

基于遗传神经网络的航空装备故障预测

程进军^{1,2}, 夏智勋¹, 胡雷刚²

(1. 国防科学技术大学航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 空军工程大学工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要 为在武器系统故障发生前实现预测、实现装备的视情维修, 开展基于遗传神经网络的故障预测技术研究。采用实数编码方式和自适应的交叉率、变异率改进遗传算法, 并将改进遗传算法用于神经网络的权重学习得到遗传神经网络。利用监测到的装备特征参数数据进行网络训练, 然后将遗传神经网络预测装备特征参数的退化趋势。预测实例表明遗传神经网络可在故障发生前实现故障预测, 较基本神经网络有较大性能改善, 可提高武器装备的保障能力, 实现视情维修。

关键词 故障预测; 遗传神经网络; 遗传算法; 视情维修

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2011.01.004

中图分类号 TP206⁺.3 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2011)01-0015-05

随着武器系统性能的不断f提升以及复杂性的不断增长, 系统的可靠性、故障诊断与预测以及维修保障等问题越来越受到重视^[1-2]。支持视情维修的故障预测最早是从美国发展起来的装备保障技术, 主要目的是提高武器系统的可靠性、降低装备的维修和保障费用^[3-5]。计算智能因其具有启发性、分布并行、自适应自学习等特点, 在故障预测领域得到了越来越广泛的研究和应用。

采用基本灰色系统和神经网络^[6-7]进行故障预测模型的方法, 具有方法简便、易于使用的优点, 但同时有算法简单、鲁棒性差、评价指标单一等不足; 采用融合的计算智能方法^[8]成为开展故障预测算法的新方向。本文融合计算智能方法中的遗传算法与神经网络, 开展航空装备的故障预测研究, 以期在故障发生前实现预测和视情维修。

1 遗传算法基本原理

基本遗传算法包括染色体编码、个体适应度、遗传算子和运行参数4项构成元素^[9], 使用选择、交叉和变异3种遗传算子。基本遗传算法可定义为一个8元组 $S_{GA} = (C, E, P_0, M, \Phi, \Gamma, \Psi, T)$, 式中: C 为个体编码方式; E 为个体适应度评价函数; P_0 为初始群体; M 为群体大小; Φ 为选择算子; Γ 为交叉算子; Ψ 为变异算子; T 为运算终止条件^[10]。遗传算法提供了一个求解复杂系统优化问题的通用框架, 其不依赖于问题的领域和种类, 在选择、交叉和变异过程中包含随机函数, 以此模拟生物进化过程中的随机因素。

2 遗传神经网络基本原理

遗传算法与神经网络的结合表现在2个方面: ①辅助式结合: 比较典型的是利用遗传算法对数据进行预

* 收稿日期: 2010-06-25

基金项目: 国家“863”计划资助项目(2009AAXX06)

作者简介: 程进军(1979-), 男, 湖北枣阳人, 讲师, 博士(后), 主要从事航空装备测试与故障诊断、飞行器设计研究。

E-mail: 82445691@qq.com

处理,然后用神经网络求解问题;②合作式结合:利用遗传算法确定连接权重或者直接利用遗传算法优选神经网络的结构,然后用BP算法训练网络。

本文采用固定神经网络的拓扑结构,利用遗传算法确定网络连接权重(包括权值和阈值,统称为连接权重),改进技术及技术要点如下:

1) 编码方式。神经网络权值的学习是复杂的连续参数优化问题,采用二进制编码时由于再解码为实数原因,使权值变化为步进,影响到网络学习精度。本文采用图1中的实数编码,神经网络权值按序级联为一个长串,编码串的顺序按照从左到右(从输入到输出)、从上到下的顺序排列。

