

# 基于自适应遗传优化神经网络的航空装备故障诊断<sup>\*</sup>

王成刚 张大为 李建华

(海军航空大学航空基础学院 烟台 264001)

**摘要:** 针对改进反向传播神经网络在航空装备故障诊断中存在的缺陷和不足,将自适应遗传算法与改进反向传播算法相结合构成混合算法用以训练人工神经网络。以改进反向传播神经网络的初始权值空间为切入点,利用改进遗传操作对其开展多点自适应遗传优化,然后运用改进反向传播算法开展局部精确搜索,最终实现全局最优。以某型飞机电气控制盒和某型飞机自动驾驶仪飞行控制盒的故障诊断为例对所提算法进行仿真研究,结果表明自适应遗传算法与改进反向传播算法相结合的方法收敛速度快、诊断精度高,对于具有复杂输入输出关系的工程样本具有较好的诊断结果。

**关键词:** 神经网络;自适应遗传算法;电气控制盒;飞行控制盒;故障诊断

**中图分类号:** TN06;TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.30

## Fault diagnosis of aviation equipment based on adaptive genetic optimization neural network

Wang Chenggang Zhang Dawei Li Jianhai

(School of Basic Science for Aviation, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** In response to the shortcomings and deficiencies of the improved back propagation network in aviation equipment fault diagnosis, a hybrid algorithm is formed by combining the adaptive genetic algorithm and the improved back propagation algorithm to train an artificial neural network. Taking the improvement of the initial weight space of the back propagation network as the starting point, a multi-point adaptive genetic optimization is carried out using the improved genetic operation. Based on this, the improved back propagation algorithm is used to carry out local precise search and ultimately achieve global optimization. Taking the fault diagnosis of a certain aircraft electrical control box and a certain aircraft autopilot flight control box as examples, the proposed algorithm was simulated and studied. The simulation results showed that the combination of adaptive genetic algorithm and improved back propagation algorithm has fast convergence speed and high diagnostic accuracy, and has good diagnostic results for engineering samples with complex input-output relationship.

**Keywords:** neural network; adaptive genetic algorithm; airborne electrical control box; flight control box; fault diagnosis

## 0 引言

电气控制盒是飞机的重要部件,当飞机供电系统发生故障时,电气控制盒需要在规定的时间内自动切断飞机与供电系统的连接。在日常维护保养工作中,对电气控制盒开展性能检测对保障飞行安全、圆满完成飞行任务发挥着至关重要的作用。电气控制盒等航空机载设备在工程实际中具有故障样本数据少、数据量小等工况特点。

人工神经网络、支持向量机等方法在机载设备故障诊断方面解决了很多工程实践中的难题。支持向量机的诊断

性能发挥依赖合适的参数值,参数选择的优劣决定了故障诊断的准确度和诊断效率。尽管统计学习理论针对关键参数选择提供了科学合理的建议和解释,但并未提供切实可行的具体方案,缺乏理论指导和支撑。反向传播(back propagation, BP)神经网络拥有较好的鲁棒性,并具备极强的非线性映射能力,在我国航空装备故障预测与健康管理等领域得到广泛应用<sup>[1]</sup>。为了切实改善BP算法的性能,提高神经网络学习速度,国内外许多学者提出了不少改进方案,其中,实际应用较为广泛的就是动量BP算法。结合我国航空机载设备故障诊断的特点,提出将自适应遗传算

法和改进BP算法相结合构成混合算法用以训练人工神经网络,并以某型飞机电气控制盒和某型飞机自动驾驶仪飞行控制盒为诊断对象开展了模拟仿真研究<sup>[2-4]</sup>,结果表明该方法可行、有效。

## 1 BP算法及其改进

BP算法的误差减小是反梯度方向开展的,取值不当会引起网络振荡从而导致无法收敛,亦或是由于收敛速度过慢导致神经网络训练时间过长。为避免陷入局部极小点,加快收敛速度进而改善BP算法性能,提出了不少改进方案,其中,动量BP算法在工程领域得到广泛应用<sup>[5-7]</sup>。Rumelhart等研究学者提出将动量项加入修正权值表达式,如下:

$$\Delta\omega(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega(n)} + \alpha \Delta\omega(n) \quad (1)$$

