

文章编号:1671-251X(2016)08-0047-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2016.08.012

刘景艳,李玉东,郭顺京.基于Elman神经网络的齿轮箱故障诊断[J].工矿自动化,2016,42(8):47-51.

基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断

刘景艳, 李玉东, 郭顺京

(河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘要:针对基于传统BP神经网络的齿轮箱故障诊断方法存在的收敛速度慢、精度不高等问题,提出了一种基于Elman神经网络的齿轮箱故障诊断模型。该模型以齿轮箱特征向量为输入、故障类型为输出,通过改进遗传算法对Elman神经网络的权值和阈值进行优化,将优化后的Elman神经网络用于齿轮箱故障诊断。仿真结果表明,该故障诊断模型加快了网络训练速度,提高了齿轮箱故障诊断的准确度和精度。

关键词:齿轮箱;故障诊断;Elman神经网络;遗传算法

中图分类号:TD67

文献标志码:A

网络出版时间:2016-08-03 10:05

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20160803.1005.012.html>

Gear box fault diagnosis based on Elman neural network

LIU Jingyan, LI Yudong, GUO Shunjing

(School of Electrical and Automation Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: For problems of slow convergence speed and low precision existing in gear box fault diagnosis method based on traditional BP neural network, a gearbox fault diagnosis model based on Elman neural network was proposed. In the model, feature vectors are taken as input information and fault types as output information. An improved genetic algorithm is used to optimize weights and thresholds of Elman neural network, and the optimized Elman neural network is used for gear box fault diagnosis. The simulation results show that the model accelerates network convergence speed and improves accuracy and precision of gear box fault diagnosis.

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

0 引言

齿轮箱是机械设备中一种常用的传递动力和改变转速的零部件,因其具有传动转矩大、结构紧凑等优点,在电力系统、农业机械和航空领域中得到了广泛应用。齿轮箱主要由齿轮、轴承、旋转轴等振动部件组成,通常工作在高速、重载等环境下,导致齿轮箱发生问题的概率大大增加^[1-3]。齿轮箱一旦出现故障,不仅会导致其本身损坏,还会诱发其他机械故障,造成巨大的经济损失和严重后果。因此,对齿轮箱的故障诊断研究尤为重要。齿轮箱是一种十分复杂的传动机构,其故障类型和特征向量之间存在复

杂的非线性关系,采用单一的识别方法很难将齿轮箱的各种故障类型识别出来。

近年来,BP神经网络以其独特的联想记忆、学习功能和较强的模式识别能力,被应用于齿轮箱的故障诊断中。但采用BP神经网络对齿轮箱进行故障诊断,当输入信息不精确时,经常会发生错误诊断现象,并且存在收敛速度慢、易陷入局部极小值和泛化能力弱的问题^[4]。针对以上问题,本文提出一种基于Elman神经网络的齿轮箱故障诊断模型,使模型具有较强的复杂模式动态映射能力,并采用改进的遗传算法优化Elman神经网络的权值和阈值,采用优化后的Elman神经网络对齿轮箱进行故障

收稿日期:2016-03-09;修回日期:2016-06-23;责任编辑:李明。

基金项目:河南省科技计划资助项目(094300510015)。

作者简介:刘景艳(1980—),女,河南焦作人,讲师,硕士,主要从事智能控制、故障诊断等方面的教学与科研工作,E-mail:liujy_eeec@126.com。

诊断。

1 基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型

1.1 模型结构

Elman 神经网络是一种典型的局部回归网络，由输入层、隐含层、承接层和输出层组成。基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型如图 1 所示。

