

基于 MGA-BP 网络的航空轴承故障诊断*

皮骏¹, 刘鹏², 马圣², 梁晨², 孟璐¹, 王力平³

(1. 中国民航大学通用航空学院 天津, 300300) (2. 中国民航大学航空工程学院 天津, 300300)

(3. 珠海摩天宇航空发动机维修有限公司 珠海, 519030)

摘要 为了提高航空发动机轴承故障诊断的准确率, 提出基于改进遗传算法优化(back propagation, 简称 BP)网络(modified genetic algorithm to optimize BP, 简称 MGA-BP)的故障诊断模型。针对传统遗传算法易早熟、易陷于局部最优解等缺陷, 利用固定个体选择概率、引入三角函数和高斯变异操作对遗传算法进行改进, 并用改进遗传算法优化 BP 网络的权值和阈值。利用优化的 BP 网络对滚动轴承正常、内圈故障、外圈故障和钢球故障 4 种工况进行诊断, 并考虑到网络输出模式、诊断样本比例等对诊断精度的影响。为了验证 MGA-BP 在轴承故障诊断中的有效性, 将其其他改进遗传算法优化 BP 网络作为对比算法。分析表明: MGA-BP 能够较好地适应网络不同的输出模式、不同的样本比例, 其抗噪能力、诊断准确率、误差收敛速度和误差收敛值均优于文中其他对比算法。

关键词 航空发动机; 轴承故障诊断; 遗传算法; BP 神经网络; 输出模式; 样本比例

中图分类号 TH17; V231.1

引言

航空发动机由于工作条件十分恶劣, 其转子系统有发生故障的风险, 因此需要对发动机故障进行准确快速的识别^[1-2]。滚动轴承是航空发动机转子系统的重要组成部分, 轴承的性能状态将会影响到航空发动机能否正常有效的工作^[3]。由于轴承寿命离散度较大, 因而引起国内外诸多学者的重视。

轴承故障诊断可采取传统的磨粒分析法, 但这种传统的检测方法不适宜于故障的早期诊断, 且人为因素影响较为严重。近年来, 随着转子动力学的深入研究, 发现根据物体的振动信号能够对物体的性能进行监控, 因而在机械故障诊断与监控中得到广泛的运用。在文献[4-13]中, 学者们利用不同的信号处理手段对故障振动信号进行处理, 并分别结合支持向量机^[4-6]、多核学习机^[7]、人工神经网络^[8-9]、Elman 网络^[10]、RBF 网络^[11]以及 BP 网络^[12-13]等, 对故障进行诊断, 并取得较好的成果。

但大部分神经网络的诊断效果受制于多方面原因, 如参数设置等, 因此神经网络的运用受到一定的限制。部分学者提出使用优化算法对网络参数进行优化, 如边杰^[14]利用遗传算法优化变分模态对轴承振动信号进行分解, 最后与正常信号进行对比实现

轴承故障的诊断。郑近德等^[15]利用粒子群优化的支持向量机对轴承故障进行诊断, 取得较好结果。皮骏等^[16]利用改进遗传算法优化极限学习机, 并将优化的学习机用于轴承故障诊断。徐继亚等^[17]利用鲸鱼算法优化极限学习机, 并用于轴承故障诊断。Unal 等^[18]利用遗传算法优化 BP 神经网络, 并用于轴承故障诊断中。李国友等^[19]使用遗传算法优化 BP 网络, 并用于聚合釜故障诊断中等。

遗传算法是一种借鉴生物进化规律的全局优化概率搜索算法^[20], 笔者从个体选择概率、交叉变异概率及变异操作三方面对遗传算法进行改良。

1 MGA-BP 网络算法

1.1 改进遗传算法

1.1.1 个体选择

对个体的选择采取如下策略: 先对个体适应值进行排序, 其次定义最好个体选择概率为 q , 最后按照式(1)计算第 i 个个体的选择概率

$$P_i = \frac{q(1-q)^{i-1}}{1-(1-q)^{N_p}} \quad (1)$$

其中: N_p 为种群个数。

* 中央高校基本科研业务费项目及中国民航大学专项资助项目(3122019174)

收稿日期: 2018-05-29; 修回日期: 2018-11-30

从式(1)可以看出每个个体均有被选择的可能性。

1.1.2 改进的自适应交叉变异概率

引入三角函数进行优化,改进后的交叉变异概率计算如式(2)、式(3)所示

$$P_c = \begin{cases} P_{c2} - \frac{P_{c2} - P_{c1}}{2} \cos\left(\frac{(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}\pi\right) & (f \geq f_{\text{avg}}) \\ P_{c2} & (f < f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (2)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m2} - \frac{P_{m2} - P_{m1}}{2} \tan\left(\frac{(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}\frac{\pi}{4}\right) & (f' \geq f_{\text{avg}}) \\ P_{m2} & (f' < f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (3)$$