式中: $\eta$ 为学习率, $\eta > 0$ 。 $\alpha$ 为动量项因子, $0 \leq \alpha < 1$ 。

## 2 基于遗传算法的BP神经网络优化

针对改进BP网络在我国航空装备故障诊断中存在的缺陷和不足,本文提出一种解决问题的混合算法,将改进BP算法和自适应遗传算法(adaptive genetic algorithm, AGA)相结合构成混合算法,对神经网络开展训练可以扬长避短,不仅利用AGA的全局收敛性而且还利用BP改进算法的快速局部搜索性能<sup>[8-11]</sup>,该混合算法综合了BP改进算法局部搜寻性能和AGA的全局搜索能力,具有快速搜索和全局收敛的优点,可较好地解决BP改进算法容易陷入局部极小和遗传算法搜索时间过长的突出问题。针对航空装备故障诊断实际,确定改进BP网络结构。第1步,充分利用AGA强大的全局搜索能力优化改进BP网络的权值,找到较优解;第2步,在AGA优化结果的基础上,利用局部搜索能力较强的BP改进算法继续精确搜索,最终快速寻到满足训练目标的最优解<sup>[12-13]</sup>。

### 2.1 编码方案

编码是应用AGA求解实际问题首要环节,也是AGA设计的关键步骤。编码方式既决定个体的染色体排列形式又决定个体从搜索空间的基因型转换到解空间的表现型时的解码方法,后续还将影响交叉算子、变异算子等遗传算子的运算方式,对于AGA的优化性能具有较大影响。为了消除二进制字符串有限的长度对改进BP网络进化性能和求解精度的影响,有效提高计算速度和求解精度,将改进BP网络的连接权值和阈值按顺序编成长串,选用常用的实数编码产生染色体。

### 2.2 适应度函数

AGA利用适应度函数对个体性能进行评估并指导优化搜索,极少使用搜索空间的信息,AGA中如何选取适应度函数尤为重要。

选取适应度函数:

$$fitness = \frac{1}{1+J} \quad (2)$$

式中: $J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l e_{(i)}^2$ ,  $e_{(i)} = y_{(i)} - y_{m(i)}$ ,  $l$ 为神经网络学习样本数, $y_{(i)}$ 为神经网络的输出值, $y_{m(i)}$ 为神经网络期望输出值, $e_{(i)}$ 为两者之间的误差。

### 2.3 遗传操作

某个体 $X = x_1 x_2 \cdots x_k \cdots x_l$ ,假设 $x_k$ 是变异点, $[U_{min}^k, U_{max}^k]$ 是取值区间,当在该点 $X$ 进行均匀变异操作后,产生 $X = x_1 \cdots x_2 \cdots x'_k \cdots x_l$ ,变异点的新基因值:

$$x'_k = U_{min}^k + r \cdot (U_{max}^k - U_{min}^k) \quad (3)$$

式中: $r$ 为 $[0,1]$ 之间一个随机数,且符合均匀概率分布。

使用高斯变异, $Q$ 符合正态分布,它是某些服从均匀分布的随机数近似产生。假定,存在12个在 $[0,1]$ 之间随机数 $r_i$ ( $i=1,2,\dots,12$ ),且均匀分布,则随机数 $Q$ 可由下式求得,且符合 $N(\mu, \sigma^2)$ 正态分布:

$$Q = \mu + \sigma \cdot \left( \sum_{i=1}^{12} r_i - 6 \right) \quad (4)$$

由 $X = x_1 x_2 \cdots x_k \cdots x_l$ 向 $X' = x_1 x_2 \cdots x'_k \cdots x_l$ 开展高斯变异操作时,若 $x_k$ 处的基因值取值 $[U_{min}^k, U_{max}^k]$ ,假定:

$$\mu = \frac{U_{min}^k + U_{max}^k}{2} \quad (5)$$

$$\sigma = \frac{U_{max}^k - U_{min}^k}{6} \quad (6)$$

则 $x'_k$ 为:

$$x'_k = \frac{U_{min}^k + U_{max}^k}{2} + \frac{U_{max}^k - U_{min}^k}{6} \cdot \left( \sum_{i=1}^{12} r_i - 6 \right) \quad (7)$$

### 2.4 自适应遗传算法参数的自适应调整

利用以下各式对交叉概率 $P_c$ 和变异概率 $P_m$ 开展自适应调整<sup>[14]</sup>。

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{max} - f'}{f_{max} - \bar{f}}, & f' \geq \bar{f} \\ k_2, & f' < \bar{f} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_m = \begin{cases} k_3 \frac{f_{max} - f}{f_{max} - \bar{f}}, & f \geq \bar{f} \\ k_4, & f < \bar{f} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $f_{max}$ 为本文改进遗传算法中群体中适应度最大值; $\bar{f}$ 为本文改进遗传算法中每代群体适应度平均值; $f'$ 为本文改进遗传算法中进行交叉的两个染色体中的适应度的较大值; $f$ 为本文改进遗传算法中变异染色体的适应度值; $k_1, k_2, k_3, k_4$ 都是自适应控制参数。

