

文章编号:1671-6833(2012)03-0036-04

遗传神经网络在齿轮故障诊断中的应用

刘景艳, 李玉东, 杨晓邦

(河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘 要: 由于齿轮故障征兆与故障之间具有非线性和耦合性等特点,采用BP神经网络对齿轮进行故障诊断存在着收敛速度慢和可靠性差等缺点,提出了一种基于遗传算法的BP神经网络齿轮故障诊断方法,即在利用BP神经网络对齿轮进行故障诊断的基础上,利用遗传算法对神经网络的权值和阈值进行修正,得到全局的最优值。仿真结果表明,该诊断策略具有故障诊断能力强和诊断效率高的特点,改善了齿轮故障诊断的精度和速度。

关键词: 齿轮;故障诊断;神经网络;遗传算法

中图分类号: TP183

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2012.03.009

0 引言

随着科学技术的不断进步,机械设备向着高性能、高效率、高自动化和高可靠性的方向发展。齿轮由于具有瞬时传动比固定、结构紧凑和机械效率高等优点,作为一种常用的机械部件,被广泛应用于变速传动系统中。与其他零部件相比,齿轮的制造和装配精度较低,而工作条件又相对恶劣,往往在高速、重载下运行,因而发生故障的频率较高。由于齿轮在复杂工况运行中的各影响因素与其产生的故障现象间是复杂的非线性关系,故障征兆与故障之间呈现出非线性和耦合性,很难用单一的识别方法将各种故障状态识别出来^[1-2]。

近年来,BP神经网络广泛应用于齿轮的故障诊断中。但BP神经网络虽具有自学习和数据处理能力,但不适合表达基于规则的知识,在应用于故障诊断时经常会发生误诊现象,特别是在输入信息不精确或不定时,神经网络的精确性大大降低,有时甚至失效。并且BP神经网络采用的是沿梯度下降的搜索求解算法,存在着网络学习收敛速度慢,容易陷入局部极小值的问题^[1-3]。针对以上问题,笔者提出了一种基于遗传算法的BP神经网络齿轮故障诊断方法,即在BP神经网络的拓扑结构确定的情况下,用遗传算法训练BP神经网络的权值和阈值,经过若干代的交叉、变异

后得到稳定的权值和阈值;再将它们赋值给BP神经网络,得到全局的最优值,从而加快网络收敛的速度,克服易陷入局部极小的问题,使BP神经网络具有很快的收敛性以及较强的学习能力,改善齿轮故障诊断的精度和速度。

1 齿轮故障诊断的BP神经网络模型

1.1 BP神经网络模型的结构

根据齿轮运行工况、结构位置等特点,对所有影响齿轮故障的特征因素进行分析,以确定BP神经网络的结构,即输入层、输出层、隐含层及其节点数等。输入节点的选取与齿轮故障的特征因素及齿轮故障状态类别的数目有关,输出节点数与齿轮故障类别的数目有关,隐含层一般为一层^[4]。

把齿轮的故障特征参数作为BP神经网络的输入,进行训练学习后,根据网络的输出确定齿轮故障的状态类别,即齿轮故障诊断网络模型通过BP算法训练学习,实现由齿轮故障征兆到其故障类别的非线性映射。齿轮故障诊断的BP神经网络模型结构如图1所示。

诊断模型的BP神经网络由输入层、隐含层及输出层组成。第一层是输入层,输入层节点由齿轮的故障特征参数组成,分别为峰值因子、峭度、脉冲指标、裕度指标、一阶啮合频率与二阶啮合频率比和一阶旋转频率与二阶旋转频率比;第二层

收稿日期:2011-11-20;修订日期:2012-02-20

基金项目:中国煤炭工业协会科技计划资助项目(MTKJ08-343)

作者简介:刘景艳(1980-),女,河南焦作人,河南理工大学讲师,研究方向为智能控制与虚拟仪器,E-mail:liujy_ee@126.com.