其中: f_{\max} 为种群中的最大适应值; f_{avg} 为种群的平均适应度值; f 为要交叉的两个个体中较大的适应度值; f' 为要变异个体的适应度值; P_{c1} 为较小的交叉概率; P_{c2} 为较大的交叉概率; P_{m1} 为较小的变异概率; P_{m2} 为较大的变异概率。建议交叉概率范围为0.4到0.9;建议变异概率范围^[21]为0.001~0.100。

1.1.3 自适应变异操作

采用如式(4)的变异操作方式

$$a'_{ij} = \begin{cases} \lambda = 1 - \left(\frac{\text{num}}{\text{MG}}\right)^2 \\ a_{\min} + r(a_{\max} - a_{\min}) & (l_m \leq \lambda) \\ a_{ij} + \frac{\text{MG}}{2} a_{ij} d \left(\sum_{i=1}^{\text{MG}} r_i - \frac{\text{MG}}{2}\right) & (l_m > \lambda) \\ d = \min\{a_{ij} - a_{\min}, a_{\max} - a_{ij}\} \end{cases} \quad (4)$$

其中: a_{ij} 为变异前的基因; a'_{ij} 为变异后的基因; a_{\max} 为基因 a_{ij} 的上界; a_{\min} 为基因 a_{ij} 的下界;num为当前迭代次数;MG为最大进化次数; r 为 $[0,1]$ 区间的随机数。

1.2 MGA-BP神经网络

MGA-BP神经网络如图1所示。

利用MGA-BP网络诊断轴承故障的步骤如下:

1) 根据轴承故障特征参量个数以及输出故障类型确定BP网络的结构;

2) 设置改进遗传算法的迭代步骤、种群大小等参数,并根据轴承故障样本数据初始化种群,对种群进行实数编码;

3) 对种群进行选择、交叉、变异操作,产生新的个体;

4) 根据BP网络输出的误差绝对值和计算种群个体的适应度值,找出最优个体;

5) 判断是否满足终止条件,若否,则返回第3步;若是,则输出BP网络最佳权值和阈值;

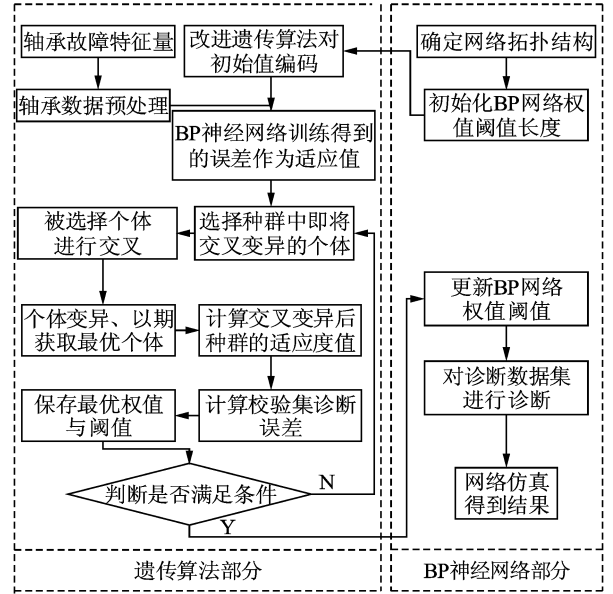


图1 MGA-BP算法流程图

Fig. 1 Flowchart of MGA-BP algorithm

6) 利用最佳权值和阈值对BP网络进行训练,并用训练好的网络对轴承故障信号进行诊断。

2 基于MGA-BP网络的轴承故障诊断

2.1 轴承故障数据来源

以实验室采集的307型滚动轴承故障信号数据为例。实验中转子转速为988 r/min,每周期内传感器采样1 024个点,每次实验采集16个周期。307型滚动轴承几何参数如表1所示。实验故障类型为正常、内圈划痕故障、外圈划痕故障、钢珠划痕故障,故障宽度分别为0.25,0.25,0.50 mm,故障深度均为1 mm,轴向长度均约为4 mm,故障缺陷均为人工制造。对采集到的轴承故障振动信号进行时域分析,并根据因子分析法的累积方差贡献率,选取峰值、均值、均方根、方差、偏度、峭度作为307型滚动轴承故障诊断的输入特征量。由于数据量较大,每种故障类型随机选取100个样本作为诊断案例,部分数据样本如表2所示。