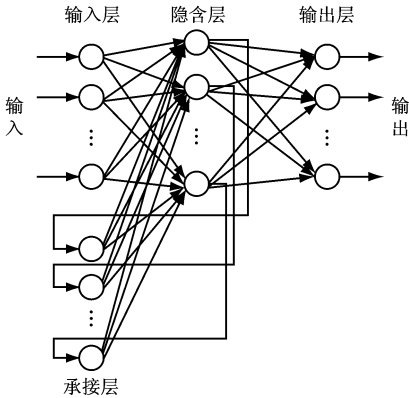


图 1 基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型

基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型中，输入层用来传输信号，具有 7 个神经元，分别对应齿轮箱的故障特征参数。通过对影响齿轮箱故障的特征因素进行分析，选取时域动态特征参量——峰值指标(X_1)、峭度指标(X_2)、裕度指标(X_3)、偏态指标(X_4)，以及频域动态特征参量——频谱重心指标(X_5)、频率方差(X_6)、谐波因子(X_7)^[5-6]作为齿轮箱的故障特征参数。将这些故障特征参数归一化，所得的归一化值 $x_1, x_2, \dots, x_7$ 作为故障诊断模型的输入，输入向量为 $\mathbf{X}=[x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_7]^T$ 。隐含层用来接收网络输入和自身反馈。承接层用来记忆隐含层神经元前一时刻的输出，经过承接层的延迟与存储，再反馈到隐含层，增强了故障诊断模型本身的动态信息处理能力^[7-9]。输出层起线性加权作用，有 6 个神经元，分别对应齿轮箱的故障类型，将齿轮箱的正常状态(F_1)、轴承外圈故障(F_2)、轴承内圈故障(F_3)、轴承保持架损坏(F_4)、齿面磨损(F_5)和齿轮崩齿(F_6)作为故障诊断模型的输出，输出向量为 $\mathbf{Y}=[y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_6]^T$ ， $y_1, y_2, \dots, y_6$ 分别为 $F_1, F_2, \dots, F_6$ 参数的归一化值。故障类型对应的期望输出见表 1。

1.2 模型的学习算法

Elman 神经网络模型中非线性状态空间表达式为

$$\mathbf{Y}(k) = g(\mathbf{w}_3 \mathbf{u}(k)) \tag{1}$$

$$\mathbf{u}(k) = q(\mathbf{w}_1 \mathbf{u}_c(k) + \mathbf{w}_2 \mathbf{X}(k-1)) \tag{2}$$

$$\mathbf{u}_c(k) = \mathbf{u}(k-1) \tag{3}$$

式中： $\mathbf{Y}(k)$ 为 $k(k \in \mathbf{Z})$ 时刻的输出向量； $\mathbf{u}(k)$ 为 k 时刻的隐含层节点向量； $g(\cdot)$ 为输出层神经元的传递函数； $\mathbf{u}_c$ 为 k 时刻的反馈状态向量； $\mathbf{X}(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的输入向量； $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3$ 分别为承接层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值； $q(\cdot)$ 为隐含层神经元的传递函数^[10-11]。

表 1 故障类型对应的期望输出

故障类型	输出层神经元的期望输出					
	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
正常状态	1	0	0	0	0	0
轴承外圈故障	0	1	0	0	0	0
轴承内圈故障	0	0	1	0	0	0
轴承保持架损坏	0	0	0	1	0	0
齿面磨损	0	0	0	0	1	0
齿轮崩齿	0	0	0	0	0	1

Elman 神经网络采用 BP 算法来修正权值。Elman 神经网络学习算法流程如图 2 所示^[11-12]。

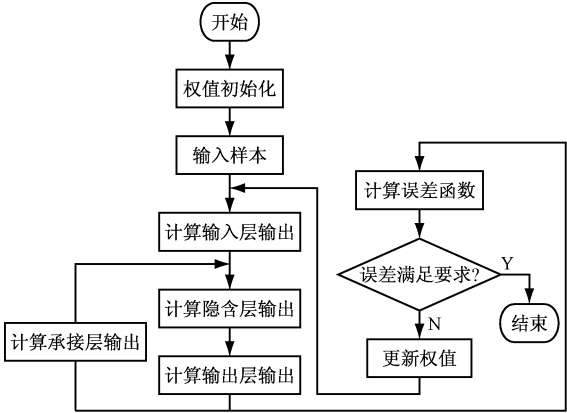


图 2 Elman 神经网络学习算法流程

2 基于改进遗传算法的 Elman 神经网络优化

2.1 改进遗传算法

齿轮箱故障受多种因素的影响，其故障诊断属于复杂的非线性系统问题。采用 Elman 神经网络对齿轮箱进行故障诊断虽具有较强的动态反馈能力，但仍采用 BP 算法修正网络权值，收敛速度缓慢，且容易陷入局部极小值。因此，将自适应机制引入遗传算法中，采用改进遗传算法对 Elman 神经网络进行优化，其搜索和优化计算不依赖于梯度信息，具有很好的全局优化性能，搜索效率较高^[13-14]，提高了 Elman 神经网络的学习能力和诊断效率。齿轮箱故障诊断原理如图 3 所示。采用改进遗传算法对