是隐含层,隐含层节点用于提取信号中的相关特征量;第三层为输出层,输出层节点对应着齿轮的故障类型,分别是齿面磨损,齿面胶合,齿面划痕和断齿^[4,5]。

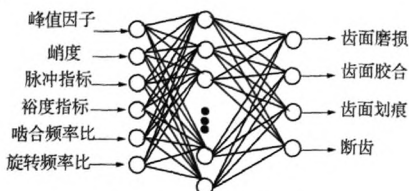


图1 BP神经网络模型结构

Fig.1 The structure of BP neural network model

1.2 学习和训练样本的选择

为了提高网络的性能,在采集数据时,分别采集齿轮4种故障模式在不同转速下各测量点的数据,再把这些数据及波形传输至计算机,通过信号分析软件进行时域和频域等分析,提取特征参数,供神经网络进行训练。

表1 神经网络的训练样本数据

Tab.1 Neural network training samples' data

样本 序号	标准的输入样本						期望输出			
	峰值因子	峭度	脉冲指标	裕度指标	啮合频率比	旋转频率比	齿面磨损	齿面胶合	齿面划痕	断齿
1	0.068	0.017	0.045	0.040	0.008	0.045	1	0	0	0
2	0.013	0.002	0.001	0.002	0.508	0.035	1	0	0	0
...
19	0.789	0.750	0.946	0.856	0.496	0.510	0	0	0	1
20	0.679	0.991	0.937	0.949	0.394	0.851	0	0	0	1

2 遗传算法优化的BP神经网络

由于BP神经网络训练过程收敛速度慢、易陷入局部极小,所以采用遗传算法对BP神经网络的参数进行寻优,遗传算法是一种新的全局优化搜索算法,它的搜索不依赖于梯度信息,具有搜索全局最优解的能力,鲁棒性强,不仅能发挥BP神经网络的泛化映射能力,而且使BP神经网络具有很快的收敛性和较强的学习能力^[9-11]。遗传算法的优化步骤如图2所示。

2.1 编码方法的确定

遗传编码方法有二进制编码方法和浮点数编码方法,笔者采用浮点数编码方法。浮点数编码方法是指个体的每个基因值用某一范围的一个浮点数来表示,个体的编码长度等于变量的位数。浮点数编码由于没有映射误差,并且省去了编码和解码过程占用的时间,对于连续实数域内的参数优化问题,浮点数编码优于二进制编码。染色体中每一个基因对应一个权值或阈值,取值范围为

由于样本集中的输入变量单位不同,绝对值相差很大,为避免这种情况对神经网络模型的影响,需要对输入参数和输出参数进行归一化处理。本模型的BP网络采用Sigmoid函数作为激发函数,即各节点的输入输出值应在 $[0,1]$ 之间^[6-8]。因此,对每一参数进行相应的转换。对于各参数值采用如下转换方式:

$$x(p,i) = \frac{x_{act}(p,i) - x_{min}(i)}{x_{max}(p,i) - x_{min}(i)} \quad (1)$$

式中: $x(p,i)$ 是样本 p 中参数 i 的样本值; $x_{act}(p,i)$ 是样本 p 中参数 i 的实际值; $x_{min}(p,i)$ 是样本 p 中参数 i 的最小值; $x_{max}(p,i)$ 是样本 p 中参数 i 的最大值。

选取其中某一转速下的齿轮故障数据用于网络训练。将数据统一进行归一化处理到 $[0,1]$ 区间后,作为神经网络的输入样本,对网络进行学习训练。BP神经网络的训练样本数据如表1所示。

-1.0~+1.0之间均匀分布的随机实数表示^[12-13]。

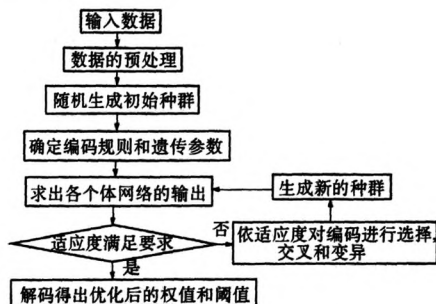


图2 遗传算法的优化步骤

Fig.2 The optimization process of genetic algorithm

2.2 适应度函数的选取

将适应度函数定义为

$$f = \frac{1}{1 + E} \quad (2)$$

式中: $E = \sum (u' - u)^2$, u' 为期望输出值, u 为网络实际输出值^[14]。

2.3 交叉率和变异率的选取

在遗传算法的寻优过程中,由于随机产生的初期群体具有多样性,为了提高收敛速度,交叉概率应比较大,而变异概率则应较小;随着寻优过程的进行,为了避免初期收敛,应减小交叉的概率,同时增大变异概率,以保证群体的多样性^[15-16].基于上述思想,令交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 分别为