表1 307型滚动轴承的几何参数

Tab. 1 The geometrical parameter of type 307 rolling bearing

参数名称	数值
滚珠数量	7
钢珠直径/mm	14.5
轴承内径/mm	35
轴承外径/mm	80
接触角/(°)	0

表 2 307 型轴承故障特征量
Tab. 2 Fault characteristic quantity of type 307 rolling bearing

序号	峰值	均值	均方根	方差	偏度	峭度	状态
1	0.227 20	0.061 20	-0.179 40	0.042 30	0.010 30	0.003 70	正常 (编号:1)
∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴	
100	0.211 54	0.063 02	-0.229 25	0.168 28	0.012 82	0.003 97	
1	2.030 10	0.174 05	-0.027 34	32.167 00	0.003 05	0.030 28	内环故障 (编号:2)
∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴	
100	1.400 20	0.166 20	-0.198 50	16.112 10	0.004 30	0.027 60	
1	1.161 20	0.181 31	0.086 10	4.379 90	0.004 39	0.032 86	滚珠故障 (编号:3)
∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴	
100	0.648 00	0.118 80	0.162 20	2.253 00	0.004 40	0.014 10	
1	0.325 90	0.093 00	0.042 10	-0.118 00	0.003 40	0.008 70	外环故障 (编号:4)
∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴	
100	0.395 84	0.094 46	0.079 66	0.043 56	0.003 05	0.008 92	

直接采用最原始的信息资料对轴承故障进行诊断,并把数据分为训练集样本、校验集样本和测试集样本 3 部分,3 部分数据按一定比例随机选取,彼此互不重复。

2.2 MGA-BP 网络结构

诊断网络采取 3 层结构,输入层神经元个数为:轴承故障振动信息进行时域分析所提取的特征参量个数,即 6 个;隐含层神经元个数和输入层个数存在近似关系(两倍加一),即 13 个;输出层神经元的个数由网络输出模式决定,若直接输出轴承故障类型编号:1,2,3,4,则为 1(记为输出模式 1);若输出故障类型编号:1000,0100,0010,0001,则为 4(记为输出模式 2)。输出模式 1 的网络结构为:6-13-1;输出模式 2 的网络结构为:6-13-4。

2.3 MGA-BP 网络的适应度函数

用轴承故障训练集样本数据对 MGA-BP 网络进行训练,并用训练之后的 MGA-BP 网络对训练集样本进行诊断,把诊断结果和真实结果之间的误差绝对值和作为种群个体适应度值 F ,计算方式如式(5)所示

$$F = k \left(\sum_{i=1}^n abs(y_i - o_i) \right) \quad (5)$$

其中: n 为 MGA-BP 网络输出节点数; y_i 为 MGA-BP 网络第 i 个节点的真实值; o_i 为 MGA-BP 网络第 i 个节点的诊断值; k 为系数; $abs()$ 为绝对值。

2.4 MGA-BP 网络的重要参数分析

本研究主要对最好个体选择概率 q 、迭代步数和种群大小 3 个参数进行分析。

1) 最好个体选择概率 q 。采用控制单一变量法和枚举法研究最好个体选择概率,且研究时采用的轴承故障训练样本和测试集样本比例(后文中简称样本比例)为 2:1,网络输出选择模式 2,迭代步数设置为 100,种群设置为 20。分别计算当 q 取值 0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9 时,校验集样本诊断准确率和误差迭代收敛情况,当最佳个体选择概率为 0.9 时,网络对轴承故障测试集样本诊断率最高;当最佳个体选择概率为 0.6 时网络误差能够收敛到更低,但此时网络收敛速度过慢;而当最佳个体选择率为 0.9 时,网络收敛速度较快,且能够收敛到相对较小的误差。综上所述,网络中最佳个体选择概率取值 0.9。

2) 遗传算法的迭代步数、种群大小。最好个体选择概率 q 取值 0.9,网络在迭代次数达到 50 时已经收敛,因此迭代步数取值 50,样本比例依旧为 2:1,网络输出仍选择模式 2。计算种群大小为 10,20,30,40 时,测试集样本诊断准确率和误差迭代收敛情况,当种群大小为 20 时,诊断准确率最高;随着种群大小的增加,网络迭代收敛速度变慢,考虑到诊断准确率和计算时间成本,网络中遗传算法种群大小设置为 20。