### 2.5 AGA-BP算法实现步骤

步骤1)确立改进BP网络的拓扑结构。

步骤2)赋值本文改进遗传算法的群体规模 $M, k_1, k_2, k_3, k_4$ ,以及AGA的最大终止代数 $T$ 等。

步骤3)为了有效提高计算速度和求解精度,选用常用

的实数编码产生染色体。

步骤 4) 针对每个染色体, 开展适应度计算, 评估 BP 改进网络性能。

步骤 5) 判断最大终止代数是否满足或改进神经网络误差是否满足某种条件, 一旦满足则跳转到步骤 7), 将优化结果输出; 否则跳转到步骤 6)。

步骤 6) 针对 AGA 种群, 开始常规遗传操作, 其中,  $P_c$  和  $P_m$  根据式(8)和(9)分别确定。产生新种群, 转入步骤 4)。

步骤 7) 将本文改进遗传算法优化操作后的连接权值和阈值, 当做改进 BP 网络的初始权值和阈值, 进入改进 BP 算法训练流程, 神经网络输出若满足指定的网络性能指标, 将网络连接权值和阈值输出, 结束学习过程。

AGA-BP 算法流程图如图 1 所示。

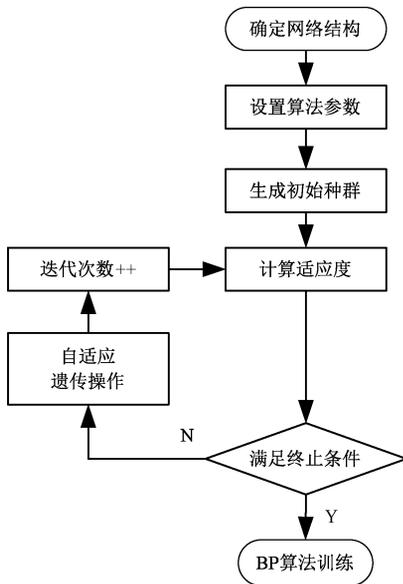


图 1 AGA-BP 算法流程图

### 3 故障诊断与结论分析

#### 3.1 某型飞机电气控制盒故障诊断

某型飞机电气控制盒性能检测是某型飞机交直流电源综合检测系统的重要检测内容, 其性能检测结构框图如图 2 所示。通过测试设备对电气控制盒的测试点开展数据采集, 得到 270 组相关数据。

为了评估 AGA-BP 方法的诊断效果, 利用如下方法开展验证分析。第 1 种方法, 利用 Rumelhart 等研究学者提出的加入动量项的改进三层 BP 网络, 根据航空机载设备电气控制盒的故障情况, 当发生过压、过电压、欠压、欠频、欠欠频、逆序、超频、超超频和差动等故障时, 在规定延迟时间内自动切断地面电源或发电机, 改进 BP 神经网络采用 4-9-9 的网络结构。

第 2 种方法利用本文提出的改进遗传算法与 Rumelhart 等研究学者提出的加入动量项的改进 BP 方法

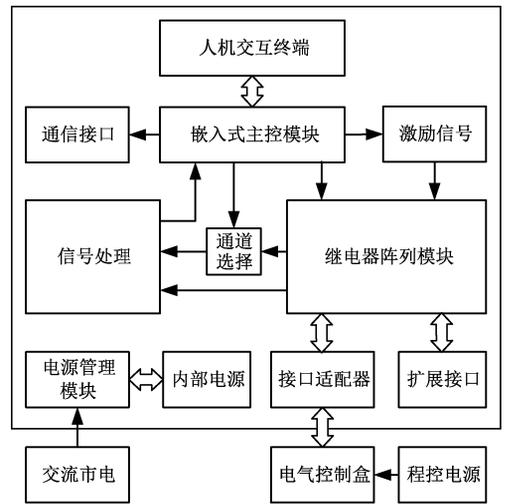


图 2 电气控制盒性能检测结构框图

相结合的 AGA-BP 方法, 根据电气控制盒的故障情况, 网络采用 4-9-9 的结构, 设定  $M = 70$ , 自适应控制参数  $k_1 = k_2 = 0.77, k_3 = k_4 = 0.03$ , 最大终止代数  $T = 300$ 。