Elman 神经网络进行优化后,得到优化的故障诊断模型,然后对齿轮箱进行故障诊断。

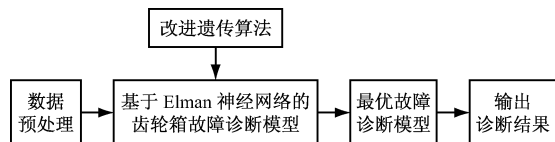


图3 齿轮箱故障诊断原理

2.2 基于改进遗传算法优化的 Elman 神经网络

基于改进遗传算法优化的 Elman 神经网络如图4所示。

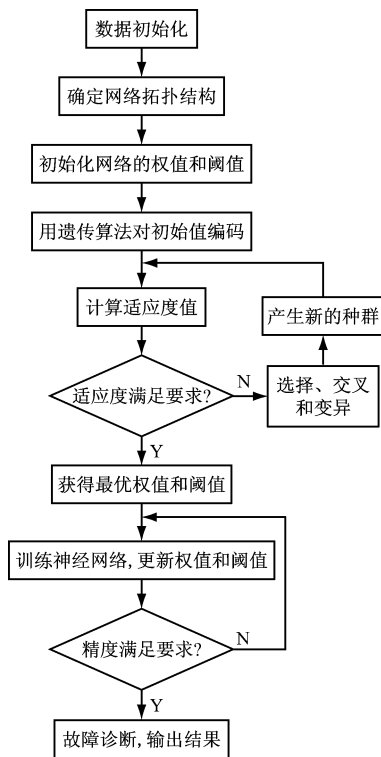


图4 基于改进遗传算法优化的 Elman 神经网络

基于改进遗传算法优化的 Elman 神经网络模型包括遗传优化和 Elman 神经网络故障诊断两部分。遗传优化部分即采用改进遗传算法优化 Elman 神经网络的权值和阈值,对种群中每个个体计算个体适应度,按照个体适应度的优劣,通过选择、交叉和变异操作获得最优适应度对应的个体;Elman 神经网络故障诊断部分是采用改进遗传算法找到的最优个体对 Elman 神经网络的权值和阈值进行赋值,网络经训练后输出故障诊断结果。

基于改进遗传算法的 Elman 神经网络优化步骤如下。

(1) 确定编码方式和适应度函数。

编码方式包括二进制编码和实数编码。二进制编码存在编码和解码过程,编码长度较长,因此采用实数编码^[15]。每个个体为实数串组成的染色体,该

染色体由输入层与隐含层连接权值、隐含层与输出层连接权值、隐含层与承接层连接权值、隐含层及输出层阈值组成,遗传算法将初始权值和阈值编码为由若干染色体组成的初始种群。适应度函数是评价群体中每一个染色体优劣的函数,构造能量函数 E ,使其最小值对应于问题的最优解^[16-18]。

$$E = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (y'_{ji} - y_{ji})^2 \quad (4)$$

式中: M 为训练样本总数; N 为节点数; y'_{ji} 为第 i 个节点的第 j 个神经元的理想输出; y_{ji} 为第 i 个节点的第 j 个神经元的实际输出。

适应度函数为

$$f = \frac{1}{1 + E} \quad (5)$$

(2) 自适应交叉操作。

在遗传算法的寻优过程中,交叉概率对算法的收敛速度有较大影响。由于随机产生的初期群体具有多样性,为了提高收敛速度,交叉概率应较大。随着寻优过程的进行,为了避免初期收敛,应减小交叉概率。交叉概率随适应度值进行调整,其公式为^[18-19]

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{K_1(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ P_{c1}, & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_{c1} , K_1 均为 $(0, 1)$ 的常数; $f_{\max}$ 为群体中的最大适应度值; f' 为待交叉个体中较大的适应度值; f_{avg} 为群体平均适应度值。

(3) 自适应变异操作。

变异是对优选交叉后的个体进行的,为保证能搜索到解空间中的每一点,使算法具有全局收敛性,采用自适应变异概率计算公式^[18-19]:

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{K_2(f_{\max} - f'')}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f'' \geq f_{\text{avg}} \\ P_{m1}, & f'' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: P_{m1} , K_2 均为 $(0, 1)$ 的常数; f'' 为要变异的个体适应度值。