经过上述分析,在 MGA-BP 网络中,最好个体选择概率 q 取值为 0.9;迭代步数为 50;种群大小为 20。

3 轴承故障诊断结果及分析

文中选择 BP 神经网络、支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM)、极限学习机 (extreme learning machine, 简称 ELM)、经典遗传算法优化的 BP(GA-BP)、大变异遗传算法优化 BP(GMGA-BP)、适值函数标定遗传算法优化 BP(NormFitGA-BP)、自适应遗传算法优化 BP(AdapGA-BP) 作为比较算法, 在同样的训练集和测试集样本上, 分别从诊断精度、网络输出模式、样本比例、抗噪能力和网络误差收敛速度等方面进行比较研究。

比较研究采用的计算机配置为 AMD A8-5500B APU with Radeon HD Graphics 四核处理, 金士顿 DDR3L 4G 1 600 MHz 内存, 文中所有算法均在 Matlab2014a 上运行。

算法中部分参数设置说明: SVM 的核参数和罚参数采用随机赋值; ELM 中参数均为默认值; 对比算法中涉及到的 BP 神经网络结构一致, 遗传算法迭代步数均为 50, 种群大小均设置为 20; 自适应遗传算法中交叉率取值范围为 0.4~0.9, 变异概率取值范围为 0.01 到 0.10; NormFitGA, GMGA 中个别参数需另行设置, 此处不作详述。

3.1 综合分析

对轴承故障信息采用两种输出模式 (即 MGA-BP 网络结构中所叙述的两种输出模式)、不同样本比例 (1:2, 1:1, 2:1) 以及至少 6 种算法进行诊断 (由于 SVM, ELM 为单输出, 因此仅在输出模式 1 中作为对比算法)。由于神经网络自身缺陷问题, 每次诊断结果存在波动, 因此每种算法执行 30 次, 计

算其平均值。轴承故障训练集、测试集诊断准确率以及计算时间统计分析如表 3, 4 所示。从样本比例变化上分析: 在表 3 中, 随着样本比例的增加, 各种算法对训练集样本、测试集样本诊断准确率均有所增加; 但仔细观察表 3, 发现 AdapGA-BP 在样本比例为 2:1 时对测试集的诊断准确率低于样本比例为 1:1 时的准确率, 导致这一原因可能是由于遗传算法易寻求次优解和 BP 网络本身缺陷导致; 在表 4 中, 发现部分算法在诊断轴承故障过程中, 随着样本比例的增加, 准确率并非增加而是呈现波动。从网络输出模式上分析: 经过对比表 3, 4 发现 BP 网络对同种故障进行诊断时, 采用多输出模式, 能够在一定程度上提高自身诊断准确率; 同时发现笔者改进的遗传算法优化 BP 网络应用于轴承故障诊断中相比其他算法较优, 尤其凸显在输出模式 1 中。从诊断时间上分析: 随着神经网络被优化, 其诊断时间均有所增加。需要说明, 表 3, 4 中的时间均为网络训练时间加诊断时间。但在实际诊断过程中, 在对故障诊断之前, 诊断模型已经完成了训练过程, 因此会节约大量的重复寻优过程所耗费的时间。同时, 采用高性能计算机也能相应地降低时间成本。

3.2 网络输出模式的比较分析

在前述诊断精度对比分析中, 提到网络的输出模式会影响到网络的诊断精度。为进一步分析输出模式带来的影响, 因此在样本比例为 2:1 的情况下, 分析网络输出模式对诊断准确率。经分析输出模式 2 的情况, 算法对轴承故障训练样本的诊断准确率均高于输出模式 1; 但对于测试集样本部分算法准确率有所增加或减少。误差迭代收敛情况的影响计算结果表明, 输出模式 2 时, 网络的训练误差能够收敛

表 3 输出模式 1

Tab. 3 Network output mode one

诊断方法	样本比例为 1:2			样本比例为 1:1			样本比例为 2:1		
	训练样本 准确率/%	测试样本 准确率/%	耗时 单位/s	训练样本 准确率/%	测试样本 准确率/%	耗时 单位/s	训练样本 准确率/%	测试样本 准确率/%	耗时 单位/s
BP	42.22	38.00	2.347 5	38.21	35.72	0.679 7	45.55	39.23	0.682 1
SVM	100.00	38.49	0.036 8	100.00	59.00	0.035 1	98.00	56.92	0.036 0
ELM	100.00	74.91	0.122 8	100.00	91.25	0.122 9	100.00	94.23	0.129 9
GA-BP	90.74	78.30	148.215 6	91.25	73.75	163.496 7	93.10	82.69	174.859 1
GMGA-BP	96.30	88.68	168.228 3	98.13	88.75	210.128 5	99.07	94.23	225.840 2
NormFitGA-BP	92.59	84.91	151.501 5	98.13	88.75	201.950 7	95.83	89.42	215.170 4
AdapGA-BP	93.00	89.62	995.904 9	98.15	95.00	170.201 4	100.00	88.46	312.239 6
MGA-BP	97.22	92.45	959.604 4	98.75	93.00	174.538 4	99.07	98.08	327.327 8