2) 评价函数 f 。将染色体上表示的各连接权值按对应方式分配到给定的网络结构,以训练集样本为输入输出,运行后返回均方误差 e_{MSE} 。染色体的评价函数选为:

$$f = \frac{1}{1 + e_{MSE}} \quad (1)$$

3) 初始过程。初始染色体集中,为使遗传算法能够搜索所有可行解的空间,按下式随机确定:

$$p_{initial} = \pm \exp(-|\gamma|), \quad |\gamma| < 4 \quad (2)$$

4) 选择算子。采用联赛方式选择遗传操作个体,显然本文中的联赛选择规模为2。

5) 权值交叉操作。对于不同的应用问题,交叉算子形式多种多样,本文采用有效线性交叉操作:

$$\begin{cases} P_1^{g+1} = \alpha P_1^g + (1 - \alpha) P_2^g \\ P_2^{g+1} = \alpha P_2^g + (1 - \alpha) P_1^g \end{cases}, \quad \alpha \in (1.2, 1.5) \quad (3)$$

式中: P_1^g, P_2^g 为上一代2个个体; P_1^{g+1}, P_2^{g+1} 为经过交叉操作后的2个新个体; α 为常数。

6) 权值变异算子。采用高斯变异方法,即按下式进行变异操作:

$$P^{g+1} = P^g + \mu(0, 1)\beta\sqrt{f} \quad (4)$$

式中: β 为常数系数; f 为对应的适应度; $\mu(0, 1)$ 为高斯算子。

7) 自适应的交叉率和变异率。交叉率 p_c 和变异率 p_m 的大小对遗传算法的运行性能有较大的影响。对于适应度值高的解,取较低的 p_c 和 p_m ,使该解进入下一代的机会增大;而对于适应度值较低的解,则应取较高的 p_c 和 p_m ,使该解被淘汰的几率增加;成熟前收敛发生时,应加大 p_c 和 p_m ,加快新个体的产生。 p_c 和 p_m 随着适应度值的变化而自适应改变的计算公式为:

$$p_c = \begin{cases} k_c \frac{(f_{max} - f_c)}{(f_{max} - f)}, & f_c \geq \bar{f} \\ k_c, & f_c < \bar{f} \end{cases}; \quad p_m = \begin{cases} k_m \frac{(f_{max} - f_m)}{(f_{max} - f)}, & f_m \geq \bar{f} \\ k_m, & f_m < \bar{f} \end{cases} \quad (5)$$

式中: k_c, k_m 为小于1的常数; f_c 为欲进行交叉的2个个体中适应度值较大者; f_m 为欲进行变异操作的个体的适应度值; f_{max}, \bar{f} 为群体的最大和平均适应度值, $f_{max} - \bar{f}$ 体现了群体的收敛程度,若此值小说明群体已趋向收敛,应加大 p_c 和 p_m 。经过本文方法改进后的遗传神经网络流程图见图2。