借鉴参考文献[15]、[16]的实验样本数据处理方法, 从 270 组样本数据随机选取, 100 组作为训练样本, 170 组数据作为测试样本。首先, 将训练样本输入两种诊断模型分别开展训练, 然后将测试样本输入训练后的模型开展故障诊断, 两种方法故障诊断的结果如表 1 所示。

表 1 三层改进 BP 网络法、AGA-BP 测试结果

诊断模型	训练	测试	时间/s
	识别率/%	识别率/%	
三层 BP 网络	95	94.7	17.1
AGA-BP	99	97.6	15.3

对比表 1 测试结果, 相比较三层 BP 改进网络, 将 AGA-BP 方法应用于某机型机载电气控制盒故障诊断, 测试识别率提高了 2.9% 和诊断时间减少了 1.8 s。故障诊断准确率对于航空机载设备电气控制盒的故障诊断而言尤为重要。通常情况下, 故障诊断准确率的提高是以耗费更多时间为代价, 而 AGA-BP 算法在时间效率上也有所提高, 一定程度上推广了神经网络应用于航空机载设备电气控制盒故障诊断的实用性。

#### 3.2 某型自动驾驶仪飞行控制盒故障诊断

自动驾驶仪是某型飞机重要关键的机载设备之一, 其性能的好坏及可靠性的高低与飞行安全紧密相关。飞控盒是自动驾驶仪的核心器件, 针对某型自动驾驶仪飞控盒“准备灯无法燃亮故障”, 文献[16]中提供了神经网络训练样本的数据, 如表 2 所示。其中,  $K_0 \sim K_{10}$  为 11 个可测故障特征,  $S_1 \sim S_{10}$  为 10 个基本故障原因。

第 1 种方法, 利用 Rumelhart 等研究学者提出的加入动量项的改进三层 BP 网络, 根据航空机载设备飞控盒“准

表2 飞行控制盒“准备灯无法燃亮故障”故障样本数据

故障成因	故障数据										
	$K_0$	$K_1$	$K_2$	$K_3$	$K_4$	$K_5$	$K_6$	$K_7$	$K_8$	$K_9$	$K_{10}$
$S_1$	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$S_2$	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$S_3$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$S_4$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$S_5$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
$S_6$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
$S_7$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
$S_8$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
$S_9$	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$S_{10}$	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

备灯无法燃亮故障”的实际情况,改进 BP 神经网络采用 11-23-10 的网络结构,  $\eta = 0.073, \alpha = 0.67$ 。

第 2 种方法使用 AGA-BP 方法。根据航空机载设备飞控盒“准备灯无法燃亮故障”的实际情况, BP 神经网络也采用 11-23-10 的网络结构,赋值模型各种参数,例如,群体规模  $M = 30$ , 自适应控制参数  $k_1 = k_2 = 0.7, k_3 = k_4 = 0.01$ , 最大终止代数  $T = 700$ 。将网络训练目标设置为 0.01。AGA-BP 和 BP 网络收敛的迭代次数分别为 57 和 217。

选择 30 组飞控盒“准备灯无法燃亮故障”样本作为网络输入,分别输入经过训练的 AGA-BP 网络和 BP 网络,验证网络诊断性能。诊断结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出,AGA-BP 方法对于航空机载设备飞控盒“准备灯无法燃亮故障”测试识别率是 100%,改进 BP 网络方法对航空机载设备飞控盒“准备灯无法燃亮故障”测试识别率是 86.7%。

表3 三层 BP 网络法、AGA-BP 诊断结果

诊断模型	训练收敛	测试
	迭代次数	识别率/%
三层 BP 网络	217	86.7
AGA-BP	57	100

对比表 3 诊断结果,相比较三层 BP 改进神经网络,将 AGA-BP 方法应用于航空机载设备飞控盒“准备灯无法燃亮故障”诊断,在训练收敛迭代次数较少的基础上,得到更高的测试识别率。对于航空机载设备电气控制盒和自动驾驶仪飞控盒的维修保障而言,故障诊断准确率尤为重要,必须有效降低虚警率和冗余故障,就此而言,将神经网络应用于航空机载设备电气控制盒和自动驾驶仪飞控盒故障诊断也较为适合。

