

基于神经网络的装载机故障诊断模型

孙 涌^{1,2}, 崔志明², 芮延年³

SUN Yong^{1,2}, CUI Zhi-ming², RUI Yan-nian³

1. 河海大学 水利水电工程学院, 南京 210098

2. 苏州大学 计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215006

3. 苏州大学 机电工程学院, 江苏 苏州 215006

1. Hohai University, Nanjing 210098, China

2. Institute of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China

3. Institute of Engineering and Electric, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China

SUN Yong, CUI Zhi-ming, RUI Yan-nian. Application research for loading machine's fault diagnosis using neural network. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(16): 206-209.

Abstract: This paper begins with the analyzing of existing methods for fault diagnosis and their advantages and disadvantages. Then it designs the process of loading machine fault diagnosis and gives the functions and detail designs of some important components in the process. It extracts fault features based on analysis of the loading machine signal. After that it founds two neural network models. One is BP neural network model, the other is assembled neural network model. Compared with the performance of the two models, this paper selects the fit one for loading machine fault diagnosis.

Key words: loading machine; Neural Network; signal process; fault diagnosis

摘要: 首先分析了故障诊断的常用方法及其优缺点, 设计了装载机故障诊断的流程, 并阐述了流程中一些重要环节的设计和功。然后在分析装载机信号的基础上提取了装载机信号的故障特征, 相继建立了用于装载机故障诊断的 BP 神经网络和组合神经网络模型, 并比较两者的优缺, 选择更适合装载机故障诊断的模型。

关键词: 装载机; 神经网络; 信号处理; 故障诊断

文章编号: 1002-8331(2007)16-0206-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18

1 引言

装载机故障的多样性、突发性和复杂性, 以及进行故障诊断所需要的知识对领域专家的实践经验和诊断策略的依赖, 使得基于人工智能的装载机故障诊断成为当前的研究热点。基于人工智能的装载机故障诊断方法的基础是知识处理。基于人工智能的故障诊断就是有效地获取、传递、处理、再生和利用诊断信息, 从而具有对给定状态下的诊断对象进行有效的故障诊断能力。目前国内外关于人工智能的诊断方法研究成果很多, 不过投入实际运行的还不多见。基于人工智能的诊断方法主要包括基于神经网络的方法、基于模糊系统和模糊集的诊断方法和基于专家系统的方法^[1,2]。

近年来, 基于神经网络的故障诊断虽然取得了成效, 但是仍然存在着一一些问题有待研究和解决:

(1) 多故障同时诊断中的故障组合爆炸问题, 故障的组合将使解的搜索空间变得非常巨大, 从而使诊断求解的工作量增大, 甚至大到不能实现的程度。

(2) 现代装载机发生的故障类型层出不穷, 当新故障出现的时候, 神经网络需要抹去记忆, 重新训练, 学习能力和扩展性不强。

通过对装载机大量标准和故障数据的实测、分析, 经前期技术处理, 确立了信号处理及比对的原则和方法, 以及特征提取的手段。本文以实测数据为依据, 分析与研究了 BP 神经网络对装载机系统故障进行诊断的进程与方法。在此基础上, 设计与实现了组合神经网络下装载机故障诊断模型。训练仿真实验表明, 组合神经网络相较 BP 单神经网络更适合用于装载机的故障诊断。最后, 实现了一个基于组合神经网络模型的适合于相关机械类故障诊断的网络训练系统软件。

2 BP 神经网络的设计与训练

2.1 BP 神经网络的设计

用于装载机的 BP 神经网络的设计主要是设计该神经网络的结构, 包括输入层神经元的数目、隐层层数、各隐层包含神

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2003AA430190)。

作者简介: 孙涌(1958-), 男, 副教授, 博士研究生, 研究生导师, 主要研究方向为现代软件工程、智能信息处理、计算机网络与数据库; 崔志明(1961-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能; 芮延年(1952-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为机械工程、机器人技术。

经元数目、输出层神经元数目。经分析、研究和多次实验后,确定用于装载机故障特征的 BP 神经网络的输入层神经元数目为 19。

输出层包含了所有的故障,通过获取本项目组装载机领域专家经验以及多次实际测量及分析、筛选。决定取与装载机故障特征对应的故障数目为 9,由此确定该神经网络的输出层神经元数目为 9。故障特征与故障的对应关系见表 1。

