BP 神经网络深度交叉混和, 即在遗传的每一代中, 取部分个体(取群体中 10% 的个体)进行单一的 BP 神经网络训练(训练 5 步), 训练结果返回染色体中, 再进行遗传进化计算, 如此反复, 直至找到最优解。这样做是因为用遗传算法训练不如 BP 神经网络训练收敛速度快, 而遗传算法搜索全局最优解的能力却强于 BP 神经网络, 将两者深度交叉混和, 既提高了收敛速度, 又可避免陷入局部最优解。

设三层 BP 网络, 拓扑结构为 5-10-2, 遗传算法训练 BP 神经网络权系的步骤如下:

(1) 编码方式: 将网络的各权值和隐单元及输出单元的阈值, 按顺序编成一个长串, 形成染色体。编码采用了实数的形式。

(2) 适应度函数 F : 将染色体上表示的各权值和阈值分配到 BP 网络结构上, 结合训练集样本的输入与输出, 前向计算, 计算出误差平方和

$$C = \sum_{i=1}^k e_i^2$$

由于适应度函数应越大越好, 建立了一种将误差平方和最小转化为适应度函数最大的映射。其转化方法如下:

$$FitnV = 2 - sp + 2(sp - 1) \frac{Pos - 1}{Nind - 1}$$

$FitnV$ 表示个体的适应度。 $Nind$ 表示种群中个体的个数。 Pos 表示对所有个体的误差平方和值进行降序排列后该个体所对应的顺序, 即误差平方和最大的个体(适应度最差的个体)排在第一个位置, 误差平方和最小的个数(适应度最好的个体)排列在第 $Nind$ 个位置。 sp ($1 \leq sp \leq 2$) 表示将适应度值转换为 $[2-sp, sp]$ 之间的值, 如果取 $sp=2$, 则表示将适应度值压缩为 $[0, 2]$ 之间的值。

(3) 群体初始化方法: 染色体各基因值, 代表 BP 网络各连接权重和阈值。参考文献 [2] 中权值和阈值的选取经验, 取 $(-1.5F, 1.5F)$ 之间的数, 其中 F 为所连单元的输入端个数。所以本文各基因值取 $[-7.5, 7.5]$ 之间的随机数。

(4) 遗传算子: 选择算子: 根据评价函数的大小采用轮盘赌方法来实现; 交叉算子: 进化初期交叉概率取较大, 交叉函数采用均匀交叉的方法, 进化后期染色体趋于稳定, 变化不应太大, 因此交叉概率取较小, 交叉函数采用单点交叉的方法; 变异算子: 采用实值变异, 染色体变异采用非均匀变异操作, 在进化初期, 变异概率和变异的范围相对较大, 随着进化的推进, 变异概率和变异的范围越来越小, 对进化系统起微调作用。

(5) 在每遗传一代后, 取群体中少量个体按 BP 算法沿负梯度搜索进行网络学习, 训练步数可视情况而定, 一般不大于 10 步。训练完毕后结果再返回染色体中, 再转入步骤(4)继续遗传进化计算。

(6) 当达到预定的遗传代数或误差平方和小于指定精度 ε 时, 则停止计算。

(7) 将经过遗传计算得出的权值和阈值再赋给 BP 神经网络, 作为初始值, 重新训练, 得出最终结果。

3 仿真分析

将深度交叉遗传 BP 神经网络用于液体火箭发动机故障检测中。火箭发动机监控参数很多, 从这些参数中选取一些具有代表性且相关性弱的

参数作为输入，网络设 2 个输出，输出 [0 1] 代表故障，[1 0] 代表正常。本文选取了氧泵入口压力、氧泵后温度、氢泵入口压力、氢泵后温度、燃气发生器室压 5 个参数作为输入向量，10 个隐层神经元，2 个输出。输入层到隐层的传递函数为 S 型正切函数，隐层到输出层为 S 型对数函数。仿真分析选取了火箭发动机 10 组正常工

作的试车数据和 9 组故障数据作为训练数据。这些数据具有不同的单位和量级，所以在输入神经网络之前应该首先进行标准化处理（方法是 $x' = x / (x + x_0)$ ， x' 是归一化后数据， x 是原始数据， x_0 是该变量参数的额定值，标准化处理后数据在 0.5 附近）。处理后的数据如表 1 所示。