表 4 输出模式 2

Tab. 4 Network output mode two

诊断方法	样本比例为 1 : 2			样本比例为 1 : 1			样本比例为 2 : 1		
	训练样本 准确率/%	测试样本 准确率/%	耗时 单位/s	训练样本 准确率/%	测试样本 准确率/%	耗时 单位/s	训练样本 准确率/%	测试样本 准确率/%	耗时 单位/s
BP	86.42	76.00	0.427 4	87.25	78.25	0.641 2	84.44	75.39	0.563 6
GA-BP	98.15	82.08	188.297 4	98.75	82.50	163.418 4	99.00	80.77	173.260 1
GMGA-BP	100.00	94.34	189.549 2	97.50	85.63	237.576 2	98.61	90.38	240.063 9
NormFitGA	98.14	89.62	192.167 2	100.00	84.38	227.779 2	99.07	87.50	243.399 9
AdapGA-BP	98.15	89.62 1	131.083 3	100.00	92.50 1	234.550 6	100.00	92.31 1	353.483 4
MGA-BP	98.15	92.45 1	090.475 9	100.00	90.83 1	094.532 0	100.00	93.08 1	032.662 3

到更低。分析结果表明:当采用算法对轴承故障进行诊断时其输出模式应当谨慎选择,笔者提出的改进方法在两种输出模式下均能够得到较好的结果。

3.3 样本比例的比较分析

在航空发动机轴承故障诊断中,诊断准确率要求尽可能的高,而提高轴承诊断准确率除了前述讨论的诊断方法和输出模式之外,还和故障信息库中的存储量相关。因此,笔者对轴承故障诊断样本比例进行分析,主要计算样本比例为 1 : 2,1 : 1,2 : 1 时训练集、测试集的诊断准确率,其计算结果如图 2~5 所示。从 4 张图中可以看出,无论是在哪种输出模式下,轴承故障诊断结果均存在波动性,但大体仍呈现增长趋势。随着样本比例增加,部分算法诊断准确率因网络输出模式不同而存在差异,这也进一步说明提高诊断准确率需要考虑到样本比例和网络的输出形式。但仔细观察这 4 张图发现,笔者提出的改进方法在两种输出模式和不同样本比例中均呈现较佳的优势。