## 4 结 论

针对改进 BP 神经网络在我国航空装备故障诊断与健

康管理中存在的缺陷和不足,本文提出一种针对性解决问题的混合算法,对神经网络开展训练可以扬长避短,不仅利用 AGA 的全局收敛性而且还利用 BP 改进算法的快速局部搜索性能,以我国航空机载设备某型机载电气控制盒和某型自动驾驶仪飞行控制盒的故障诊断为例,对本文所提方法开展仿真分析,仿真结果表明所提自适应遗传算法与改进 BP 算法相结合的方法收敛速度快、诊断精度高。本文提出的故障诊断方法可与某型飞机交直流电源综合检测系统有机结合、相辅相成,作为某型机载电气控制盒和某型自动驾驶仪飞控盒日常维修保障与故障诊断的辅助决策手段。在维护保障平台系统的基础上,联合运用智能故障诊断技术,打造高效智能的维护保障平台是复杂航空装备维护保障的一个重要发展方向。目前提出的 BP 神经网络的改进方法在一定程度上仍无法彻底解决易陷入局部极小点和收敛性能较差等不足,需要从 BP 神经网络自身原理上加以研究和分析。后续应重点关注先验知识的深度挖掘与综合利用,致力于神经网络设计技术的综合与集成,最终从根本上解决 BP 神经网络在网络结构设计和权值训练中存在的缺陷和不足。

## 参考文献

- [1] ZHANG D, LI W, WU X, LV X. Application of simulated annealing genetic algorithm-optimized back propagation(BP)neural network in fault diagnosis[J]. International Journal of Modeling, Simulation and Scientific Computing, 2019, 10(4):137-141.
- [2] SONG S, LU Z, QIAO H. Subset simulation for reliability sensitivity analysis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 94(2): 658-665.
- [3] 伍济钢,文港,杨康.改进一维卷积神经网络的航空发动机故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 179-186.
- [4] NANDAKUMAR S, RAGHAGHAVENDRA I V, AJMAL C N M, et al. A modular bidirectional solid-

- state DC circuit breaker for LV and MVDC grid applications [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(6): 7760-7771.
- [5] SHU J, WANG S, MA J, et al. An active Z-source DC circuit breaker combined with SCR and IGBT[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(10): 10003-10007.
- [6] 刘子英, 张靖, 邓芳明. 基于BP神经网络的高压隔离开关分合闸监测识别[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 134-140.
- [7] 朱晓青, 马定寰, 李圣清, 等. 基于BP神经网络的微电网蓄电池荷电状态估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 2042-2048.
- [8] WAN H D, LIN H. Breakdown diagnosis of open-switch damage in power converter based on support vector machine [J]. Fire Control & Command Control, 2020, 35(1): 126-128.
- [9] LIN H, WANG D. Optimizing support vector machine parameters and application to breakdown diagnosis [J]. Computer Science, 2019, 37(4): 255-257.
- [10] 谢琳琳, 朱武, 崔昊杨. 改进遗传优化神经网络的光伏阵列故障诊断[J]. 电源技术, 2022, 46(7): 802-806.
- [11] LI W, HE K, LIU W, DONG Y, ZHANG X. A fast arc breakdown detection method for AC solid state power controllers in MEA [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(5):1119-1129.
- [12] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1573-1580.
- [13] KHEIROLLAHI R, ZHAO S, ZAN X, et al. Fast Y-type thyristor-based DC SSCB using complementary commutation in a capacitor-capacitor pair structure[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 38(1): 1144-1154.
- [14] AYUBU Z, KIM J Y, YU J Y, et al. Novel bidirectional DC solid-state circuit breaker with operating duty capability[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(10): 9104-9113.
- [15] LI W, YANG Y, ZHAANG X. Digital generator control unit design for a variable frequency synchronous generator in MEA[J]. Energies, 2019, 11(1):1-17.
- [16] ZHANJ D, LI W, WANG C, LI J. Simulation research on breakdown diagnosis based on least squares support vector machine optimized by simulated annealing genetic algorithm[J]. International Journal of Modeling, Simulation and Scientific Computing, 2023(In press).

### 作者简介

**王成刚**, 博士, 副教授, 主要研究方向为测试性设计评价、虚拟仪器与自动测试技术、智能仪器设计等。

E-mail: topwgc@163.com

**张大为**, 博士, 讲师, 主要研究方向为航空电气等。

E-mail: hyzdw1979@163.com

**李建海**, 硕士, 副教授, 主要研究方向为电气控制和电子系统设计等。

E-mail: hjhy305@126.com