3 基于遗传神经网络的预测实例

3.1 故障预测评价指标

神经网络中通常选用均方差作为评价预测结果的

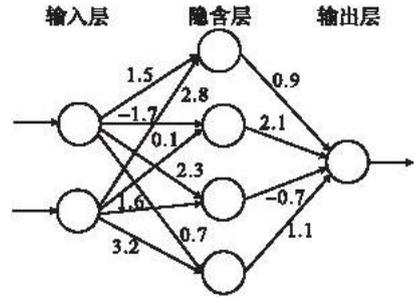


图1 神经网络权值的学习问题实数编码

Fig. 1 Real number coding of learning problem

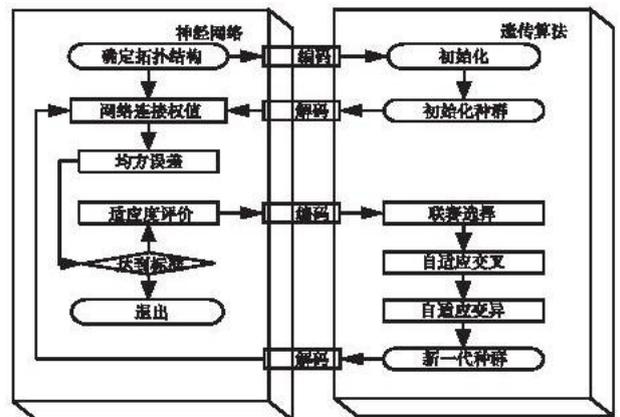


图2 遗传神经网络流程图

Fig. 2 Operation process of GNN

指标,仅用单一的指标来衡量故障预测模型的效果是不全面的,本文选用平均绝对误差、均方误差、平均绝对误差百分比、均方误差百分比和 Pearson 相关系数指标,其中平均绝对误差百分比、均方误差百分比和 Pearson 相关系数计算公式如下:

平均绝对误差百分比:

$$e_{MAPE} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{|t'_i - t_i|}{t_i} \tag{6}$$

均方误差百分比:

$$e_{MSPE} = \frac{1}{k} \sqrt{\sum_{i=1}^k \left(\frac{t'_i - t_i}{t_i} \right)^2} \tag{7}$$

Pearson 相关系数:

$$e_{PR} = \frac{\sum_{i=1}^k (t_i - \bar{t})(t'_i - \bar{t}')}{\sqrt{\sum_{i=1}^k (t_i - \bar{t})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^k (t'_i - \bar{t}')^2}} \tag{8}$$

式中: \bar{t} 为实际序列均值; \bar{t}' 为预测序列均值。综上,用 5 个评价指标对预测结果进行综合评价。

3.2 电子装备故障预测实例

某型航空电子装备工作电压范围为 1.0 - 1.2 V(数据经过数量级处理)。正常使用过程中,其性能逐渐衰减;随着累计工作时间增加,磁控管上的电压逐渐增加,直至超出规定范围^[6]。跟踪该电子装备在实际工作环境中应用,监测到 3 套产品特征参数随累积工作时间变化数据见表 1^[7]。

表 1 正常应力下累积工作时间数据

Tab. 1 Working time under normal stress

h

产品编号	参数值/V													
	1.00	1.01	1.02	1.03	1.04	1.05	1.06	1.08	1.10	1.12	1.14	1.16	1.18	1.20
装备 1	0	576	852	1 144	1 228	1 275	1 514	1 595	1 691	1 788	1 891	1 994	2 048	2 092
装备 2	0	570	882	1 110	1 157	1 299	1 312	1 531	1 554	1 752	1 876	2 009	2 117	2 124
装备 3	0	585	865	1 115	1 279	1 296	1 474	1 665	1 787	1 801	1 877	1 868	1 971	2 074

选取 4 个参数输入并进行两步预测,隐含层单元数逐步调整,且其中遗传相关参数设置为 $\alpha = 1.3, \beta = 0.7, k_c = 0.5, k_m = 0.06$,选用表 1 数据来训练遗传神经网络。选用装备 1 的实际监测数据来检验预测效果,隐含层单元数为 8 - 13 时的平均绝对误差、均方误差、平均误差百分比、均方误差百分比和 e_{PR} 系数等指标比较见表 2。

表 2 不同隐含层单元数时预测结果分析

Tab. 2 Result analysis under different conditions

隐单元	一步预测					两步预测				
	e_{MAE}	e_{MSE}	e_{MAPE}	e_{MSPE}	e_{PR}	e_{MAE}	e_{MSE}	e_{MAPE}	e_{MSPE}	e_{PR}
9	49.62	19.43	0.030 3	0.012 4	0.999 5	60.96	22.90	0.035 9	0.014 0	0.999 7
10	47.43	18.23	0.029 3	0.011 8	0.999 6	54.11	21.50	0.031 0	0.012 9	0.999 8
11	46.89	17.86	0.028 5	0.011 3	0.999 6	58.72	22.06	0.034 6	0.013 5	0.999 7
12	50.99	19.84	0.031 6	0.012 8	0.999 5	59.71	22.37	0.034 5	0.013 3	0.999 7
13	51.36	19.63	0.031 1	0.012 4	0.999 5	63.80	23.94	0.037 6	0.014 6	0.999 6