表 1 故障特征与故障的对应关系

故障编号	故障特征	取值	故障名称
1	动臂举升时间	偏高	油箱少油故障
	工作泵压力均值	偏低	
	工作泵压力方差	偏高	
	工作泵压力频谱尖峰幅值	偏高	
2	液压油温	偏高	分配阀滑阀杆故障
3	液压油污报警	报警	液压油液故障
4	一档换档时间	偏高	换档故障
	二档换档时间	偏高	
	三档换档时间	偏高	
	三档换档时间	偏高	
	变速泵压力均值	偏低	
	变速泵压力方差	偏高	
5	变矩器油温	偏高	离合器片故障
	发动机机油压力	偏高	
	发动机机油温度	偏高	
6	冷却水温	偏低	节温器故障
	冷却水温	偏高	
7	冷却水温	偏高	风扇皮带故障
8	发动机空滤报警	报警	空滤故障
9	发动机转速	偏低	燃油管故障

网络的层数可以由映射存在的定理确定^[3-4]。本文中用于装载机故障诊断的神经网络的层数确定为 3 层。

使用经验公式拟定隐层神经元数目的初值,然后在训练过程中确定隐层神经元准确的数目。经验公式如下。

$$N=C+\sqrt{O+I} \tag{1}$$

式中: N 为隐层神经元数目, I 表示输入层神经元数目; O 是输出层神经元数目; C 为常数。

文中 $N=C+5$,暂时 C 取 1, N 暂定为 6。用于装载机故障诊断的 BP 神经网络的结构如图 1 所示。

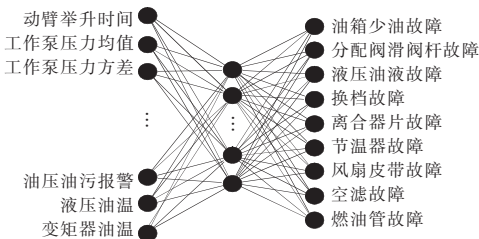


图 1 装载机故障诊断的 BP 神经网络结构

2.2 BP 神经网络的训练

本文为每一个装载机的故障组织了 10 组样本来训练该神经网络。用于装载机故障诊断的特征有如下的征兆:不报警/关、偏低、正常、偏高、报警/开。每个征兆用 0、0.25、0.5、0.75、1 分别表征,为了能更准确地表征输入信号,对偏低、正常、偏高 3 种状态分别进行线性化,线性化公式^[4]如下:

$$S = \begin{cases} 0.7+0.4 \frac{\Delta}{P_{\max}} & X \geq P_{\max} \\ 0.4+0.2 \frac{\Delta}{P_{\max}-P_{\min}} & P_{\max} > X \geq P_{\min} \\ 0.2+0.1 \frac{\Delta}{P_{\min}} & X \leq P_{\min} \end{cases} \tag{2}$$

式中: S 为故障特征归一化后的数据, X 表示提取的故障特征的取值; P_{\max} 为组织的样本中该特征的最大值; P_{\min} 为组织的样本中该特征的最小值。

Δ 的取值为:

(1)对于 $X \geq P_{\max}$;当 $(X-P_{\max}) \leq P_{\max}$ 时,取 $\Delta=X-P_{\max}$,而当 $(X-P_{\max}) > P_{\max}$ 时,取 $\Delta=P_{\max}$;

(2)对于 $P_{\max} > X \geq P_{\min}$;当 $(X-P_{\min}) \leq P_{\max}-P_{\min}$ 时,取 $\Delta=X-P_{\min}$,而当 $(X-P_{\min}) > P_{\max}-P_{\min}$ 时,取 $\Delta=P_{\max}-P_{\min}$;

(3)对于 $X < P_{\min}$;当 $|P_{\min}-X| \leq P_{\min}$ 时,取 $\Delta=P_{\min}-X$,而当 $|P_{\min}-X| > P_{\min}$ 时,取 $\Delta=P_{\min}$ 。

通过调整学习速率、动量、隐层神经元数目,最终用于装载机故障诊断的 BP 神经网络训练成功。表 2 是 BP 神经网络各次训练的结果和参数的选取值。

表 2 BP 神经网络各次训练的结果和参数的选取值

编号	隐层神经元	学习速率	动量	误差	学习次数	学习时间
1	6	0.6	0.600 0	11.594	111 132	2 分 31 秒
2	6	0.4	0.500 0	11.572	102 058	2 分 24 秒
3	6	0.3	0.500 0	23.532	101 358	2 分 23 秒
4	7	0.2	0.400 0	13.242	77 780	2 分 31 秒
5	7	0.2	0.100 0	5.438	393 695	7 分 02 秒
6	7	0.2	0.001 0	0.219	188 269	3 分 52 秒
7	8	0.2	0.001 0	0.099	534 453	11 分 33 秒
8	8	0.2	0.001 0	0.1374	167 827	3 分 31 秒
9	8	0.2	0.000 5	2.317	265 832	4 分 41 秒
10	9	0.2	0.000 5	0.099	495 991	9 分 08 秒
11	9	0.2	0.000 5	0.098	467 789	8 分 32 秒
12	9	0.2	0.000 5	0.099	151 582	4 分 05 秒
13	10	0.2	0.001 0	1.762	289 879	4 分 01 秒
14	10	0.2	0.000 5	2.543	377 781	7 分 03 秒
15	10	0.2	0.000 5	0.099	789 296	16 分 21 秒