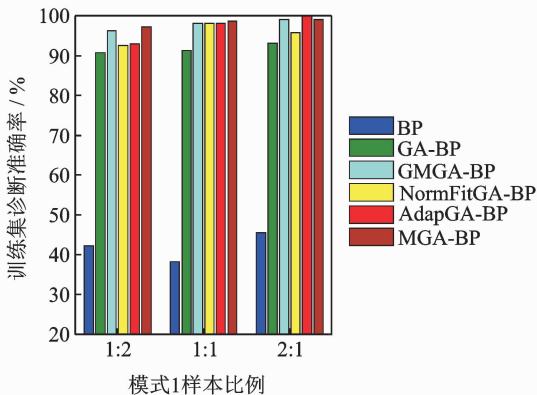


图 2 训练集诊断准确率

Fig. 2 Diagnostic accuracy of training set under mode one

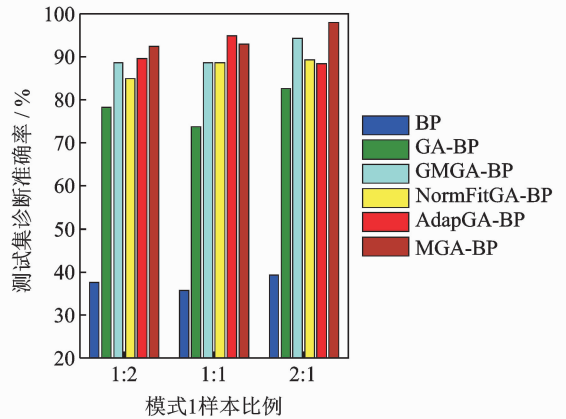


图 3 测试集诊断准确率

Fig. 3 Diagnostic accuracy of test set under mode one

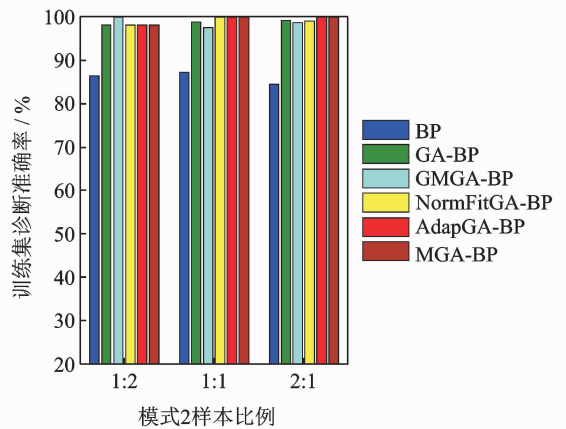


图 4 训练集诊断准确率

Fig. 4 Diagnostic accuracy of training set under mode two

3.4 抗噪能力的比较分析

轴承故障信号由于采集环境和处理信号方法的差异,使得轴承信号中存在大量的干扰信息,即使经过去噪处理也不能得到完全纯净的信号,因此经过时域分析得到的样本中仍存在部分噪声。为了检验

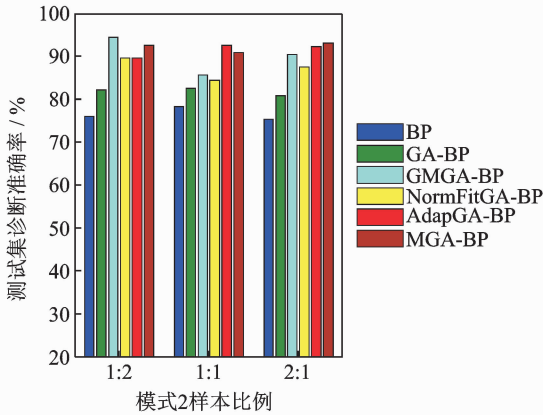


图 5 测试集诊断准确率

Fig. 5 Diagnostic accuracy of test set under mode two

算法的抗噪能力,在输出模式 1 和样本比例为 2 : 1 的情况下,给样本数据添加噪声信号,并运用 GA-BP, GMGA-BP, NormFitGA-BP, AdaptecGA-BP 和 MGA-BP 模型对轴承故障测试样本进行诊断。文中所用噪声数据通过式(11)获得^[22]

$$x^n = x + k\sigma\text{rand}() \quad (11)$$

其中: x 为样本数据; k 为噪声水平; σ 为样本的标准差; $\text{rand}()$ 为随机数; x^n 为添加噪声后生成的数据样本。

计算结果如表 5 所示。

表 5 不同噪声信号下的诊断准确率

Tab. 5 Diagnostic accuracy under different noise signals

K	GA-BP	GMGA-BP	NormFitGA-BP	AdapGA-BP	MGA-BP
0.1	84.62	86.54	93.27	91.83	94.71
0.3	79.33	80.77	81.25	82.69	85.71
0.5	72.12	72.60	70.19	72.12	74.18
0.7	67.79	64.42	64.42	61.06	68.10

从表 5 可以看出,随着噪声强度的增加,5 种算法诊断准确率均呈现减小趋势,但文中提出的 MGA-BP 方法减缓趋势较慢,抗噪能力较强。

3.5 诊断方法的误差迭代收敛情况

通过上述分析,MGA-BP 网络能够在两种输出模式以及不同样本比例下取得较好的诊断结果。为了进一步分析文中提出的改进遗传算法和其他遗传算的区别,笔者在输出模式 1 的情况下,从样本比例为 1 : 2, 1 : 1, 2 : 1 下分析 GA-BP, GMGA-BP, NormFitGA-BP, AdaptecGA-BP 和 MGA-BP 的误差迭代收敛情况。从图 6~8 中可以看出,自适应遗传算法误差收敛速度较慢,且收

敛误差相对于其他几种遗传算法较高;经典遗传算法能够收敛到较小误差值,但收敛速度相比最慢;相较之下,笔者提出的改进遗传算法,收敛速度快,且能够收敛到相对较小的误差值。