$$\begin{cases} P_c = \exp(-N/M); \\ P_m = \exp(0.05 * N/M) - 1. \end{cases} \quad (3)$$

式中: N 为当前进化代数; M 为最大进化代数.

表2 遗传算法优化的BP神经网络的诊断结果

Tab.2 Diagnosis results of optimized BP neural network

样本序号	理想输出数据				实际输出数据			
	齿面磨损	齿面胶合	齿面划痕	断齿	齿面磨损	齿面胶合	齿面划痕	断齿
1	1	0	0	0	0.986	0.016	0.025	0.002
6	0	1	0	0	0.007	0.992	0.015	0.048
11	0	0	1	0	0.120	0.039	0.976	0.008
15	0	0	0	1	0.002	0.037	0.056	0.985

从表2中可以看出,采用遗传算法优化的BP神经网络对齿轮进行故障诊断,对于相应的输入样本和目标样本,输出模式中相应的故障节点值接近于1,非故障节点值接近于0,待诊断状态与实际故障状态吻合.由此可见,经过优化的BP神经网络其理想输出数据和实际数据值误差很小,且具有较高的识别精度.

训练误差随迭代次数变化趋势如图3所示.用基本BP算法进行训练,神经网络的收敛速度较慢;对同样的网络结构,采用遗传算法优化的BP算法进行训练,经过30次训练后,神经网络就能达到满意的结果.相同条件下,采用遗传算法优化的BP神经网络具有较快的收敛速度.

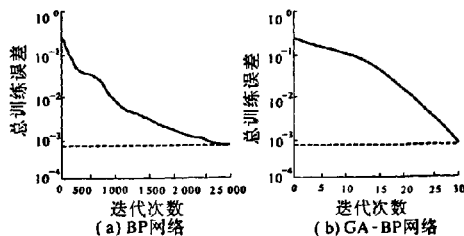


图3 网络误差-迭代次数的变化曲线

Fig.3 The curve of the training errors with the increase of the iterations

4 结论

针对BP神经网络易陷入局部极小的缺点,将遗传算法引入BP神经网络并应用于齿轮的故障诊断中.理论分析与仿真结果表明,采用遗传算

3 仿真研究

笔者使用Matlab的神经网络工具箱设计BP神经网络,将齿轮故障的6个特征参数作为BP神经网络的输入变量,4个预计参数作为输出值,建立了齿轮故障诊断的BP神经网络模型,并将20个实测数据作为学习样本对网络进行了学习和训练;并编写遗传算法程序优化BP神经网络,然后进行仿真.遗传算法优化的BP神经网络的故障诊断结果如表2所示.

法优化的BP神经网络齿轮故障诊断方法,不但可以优化BP神经网络的权值,也可以优化神经网络的结构,克服了传统的BP神经网络齿轮故障诊断的缺点,提高了齿轮故障诊断的精度.

参考文献:

- [1] 肖健华,吴今培,樊可清,等.基于支持向量机的齿轮故障诊断方法[J].中国制造业信息化,2003,32(2):107-109.
- [2] 王梦卿.基于神经网络的齿轮故障诊断专家系统[D].沈阳:东北大学机械工程与自动化学院,2005.
- [3] 杜设亮,傅建中,陈子辰,等.基于BP神经网络的齿轮故障诊断系统研究[J].机电工程,1999(5):81-82.
- [4] 时志素.基于神经网络方法的齿轮箱故障诊断研究[D].石家庄:河北科技大学石家庄学院,2009.
- [5] 李佳,礼宾,王梦卿.基于神经网络的齿轮故障诊断专家系统[J].机械传动,2007,31(5):81-84.
- [6] 徐敏.设备故障诊断手册-机械设备状态监测与故障诊断[M].西安:西安交通大学出版社,1998.
- [7] 董元祥.高速旋转机械智能故障诊断系统的研究[D].沈阳:东北大学机械工程与自动化学院,1999.
- [8] 赵月明,陈在平.基于遗传-神经网络的电机故障诊断[J].天津理工大学学报,2006,22(5):41-43.
- [9] 王建伟,段爱霞,侯树文.基于遗传算法的水轮发电机组模糊PID控制研究[J].水力发电,2007,33(7):60-62.