上表中隐层神经元数目为 6、7、8 时,由于神经元数目过少,神经网络没有学习能力,导致神经网络训练失败。隐层神经元数目为 10 时,由于神经元数目过多,神经网络训练过程中有时陷入了极小点,有时训练时间过长。根据上表神经网络的训练结果数据,选择装载机故障诊断的 BP 神经网络隐层神经元数目为 9。

3 组合神经网络的设计与训练

3.1 组合神经网络的设计

通过对神经网络的训练,发现 BP 单神经网络训练过程十分复杂,而且构造样本的过程也需要很大的工作量。本文在 BP 单神经网络的基础上构造了组合神经网络来诊断装载机的故障,解决上述问题。

用于装载机故障诊断的组合神经网络由 3 个子神经网络组成:发动机子神经网络、工作装置液压力子神经网络、传动子神经网络。子神经网络结构简单,训练非常迅速,各子神经网络之间互不影响,各自诊断该子网络故障特征对应的故障。当装载机出现新的故障特征及其对应的故障时,只需增加一个新的子

神经网络,整个网络的扩展性和学习能力大大提高。根据上文中提及的设计 BP 神经网络结构的方法,本文设计了 3 个子 BP 神经网络的结构。

图 2 是组合神经网络中诊断发动机子系统故障的子神经网络。图 3 是组合神经网络中诊断工作装置液压子系统故障的子神经网络。图 4 是组合神经网络中诊断传动子系统故障的子神经网络。

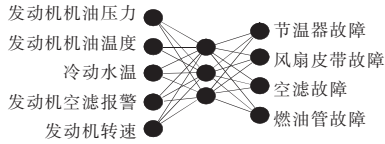


图 2 发动机子神经网络

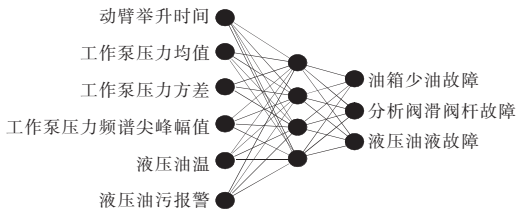


图 3 工作装置液压子神经网络

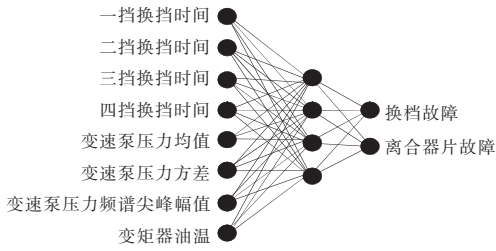


图 4 传动子神经网络

由此用于装载机故障诊断的组合神经网络模型结构如图 5 所示。

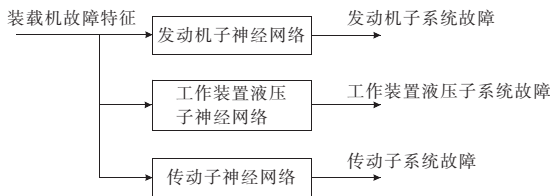


图 5 装载机故障诊断组合神经网络模型示意图

3.2 组合神经网络的训练

组合神经网络的训练即对网络中的子网络进行训练,本文为子网络输出的各个故障组织了 3 组样本进行训练。样本利用公式(2)归一化后用于神经网络训练。子网络结构简单,训练迅速,隐层神经元数目在训练中决定,表 3 表示各个子网络的训练结果。

表 3 组合神经网络子网络训练结果

编号	子网络	隐层神经元	动量	学习速率	误差	学习次数	学习时间
1	发动机	5	0.1	0.9	0.099	2 088	1.18 s
2	工作装置液压	4	0.1	0.9	0.099	1 930	0.84 s
3	传动	4	0.4	0.2	0.099	176	0.50 s

至此组合神经网络训练完成。

4 BP 单神经网络和组合神经网络的比较

单神经网络虽然可以诊断多个故障,但它具有一定的缺

点:要实现对多个故障模式的诊断,网络需要学习大量的故障样本,但是构造反映多种故障样本的特征向量不是件容易的事;诊断多类故障的网络结构难以确定,即使确定,网络的节点会过多,结构复杂;当新的故障出现时,单神经网络的记忆必须全部消除,然后重新训练。