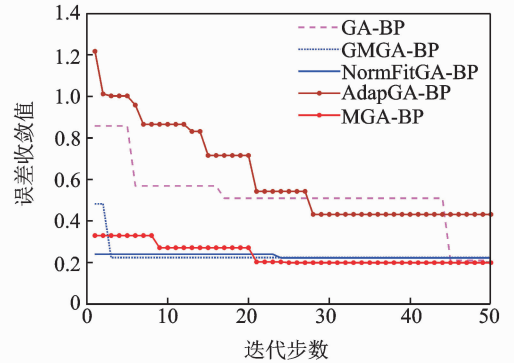


图 6 样本比例为 1 : 2 时误差收敛情况

Fig. 6 Error convergence tendency under sample ratio of 1 : 2

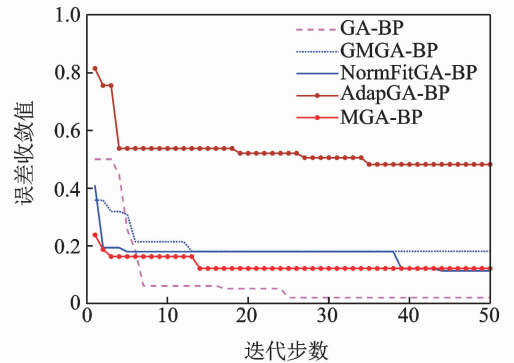


图 7 样本比例为 1 : 1 时误差收敛情况

Fig. 7 Error convergence tendency under sample ratio of 1 : 1

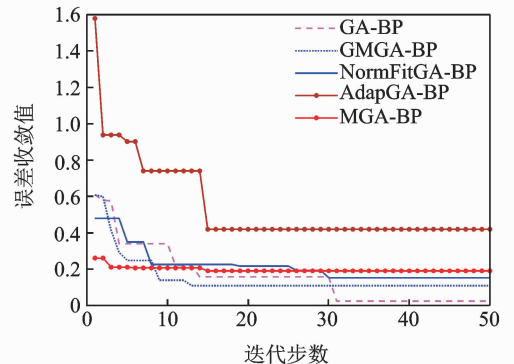


图 8 样本比例为 2 : 1 时误差收敛情况

Fig. 8 Error convergence tendency under sample ratio of 2 : 1

4 结论

1) 网络诊断输出模式对轴承故障诊断有明显

影响。经分析发现 BP 网络在多输出模式下诊断准确率较高,经过遗传算法优化的网络也随输出模式的差异而存在不同。与此同时,多输出模式下能够使得网络输出误差收敛到更小值。

2) 轴承故障样本比例对诊断结果也存在影响。通过分析发现,不同的算法随着样本比例的增加,诊断准确率存在明显波动,甚至部分方法在低比例下诊断准确率高,高比例诊断准确率。

3) 噪声信号对轴承故障诊断影响效果较为明显。由于实验采集到的振动信号本身存在噪声,过去噪处理不能得到完全纯净的信号,因此经过时域分析得到的样本中仍存在部分噪声,再加之经过人为添加噪声在训练样本,使得噪声信息过大。通过抗噪能力分析也表明,文中所采用的几种方法抗噪能力均不是很好。

4) 通过对改进遗传算法误差迭代收敛情况进行分析,发现自适应遗传算法误差收敛速度较慢,且收敛误差相对于其他几种遗传算法较高;经典遗传算法能够收敛到较小误差值,但收敛速度相比最慢;相较之下,文中提出的改进遗传算法,收敛速度快,且能够收敛到相对较小的误差值。

5) 综上所述,笔者提出的改进遗传算法优化 BP 能够适应网络的不同输出模式、不同样本比例,且相比其他改进遗传算法收敛速度快、误差低、抗噪能力强,更适用于轴承故障诊断。

参 考 文 献

- [1] 付云骁,贾利民,秦勇,等. 基于 LMD-CM-PCA 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(2): 249-255.
FU Yunxiao, JIA Limin, QIN Yong, et al. Roller bearing fault diagnosis method based on LMD-CM-PCA[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(2):249-255. (in Chinese)
- [2] 皮骏,黄江博. 基于 IPSO-Elman 神经网络的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2017, 32(12): 3031-3038.
PI Jun, HUANG Jiangbo. Aero-engine fault diagnosis based on IPSO-Elman neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(12): 3031-3038. (in Chinese)
- [3] DESAVALLE R G, KANAI R A, CHAVAN S P, et al. Vibration characteristics diagnosis of roller bearing using the new empirical model[J]. Journal of Tribology, 2016, 138(1):011103-1-011103-9.
- [4] 赵志宏,杨绍普. 一种基于样本熵的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(6):136-140.
ZHAO Zhihong, YANG Shaopu. Sample entropy-base roller bearing fault diagnosis method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(6):136-140. (in Chinese)
- [5] 向丹,岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5):1149-1155.
XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5):1149-1155. (in Chinese)
- [6] 万书亭,佟海侠,董炳辉. 基于最小二乘支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2):149-152.
WAN Shuting, TONG Haixia, DONG Binghui. Bearing fault diagnosis using wavelet packet transform and least square support vector machines[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2): 149-152. (in Chinese)
- [7] 郑红,周雷,杨浩. 基于小波包分析与多核学习的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2015, 30(12): 3035-3042.
ZHENG Hong, ZHOU Lei, YANG Hao. Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet analysis and multi kernel learning[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(12): 3035-3042. (in Chinese)
- [8] LI B, CHOW M Y, TIPSUWAN Y, et al. Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(5):1060-1069.
- [9] KANAI R A, DESAVALLE R G, CHAVAN S P. Experimental-based fault diagnosis of rolling bearings using artificial neural network[J]. Journal of Tribology, 2016, 138(3):031103-1-031103-9.
- [10] PI J, HUANG J B, MA L. Aero-engine fault diagnosis using optimized Elman neural network [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017(9):1-8.
- [11] ZHAO N B, ZHENG H T, YANG L, et al. A fault diagnosis approach for rolling element bearing based on s-transform and artificial neural network[C]// Proceedings of the American Society of Mechanical Engineers (ASME): Turbomachinery Technical Conference and Exposition. USA: Gas & Turbine, 2017:1-10.
- [12] 许敬成,陈长征. BP 神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(S2):673-677.
XU Jincheng, CHEN Changzheng. Application of BP