分析表 2 可知,隐含层单元数为 11 时一步预测性能最优,单元数为 10 时两步预测性能最优。根据故障预测更关注一步预测值的特点,确定隐含层单元数为 11,此时遗传神经网络预测值见表 3,预测结果与误差百分比见图 3,预测结果与粗糙神经网络及 BP 神经网络指标比较见表 4。

表3 遗传神经网络预测值

Tab. 3 Forecast result of GNN

h

预测类型	参数值/V									
	1.04	1.05	1.06	1.08	1.10	1.12	1.14	1.16	1.18	1.20
一步预测	1 268	1 293	1 379	1 639	1 667	1 738	1 880	1 946	2 007	-
两步预测	-	1 315	1 381	1 534	1 696	1 734	1 818	1 950	1 995	2 036
实际监测	1 228	1 275	1 514	1 595	1 691	1 788	1 891	1 994	2 048	2 092

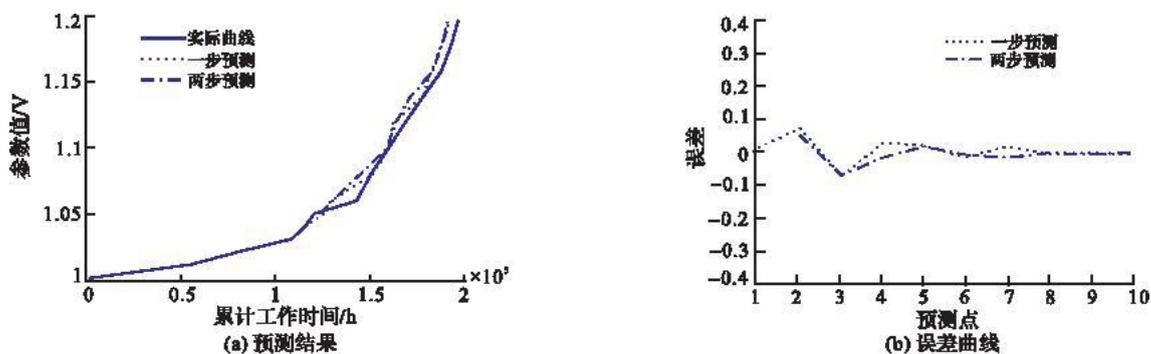


图3 遗传神经网络预测结果和误差曲线

Fig. 3 Forecast result and error graph of GNN

表4 遗传网络、粗糙网络及BP网络预测结果比较

Tab. 4 Comparison of different methods' forecast result

网络类型	一步预测					两步预测				
	e_{MAE}	e_{MSE}	e_{MAPE}	e_{MSPE}	e_{PR}	e_{MAE}	e_{MSE}	e_{MAPE}	e_{MSPE}	e_{PR}
GNN	46.89	17.86	0.028 5	0.011 3	0.999 6	58.72	22.06	0.034 6	0.013 5	0.999 7
RNN	47.96	18.89	0.027 6	0.011 0	0.999 7	63.90	23.51	0.037 7	0.014 4	0.999 6
BP网络	57.18	21.27	0.031 9	0.013 2	0.999 4	64.32	24.25	0.038 9	0.015 4	0.999 5

同理,对表1中装备2、装备3分别采用3种方法进行预测,得到相同结论:遗传神经网络较BP网络显著提高了预测精度,遗传神经网络较粗糙神经网络隐含层单元数多,预测精度与其基本相当,但两步预测性能较优。

4 结束语

为在武器系统故障发生前实现预测和装备的视情维修,将遗传神经网络用于装备的特征参数变化趋势预测。预测实例表明遗传神经网络可在故障发生前实现预测,显著改善了BP网络预测精度,且预测性能优于粗糙神经网络。针对本文的研究思路,可在以下几个方面进一步开展研究:①遗传神经网络隐含层数目的可采用遗传算法进行优化确定,本文的研究方法还只是根据试验的方法进行比较,人工选择最优的隐含层单元数;②通过分析各评价指标之间的相关性,更合理地选择预测结果的评价指标。