组合神经网络把故障诊断的任务分解,把一个诊断多故障的单神经网络用多个子神经网络来代替,每一个子神经网络诊断一类故障。组合神经网络中子网络的结构简单,训练迅速,相互之间互不影响,尤其当新的故障出现的时候,只用新增一个子网络,子网络的增加不影响原有的网络,这样提高了整个诊断网络的扩展性和学习能力。

用于装载机故障诊断的单神经网络和组合神经网络相比较,单神经网络结构比组合神经网络中子网络的结构复杂得多;为单神经网络组织的训练样本数目远远超过训练组合神经网络的样本数目;单神经网络的训练和隐层神经元的确定过程远比组合神经网络花费的时间多得多,3 个子网络的训练成功所用时间和训练次数之和远少于单神经网络。图 6 是单神经网络训练误差曲线,图 7 是组合神经网络各子网络训练误差曲线。当装载机其它子系统加入故障诊断流程的时候,单神经网络的扩展性低于组合神经网络。

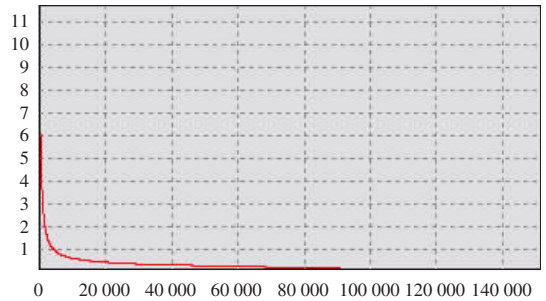


图 6 单神经网络训练误差曲线

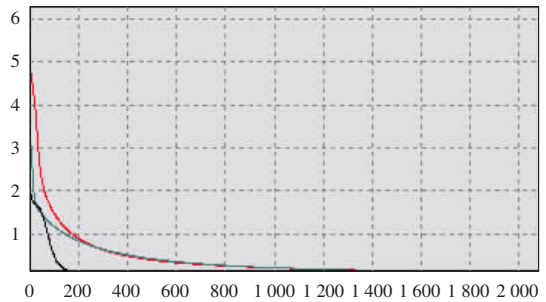


图 7 组合神经网络各子网络训练误差曲线比较

上两图中 X 轴为训练次数, Y 轴为训练过程中的误差。图 7 中误差曲线从上往下依次表示发动机子网络、工作装置液压子网络和传动子网络。

5 神经网络训练模块的设计与实现

人工神经网络 BP 学习算法流程的步骤可以归纳如下:

(1)初始化。设置神经网络可调参数为均匀分布的小数,包括权值和阈值;

(2)输入样本,进行前向计算,得出各层输出 (o_i, a_j, y_k) ;

(3)计算输出层误差各神经元误差 E_k 和输出端总的平方误差瞬间值 E ;

(4)修正输出层和隐层间的连接权值 Δv_{kj} ;

- (5)修正隐层和输入层间的连接权值 Δw_{ji} ;
- (6)计算网络训练一个周期后的目标函数 E_{AV} ;
- (7)输入新的样本($n=n+1$),直到目标函数达到最小或者达到指定的要求,网络训练才结束。

图 8 是 BP 学习算法的流程图。

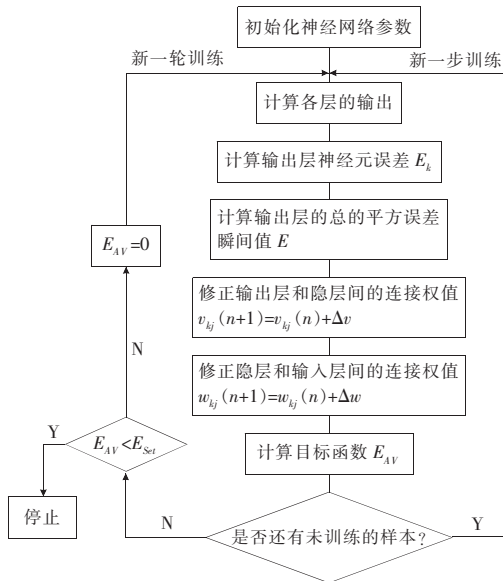


图 8 BP 学习算法流程图

根据图 8,本文实现了用于训练组合神经网络各子网络的神经网络训练模块。图 9 是发动机子神经网络训练的应用实例,其中样本数目设置为 12,隐层节点为 5,学习速率 0.9,动量 0.1,当误差小于 0.1 或者训练次数大于 200 000 的时候,训练结束。