3 仿真研究

3.1 故障诊断模型输入样本的选取

齿轮箱传动实验台主要由齿轮箱、调速电动机、制动器等组成,采用振动加速度传感器获取数据,选取齿轮箱传动实验台中齿轮箱各故障状态数据,并将数据归一化处理到 $[0, 1]$ 区间。归一化公式为

$$x(a) = \frac{x_{\text{act}}(a) - x_{\min}(a)}{x_{\max}(a) - x_{\min}(a)} \quad (8)$$

式中: $x(a)$ 为参数 a 的样本值; $x_{\text{act}}(a)$ 为参数 a 的实际值; $x_{\text{min}}(a)$ 为参数 a 的最小值; $x_{\text{max}}(a)$ 为参数 a 的最大值。

将归一化后的数据作为齿轮箱故障诊断模型的输入样本。在 60 组输入样本中,最后 6 组样本用于测试故障诊断模型的诊断效果,其余样本用于模型训练。基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型输入样本数据见表 2。

表 2 基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型输入样本数据

序号	输入样本						
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
1	0.084	0.066	0.059	0.126	0.439	0.992	0.506
2	0.982	0.143	0.106	0.235	0.490	0.950	0.138
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
55	0.990	0.149	0.099	0.228	0.487	0.958	0.135
56	0.910	0.348	0.654	0.341	0.839	0.557	0.486
57	0.730	0.384	0.539	0.417	0.627	0.939	0.319
58	0.409	0.068	0.301	0.129	0.882	0.416	0.433
59	0.608	0.238	0.449	0.324	0.601	0.978	0.118
60	0.618	0.233	0.453	0.289	0.873	0.464	0.543

3.2 诊断结果分析

采用 Matlab 软件分别建立 BP 神经网络模型和基于遗传算法优化的 Elman 神经网络模型,输入层有 7 个神经元,分别对应齿轮箱的 7 个故障特征参数,输出层有 6 个神经元,对应不同的故障类型。根据表 2 中的样本数据,分别采用 BP 神经网络和基于遗传算法优化的 Elman 神经网络进行齿轮箱故障诊断,诊断结果见表 3、表 4。

表 3 BP 神经网络模型诊断结果

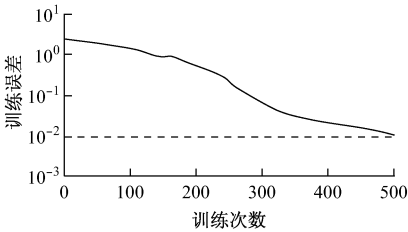
序号	实际输出						期望输出
	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	
55	0.765	0.361	0.216	0.145	0.325	0.258	(1,0,0,0,0,0)
56	0.196	0.688	0.302	0.123	0.433	0.139	(0,1,0,0,0,0)
57	0.401	0.587	0.624	0.269	0.422	0.221	(0,0,1,0,0,0)
58	0.321	0.214	0.254	0.747	0.346	0.193	(0,0,0,1,0,0)
59	0.203	0.229	0.417	0.382	0.794	0.233	(0,0,0,0,1,0)
60	0.369	0.303	0.099	0.166	0.403	0.668	(0,0,0,0,0,1)

从表 3、表 4 可看出,采用 BP 神经网络模型和基于遗传算法优化的 Elman 神经网络模型对齿轮箱进行故障诊断时,对于相同的输入样本和目标样

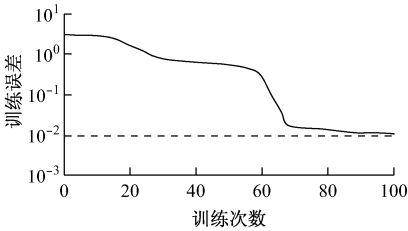
表 4 基于遗传算法优化的 Elman 神经网络模型诊断结果

序号	实际输出						期望输出
	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	
55	0.895	0.161	0.016	0.134	0.125	0.096	(1,0,0,0,0,0)
56	0.069	0.965	0.103	0.220	0.092	0.026	(0,1,0,0,0,0)
57	0.038	0.026	0.987	0.146	0.058	0.163	(0,0,1,0,0,0)
58	0.165	0.243	0.057	0.941	0.025	0.201	(0,0,0,1,0,0)
59	0.030	0.129	0.061	0.201	0.932	0.331	(0,0,0,0,1,0)
60	0.024	0.118	0.093	0.132	0.026	0.973	(0,0,0,0,0,1)