参考文献:

- [1] Walls, Machael, Thomas M. et al. Improving system maintenance decisions: a value of information framework[J]. The engineering economist, 1999, 44: 151 - 166.
- [2] Malley E M. Methodology for simulating the joint strike fighter's (JSF) prognostic and health management system[D]. Ohio: Air force institute of technology, 2001.
- [3] 张宝珍. 预测与健康管理系统的发展及应用[J]. 测控技术, 2008, 27(2): 5 - 7.
ZHANG Baozhen. The development of prognostics and health management and its application [J]. measurement & control technology, 2008, 27(2): 5 - 7. (in Chinese)
- [4] 孙博, 康锐, 张叔农. 基于特征参数趋势进化的故障诊断和预测方法[J]. 航空学报, 2008, 29(2): 391 - 398.

- SUN Bo, KANG Rui, ZHANG Shunong. An approach to diagnostics and prognostics based on evolutionary feature parameters [J]. *Acta aeronautica & astronautica sinica*, 2008, 29(2): 391 – 398. (in Chinese)
- [5] Kiri F, Peter S. The analysis of return on Investment for PHM applied to electronic systems[C]//International conference on prognostics and health management. Denver: [s. n.], 2008: 146 – 155.
- [6] 范爱锋,张宏伟. 基于动态新息模型的雷达装备故障预测趋势预测[J]. *计算机测量与控制*, 2007, 15(11): 1566 – 1568. FAN Aifeng, ZHANG Hongwei. Radar equipment fault tendency forecasting based on dynamic new – information model [J]. *Computer measure & control*, 2007, 15(11): 1566 – 1568. (in Chinese)
- [7] 胡雷刚,肖明清. 基于BP神经网络的航空设备故障预测[J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(增4): 521 – 523. HU Leigang, XIAO Mingqing. Prognostics for aeronautic equipments based on BP neural network [J]. *Chinese journal of scientific instrument*, 2008, 29(S4): 521 – 523. (in Chinese)
- [8] 文莹,肖明清,胡雷刚,等. 基于粗糙神经网络的航空设备故障预测[J]. *计算机测量与控制*, 2010, 18(4): 807 – 809. WEN Ying, XIAO Mingqing, Hu Leigang, et al. Research of avionics prognostics based on rough neural network [J]. *Computer measure & control*, 2010, 18(4): 807 – 809. (in Chinese)
- [9] TIAN Hao. Research on the strategy of grids resource management scheduling nased on genetic algorithm [J]. *Journal of WUT:information & management engineering*, 2006, 28(11): 16 – 19.
- [10] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:科学出版社,1999. ZHOU Ming, SUN Shudong. The theory of genetic algorithm and its application [M]. Beijing: Science press, 1999. (in Chinese)

(编辑:徐敏)

Prognostics for Aeronautic Equipments Based on Genetic Neural Network

CHENG Jin – jun^{1,2}, XIA Zhi – xun¹, HU Lei – gang²

(1. College of Aerospace and Material Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: To forecast the fault and carry out condition – based maintenance for weapon system, the prognostic method based on Genetic Neural Network (GNN) is studied. The genetic algorithm is improved by adopting real coding, adaptive crossover rate and mutation rate, also the learning algorithm of neural network's weight is ameliorated with the improved genetic algorithm, and the genetic neural network is obtained. The genetic neural network is trained by the detected data of equipments, and then is used to predict the degenerating trend of the characteristic parameters of the equipments. The predicting example shows that the use of the improved neural networks can achieve fault prediction before the time point of faults respectively, and the predicting accuracy and the predicting performance of the genetic neural networks are greatly improved compared with those of the basic neural network, which can enhance the supporting capability of the weapon equipment and realize condition – based maintenance.

Key words: fault prediction; genetic neural network; genetic algorithm; condition – based maintenance