发动机子神经网络训练结果:当训练次数达到 2 088 次的时候,神经网络的误差为 0.099,神经网络训练停止,发动机子神经网络训练成功。曲线给出了误差根据训练次数的变化情况。

6 结论

本文在分析了故障诊断的常用方法及其优缺点后,对装载机故障诊断的流程进行了设计,阐述了流程中一些重要环节的设计和性能。在对大量实验数据进行分析的基础上,同时分析

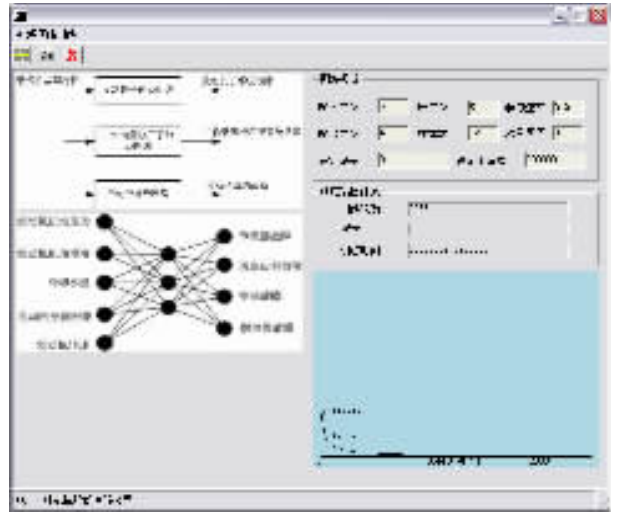


图 9 发动机子神经网络训练的应用实例

装载机信号的基础上提取了装载机信号的故障特征,确定采用 9 大故障类型,20 个故障特征作为研究对象。相继建立了用于装载机故障诊断的 BP 神经网络和组合神经网络模型,并比较两者的优劣,得出组合神经网络模型在装载机故障诊断中具有一定的优势的结论。本项目研究成果作为国家(863)项目“装载机远程服务系统与智能化挖掘机”成果之一,已通过国家验收,取得良好效果。本文工作的结论还可用于一般工程机械故障诊断系统中。(收稿日期:2006 年 12 月)

参考文献:

- [1] 曹建国,罗辑.基于神经网络的发动机异响故障诊断方法[J].机械制造,2004,42(2):19-20.
- [2] 冯雷,应霞芳.基于神经网络的汽油机故障诊断的专家系统[J].科技通报,2000,16(2):93-96.
- [3] 冯宗磊,杨福源,任亮,等.发动机组合神经网络建模[J].清华大学学报:自然科学版,2005,45(11):1522-1525.
- [4] Fujita O.Optimization of hidden units function in feed-forward neural network[J].Neural Network,1992,5:755-764.
- [5] 林文.基于 ANN 和 FUZZY 的装载机远程故障诊断专家系统研究[D].华中科技大学,2005.

(上接 179 页)

参考文献:

- [1] 周明,孙树栋.遗传算法原理以及应用[M].北京:国防工业出版社,1999.
- [2] 李敏强,寇纪松.遗传算法的基本理论与应用[M].北京:科学出版社,2004.
- [3] 任庆生,曾进.交叉算子的极限一致性[J].计算机学报,2002,25(12):1405-1410.
- [4] 王玮,陈恩红.关联规则的相关性分析[J].计算机工程,2002,26(7):6-8.
- [5] 周涛.面向对象的主动数据库的规则设计与分析[D].齐齐哈尔:齐齐哈尔大学,2005.
- [6] Davis L,Orvosh D.The mating pool:a test bed for experiments in the evolution of systems[C]//Proceedings of the 6th International Con-

- ference on Genetic Algorithms.CA:Morgan Kaufmann,1995:405-412.
- [7] Windom J,Ceri S.Active Database system:triggers and Rules for advanced database proceeding[M].San Francisco,California:Morgan Kaufman Publishers,Inc,1996.
- [8] Norman W Paton.Active rules in database system[M].New York:Springer Press,1999.
- [9] Gehani N H,Jagadish H V,Shmueli O.Event specification in an object-oriented database[C]//Proceedings,International Conference on Management of Data,San Diego,CA,1992:81-90.
- [10] Chakravarthy S.Composite events for active database:semantics, contexts and detection[C]//Proceedings of the 20th VLDB Conference,Santiago,Chile,1994.
- [11] Chakravarthy S,Mishra D.An event specification language(Snoop) for active databases and its detection[R].University of Florida,1991.