- [10] 薛福珍,唐琰. 基于 GA 的模糊神经网络控制器的设计与仿真[J]. 系统仿真学报,2001,13(5):573-575.
- [11] 张素,刘宇,谢云芳. 基于遗传算法的模糊神经网络温室温度控制器[J]. 农机化研究,2009(10):165-168.
- [12] 骆志高,田海泉,仇学青. 遗传算法在故障诊断中的应用研究综述[J]. 煤矿机械,2006,27(1):169-172.
- [13] 胡方霞,任艳君,陈兴龙. 基于遗传模糊神经网络
- 的煤气鼓风机故障诊断[J]. 计算机工程与设计,2008,29(23):6079-6081.
- [14] 史永胜,宋云雪. 基于遗传算法与 BP 神经网络的故障诊断模型[J]. 计算机工程,2004,30(14):125-127.
- [15] 彭金柱,王耀南,孙炜. 基于混合学习算法的模糊小波神经网络控制[J]. 湖南大学学报:自然科学版,2006,33(2):51-54.
- [16] 姜静,姜琳,李华德,等. 基于遗传算法的模糊神经网络控制[J]. 煤矿机械,2007,28(3):129-131.

Application of Genetic Neural Network to Gear Fault Diagnosis

LIU Jing-yan, LI Yu-dong, YANG Xiao-bang

(School of Electricity & Automation Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Because gear faults have characteristics of being nonlinear and coupling between fault symptoms and fault, BP neural network gear fault diagnosis has slow convergence speed and poor reliability. The BP neural network gear fault diagnosis method based on genetic algorithm is put forward. Namely, the BP neural network is used in gear fault diagnosis, and genetic algorithm is applied to optimize the weights and thresholds of the network. So the global optimal value is obtained. The simulation results show that the diagnosis strategy has the characteristic of strong diagnosis ability and high diagnosis efficiency and improves the gear fault diagnosis precision and speed.

Key words: gear; fault diagnosis; neural network; genetic algorithm

(上接第35页)

- [9] NEMAT-NASSER S, HORI M. Micro-mechanics; overall properties of heterogeneous materials[M]. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier Science Publishers, 1993.
- [10] HASHIN Z, SHTRIKMAN S. A variational approach to the theory of the elastic behavior of multiphase materials[J]. Journal of the Mechanics and Physics of Solids, 1963, 11: 127-140.
- [11] WANG J A, LUBLINER J, MONTEIRO P J M. Effect of ice formation on the elastic moduli of cement paste and mortar[J]. Cement and Concrete Research, 1988, 18(6): 874-885.

An Approach to Predicting Bounds of Effective Properties of Composite Materials

QU Hong-chang, CHEN Ling-ling, ZHANG Xuan

(Department of Civil Engineering, Lushan College of Guangxi University of Technology, Liuzhou 545616, China)

Abstract: This paper reviews various methods to predict the overall effective elastic properties of homogeneous isotropic composites based on the meso-micromechanics. Values of the homogeneous isotropic comparison materials are analyzed corresponding to the upper bound (VB) and lower bound (RB) of common prediction of the effective elastic properties, and the upper bound (HSB⁺) and lower bound (HSB⁻) of Hashin-Shtrikman estimates, and the relationships for these bounds are also discussed. New bounds tighter than Hashin-Shtrikman bounds are presented by taking the common estimates, the Voigt estimate and the Reuss estimate, as homogeneous comparison materials.

Key words: micromechanics; particulate reinforced composite; effective property; upper and lower bounds