本,BP 神经网络模型实际输出中有的隶属度比较接近,不易判断出故障类型,而基于遗传算法优化的 Elman 神经网络模型待诊断状态与实际故障类型一致,并且实际输出和期望输出误差较小,具有较高的识别精度。神经网络训练误差随迭代次数变化曲线如图 5 所示。可看出采用 BP 神经网络模型时,网络收敛速度较慢;采用基于遗传算法优化的 Elman 神经网络模型时,收敛速度明显加快。



(a) BP 神经网络模型



(b) 基于遗传算法优化的 Elman 神经网络模型

图 5 神经网络训练误差随迭代次数变化曲线

4 结语

基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断模型能够较好地实现对齿轮箱的故障诊断,避免了传统 BP 神经网络容易陷入局部极小的问题,加快了网络训练速度,提高了齿轮箱故障诊断的准确率和精度。

参考文献:

[1] 程加堂,熊伟,艾莉. 齿轮箱故障诊断灰色神经网络模型的研究[J]. 机械传动,2010,34(10):71-72.
[2] 王素兰,端木京顺,丛伟. 基于鲁棒多元 LS-SVM 的齿轮箱故障诊断方法[J]. 火力与指挥控制,2010,35(5):93-96.

- [3] 陈法法, 汤宝平, 姚金宝. 基于 DSmT 与小波网络的齿轮箱早期故障融合诊断[J]. 振动与冲击, 2013, 32(9): 40-45.
- [4] 沈长青, 朱忠奎, 黄伟国, 等. 基于支持向量回归方法的齿轮箱故障诊断研究[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5): 775-779.
- [5] 毛明明, 柳益君, 汤嘉立. 基于 L-M 神经网络的齿轮故障诊断[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(1): 210-213.
- [6] 贾文铜, 周瑞祥, 张忠, 等. 基于 Elman 神经网络的齿轮故障诊断研究[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(6): 1498-1500.
- [7] 李伟. 基于 Elman 神经网络的故障诊断器研究[J]. 电子测量, 2013(5): 66-69.
- [8] 杨超, 王志伟. 基于 Elman 神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 轴承, 2010(5): 49-52.
- [9] 周大星, 瞿军. 基于 Elman 神经网络的液压起竖系统故障诊断研究[J]. 液压气动与密封, 2013(3): 24-26.
- [10] 丁硕, 常晓恒, 巫庆辉, 等. 基于 Elman 神经网络的传感器故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(4): 72-75.
- [11] 朱延玲, 刘占峰, 朱征, 等. Elman 人工神经网络对发动机缸壁间隙的识别诊断[J]. 小型内燃机与摩托车, 2013, 42(5): 71-76.
- [12] 曹龙汉, 牟浩, 张迁, 等. 基于蚁群优化的 Elman 神经网络在故障诊断中的研究应用[J]. 北京联合大学学报, 2013, 27(4): 30-33.
- [13] 刘显德, 杨婷婷, 严胡勇. 基于 Elman 神经网络和遗传算法的油田指标预测[J]. 计算机与现代化, 2013(2): 150-152.
- [14] 李国勇, 闫芳, 郭晓峰. 基于遗传算法的灰色神经网络优化算法[J]. 控制工程, 2013, 20(5): 934-937.
- [15] 张秋余, 朱学明. 基于 GA-Elman 神经网络的交通流短时预测方法[J]. 兰州理工大学学报, 2013, 39(3): 94-97.
- [16] 蔡鑫, 南新元, 孔军. 改进 Elman 神经网络在氧化还原电位预测中的应用[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2014, 38(2): 27-32.
- [17] 贺磊, 孙秀霞, 李晓东, 等. 基于遗传算法的输出反馈动态面优化控制[J]. 控制工程, 2013, 20(5): 948-952.
- [18] 张文广, 徐宇茹, 姜鹏, 等. 基于 IGA 算法优化的 RBF 神经网络应用[J]. 海军航空工程学院学报, 2010, 25(3): 271-275.
- [19] 李伟, 何鹏举, 杨恒, 等. 基于粗糙集和改进遗传算法优化 BP 神经网络的算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2012, 30(4): 601-605.