- neural network in fault diagnosis of gear boxes[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(S2):673-677. (in Chinese)
- [13] 贺颖,王志兰,李盼,等. BP神经网络在异步电机转子故障诊断中的应用[J]. 电力学报, 2015, 30(6):495-499.
HE Yin, WANG Zhilan, LI Pan, et al. Application of neural network on fault diagnosis of induction motor with rotor[J]. Journal of Electric Power, 2015, 30(6):495-499. (in Chinese)
- [14] 边杰. 基于遗传算法参数优化的变分模态分解结合1.5维谱的轴承故障诊断[J]. 推进技术, 2017, 38(7):1618-1624.
BIAN Jie. Fault diagnosis of bearing combining parameter optimized variational mode decomposition based on genetic algorithm with 1.5-Dimensional spectrum[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(7):1618-1624. (in Chinese)
- [15] 郑近德,姜战伟,代俊习,等. 基于VMD的自适应复合多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2017, 32(7):1683-1689.
ZHENG Jinde, JIANG Zhanwei, DAI Junxi, et al. VMD based adaptive composite multiscale fuzzy entropy and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(7):1683-1689. (in Chinese)
- [16] 皮骏,马圣,贺嘉诚,等. 基于IGA-ELM网络的滚动轴承故障诊断[J]. 航空学报, 2018, 39(9):233-244.
PI Jun, MA Sheng, HE Jiacheng, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on IGM-ELM network[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(9):233-244. (in Chinese)
- [17] 徐继亚,王艳,纪志成. 基于鲸鱼算法优化WKELM的滚动轴承故障诊断[J]. 系统仿真学报, 2017(9):2189-2197.
XU Jiya, WANG Yan, JI Zhicheng. Fault diagnosis method of rolling bearing based on WKELM optimized by whale optimization algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017(9):2189-2197. (in Chinese)
- [18] UNAL M, ONAT M, DEMETGUL M, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network[J]. Measurement, 2014, 58:187-196.
- [19] 李国友,夏永彬,张凤岭,等. 遗传算法优化的RS-BP神经网络在聚合釜故障诊断中的应用研究[J]. 计算机与应用化学, 2017, 34(8):621-624.
LI Guoyou, XIA Yongbing, ZHANG Fengling, et al. Application of RS-BP neural network optimized by genetic algorithm in fault diagnosis of polymerizer[J]. Computers and Applied Chemistry, 2017, 34(8):621-624. (in Chinese)
- [20] Maulik U, Bandyopadhyay S. Genetic algorithm-based clustering technique[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(9):1455-1465.
- [21] Srinivas M, Patnati L M. Adaptive probability of Crossover and Mutation in GAs[J]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4):656-667.
- [22] 皮骏,马圣,贺嘉诚,等. 遗传算法优化的SVM在航空发动机磨损故障诊断中的应用[J]. 润滑与密封, 2018, 43(10):89-97.
PI Jun, MA Sheng, HE Jiacheng, et al. Application of genetic algorithm optimized SVM in aeroengine wear fault diagnosis[J]. Lubrication Engineering, 2018, 43(10):89-97. (in Chinese)



第一作者简介:皮骏,男,1973年7月生,博士、副教授。主要研究方向为航空发动机振动与故障诊断分析。曾发表《基于IPSO-Elman神经网络的航空发动机故障诊断》(《航空动力学报》2017年第32卷第12期)等论文。

E-mail: pijun8@163.com

通信作者简介:孟璐,女,1992年3月生,硕士生。主要研究方向为航空宇航科学与技术。

E-mail: 2577083308@qq.com