表 1 训练样本
Tab.1 Training samples

序号	样本输入					样本输出		状态
1	0.49744	0.48496	0.52336	0.5025	0.51022	1	0	正常
2	0.50085	0.48496	0.52336	0.50249	0.50706	1	0	正常
3	0.49829	0.48492	0.52425	0.5025	0.50516	1	0	正常
4	0.49915	0.48492	0.52514	0.50244	0.50209	1	0	正常
5	0.50169	0.48494	0.52602	0.50246	0.50217	1	0	正常
6	0.5	0.48497	0.52514	0.50233	0.50486	1	0	正常
7	0.50169	0.48493	0.52158	0.50247	0.5079	1	0	正常
8	0.50119	0.48557	0.50302	0.5058	0.5068	1	0	正常
9	0.50329	0.4855	0.50677	0.50575	0.50561	1	0	正常
10	0.50405	0.48563	0.51027	0.50574	0.50778	1	0	正常
11	0.48511	0.4854	0.61596	0.51786	0.51635	0	1	故障
12	0.48148	0.48538	0.6315	0.51988	0.51142	0	1	故障
13	0.48601	0.48525	0.72551	0.53594	0.40895	0	1	故障
14	0.54769	0.48557	0.76944	0.52907	0.42555	0	1	故障
15	0.55387	0.48432	0.76034	0.5235	0.41295	0	1	故障
16	0.57143	0.48382	0.75434	0.51891	0.41112	0	1	故障
17	0.51803	0.48667	0.54054	0.49474	0.49185	0	1	故障
18	0.52117	0.48659	0.55497	0.49739	0.49265	0	1	故障
19	0.53035	0.48644	0.54137	0.49893	0.27079	0	1	故障

BP 网络的基本参数：拓扑结构 5-10-2，学习速率 0.001；

遗传算法的参数：染色体长度为 82；交叉概率进化初期 $P_c=1$ ，进化后期 $P_c=0.8$ ；变异概率 $P_m=1/(long+k)$ ， $long$ 表示染色体长度， k 表示进化代数，这样设定使随着进化的推进，变异越来越小；群体 $N=60$ ；染色体初始化取值范围 $[-7.5, 7.5]$ ；最大进化代数 $K=500$ ；进化停止的精度 $\varepsilon=1 \times 10^{-10}$ 。

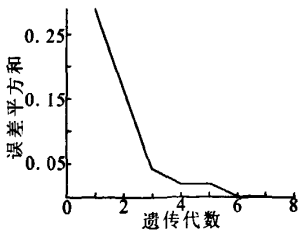


图 1 遗传训练的误差平方和
Fig.1 Sum of error square of genetic training

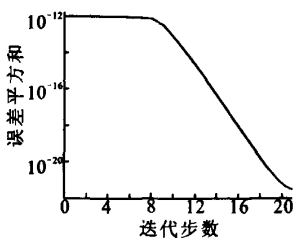


图 2 遗传训练后 BP 网络训练的误差平方和

Fig.2 Sum of error square of BP neural network training after genetic training

遗传训练结果如图 1 所示, 网络的误差平方和很快达到 0 附近, 训练结束后将其结果再返回 BP 网络作为初始值按负梯度进行训练, 训练结果如图 2 所示, 网络的误差平方和在迭代 8 步后迅速收敛, 21 步达到要求, 误差平方和几乎达到 0 (达到 10^{-22} 数量级)。

作为对比, 用同样的数据样本对单一 BP 网络进行训练, 结果如图 3 所示, 网络的误差平方和收敛很慢, 几乎不收敛, 且训练结束后误差平方和也很大 (达到 0.236842)。

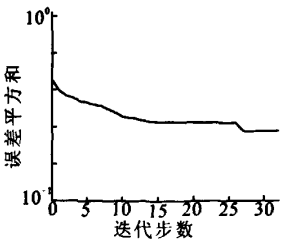


图 3 BP 训练图

Fig.3 Chart of BP neural network training

取三组发动机故障数据作为待检验数据, 用来检验网络的性能, 进行标准化处理 (方法同上) 后如表 2 所示, 经上述两种网络计算的检测结果见表 3。

表 2 待检验数据

Tab.2 Data to be detected						
序号	样本输入					状态
1	0.51803	0.48667	0.54054	0.49474	0.49185	故障
2	0.52117	0.48659	0.55497	0.49739	0.49265	故障
3	0.53035	0.48644	0.54137	0.49893	0.27079	故障

表 3 仿真结果

Tab.3 The result of simulation

序号	常规 BP 算法		GA_BP 算法		状态
1	0.00000000038796	0.23342246976918	0.00000000005122	0.9999999994474	故障
2	0.00000020366413	0.01161012087963	0.00000000000001	0.99999999999999	故障
3	0.04884155412407	0.00000229302760	0.00000000000000	1.00000000000000	故障

由上述仿真实验结果分析可知:

- (1) 根据表 3 仿真结果, 网络经遗传算法寻优后, 能较充分、全面、准确地表达所诊断故障的"知识", 不易陷入局部最优解。因此遗传 BP 神经网络诊断结果与实际情况十分吻合, 而常规 BP 神经网络易陷入局部最优解而出现完全不能诊断。
- (2) 遗传 BP 神经网络有效地克服了 BP 神经网络对初值要求高的缺点, 在全局范围内搜索最优解, 避免 BP 神经网络陷入局部最优解的问题。
- (3) 遗传 BP 神经网络将 GA 算法与 BP 神经

网络深度交叉融合, 又克服了 GA 算法以类似穷举的形式寻找最优解而引起的搜索时间长, 速度慢的缺点。

4 结论

结合遗传算法的神经网络, 用 GA 优化 BP 网络的权值和阈值, 并将 GA 算法与 BP 网络深度交叉融合, 既避免 BP 算法陷入局部最优解, 又克服 GA 以类似穷举的形式寻找最优解而引起的搜索时间长、速度慢的缺点。 (下转第 53 页)

由于所有的实时系统都存在一定的“jitter”(循环程序段中的休眠时间, 它相对于理想的循环时间是非常小的), 这就意味着实际的循环时间可能会或多或少于理想的时间, 而系统不能很好地实现实时性能指标, 很大程度上是因为循环程序中有较大或很大的“jitter”。

主控程序中每一个优先级线程都执行于对应循环内, 在每个不同优先级线程循环中适当设置 Until Next ms Multiple 函数输入值, 既可有效协调程序执行, 避免优先级导致或饥饿现象发生, 又可最小化系统的“jitter”, 提高控制精度。例如正常停车定时控制线程循环, 优先级为 time-critical priority (highest), 如不设置 Until Next ms Multiple 函数, 就可能会在整个控制过程中一直独占处理器资源, 使正常停车定时控制线程因得不到全程控制计时线程的基准值而不能进行有效的时间校准、紧急停车和紧急处理得不到响应、控制信息不能通讯和显示等, 而设置 Until Next ms Multiple 函数输入值不当, 又会该函数失去作用或产生较大的“jitter”。

在控制程序中确定每个循环 Until Next ms Multiple 函数输入值的方法是: 首先测试各个循环中代码的实际运行时间, 再根据对应循环线程在试验过程中的实时性要求确定该循环的休眠时间, 运行时间和休眠时间相加作为 Until Next ms Multiple 函数的输入值, 然后对整个控制程序进行充分调试, 直到程序能在满足实时性要求基础

上稳定、可靠运行。

4 结论

衡量一个控制系统软件的质量特性主要是正确性、可靠性、实时性、可测试性、可使用性和可维护性等, 该控制系统软件在 PXI 总线 RT 硬件设备基础上, 选用了可视化 RT 开发系统、RT 引擎执行系统, 通过对整个系统软件的合理架构与设计、程序编码及调试、系统测试及评审确认, 投入运行。在连续几年来的热试车中, 系统均可按照试验任务书和大纲要求完成各种控制、信号检测和工艺流程显示等任务, 运行稳定、可靠, 实时性达到了试验时段控制精度 $\leq 5\text{ms}$ 、全程控制精度 $\leq 10\text{ms}$ 、紧急停车处理控制精度 $\leq 30\text{ms}$ 、过程信号检测精度 $\leq 10\text{ms}$ 的指标, 且可测试性、可使用性和可维护性强。

参考文献:

- [1] 张辉, 郭立. 液氧/煤油发动机摇摆测控系统技术要求与实现[J]. 火箭推进, 2007, 33(1): 49-55.
- [2] 蒋慰孙, 俞金寿. 过程控制工程[M]. 北京: 中国石化出版社, 1998.
- [3] 王志武. 基于虚拟仪器技术的信号处理与故障检测系统[J]. 火箭推进, 2007, 33(4): 52-56.
- [4] 王顺晃, 舒迪前. 智能控制系统及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.

(编辑: 王建喜)

(上接第 45 页)

另一方面, 可避免靠经验和试验确定权值和阈值的弊端, 较全面、准确地表达所诊断故障的“知识”, 提高网络非线性映射的能力。并应用于液体火箭发动机故障检测中, 取得较好的效果。

参考文献:

- [1] 陈明. 神经网络模型 [M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1995.

- [2] 钟路, 饶文碧, 邹承明[M]. 人工神经网络及其融合应用技术. 北京: 科学出版社, 2007.
- [3] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [4] Yutaka Fukuoka, Hideo Matsuki, Hasuki, Hasruiyuki Minamitani, et al. A modified back-propagation method to avoid false local minima [J]. Neural networks, 1998, (11): 1059-1072.

(编辑: 王建喜)