

文章编号:1000-582X(2012)05-007-07

# 免疫遗传优化 Elman 神经网络的旋转机械故障诊断

陈法法, 汤宝平, 黄庆卿

(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:**针对旋转机械故障诊断过程中故障知识相互关联的过程难以用传统机器学习模型快速得到全面的典型故障数据,提出一种免疫遗传算法(immune genetic algorithm, IGA)优化 Elman 神经网络的故障诊断模型。首先对滚动轴承振动信号进行经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD),得到多个内禀模态分量(intrinsic mode function, IMF),再提取表征状态特征的内禀模态分量能量构建特征向量输入到 IGA 优化的 Elman 神经网络进行故障模式辨识,IGA 参数优化可快速准确得到 Elman 神经网络的全局最优权值和阈值向量,提高 Elman 神经网络的故障诊断精度和自适应动态记忆能力。滚动轴承的故障模拟实验结果表明,较之传统故障诊断模型该方法显著提高了滚动轴承的故障诊断精度和泛化推广能力。

**关键词:**遗传算法; Elman 神经网络; 旋转机械; 故障诊断

**中图分类号:** TH165. 3

**文献标志码:** A

## Rotating machinery fault diagnosis based on Elman neural network optimized by immune genetic algorithm

CHEN Fa-fa, TANG Bao-ping, HUANG Qing-qing

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University,  
Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** As it's difficult to get comprehensive fault information with traditional machine model in the interrelated process of fault knowledge in rotating machinery fault diagnosis, an immune genetic algorithm (IGA) is proposed to optimize Elman neural network. Fault vibration signals are decomposed into several stationary intrinsic mode functions (IMF) first, then the instantaneous amplitude energy of the IMF which has the fault characteristics are computed and regarded as the input characteristic vector of the Elman neural network optimized by IGA algorithm for fault classification. EMD decomposition adaptively isolates fault vibration signals from original signals. IGA algorithm has more superior performance on global optimization and convergence speed. So it can improve the fault diagnosis accuracy and the adaptive dynamic memory of the Elman neural network. The result of rolling-bearings fault simulation experiments show that, compared with traditional fault diagnosis model, the proposed method significantly improves the diagnostic accuracy and generalization ability of the typical failure of the rolling-bearings.

**Key words:** genetic algorithms; Elman neural network; rotating machinery; fault diagnosis

**收稿日期:** 2011-12-10

**基金项目:** 重庆市自然科学基金杰出青年基金计划资助项目(SCTC, 2011JJJQ70001); 重庆市科技攻关计划资助项目(SCTC, 2011AC3063)

**作者简介:** 陈法法(1983-), 男, 重庆大学博士研究生, 主要从事机电系统动态测试与故障诊断。

汤宝平(联系人), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, (E-mail) bptang@cqu.edu.cn。

在实际的旋转机械故障诊断过程中,故障知识的获取是一个逐步积累、相互关联的过程,从各个独立的有限次故障样本中很难得到全面的典型故障数据,因而也就不能建立完备的故障模式。具有逼近任意复杂映射能力的机器学习模型,在建立复杂故障模式辨识模型方面具有很强的通用性,Elman 神经网络作为一种重要的动态反馈性学习模型,通过增加结构单元对各个样本的相互关联进行记忆,实现动态建模<sup>[1-2]</sup>。该模型具有极强的复杂模式动态映射能力,更是一种极具潜力的复杂故障模式辨识工具,能为旋转机械多类故障辨识提供一个行之有效的途径。文献[3]将 Elman 神经网络应用于大型旋转机械的故障模式辨识中,取得了比传统前馈神经网络更高的辨识精度。但由于 Elman 神经网络的学习过程与前馈神经网络类似,难免会出现收敛速度慢和易收敛到局部极小的缺陷,导致故障模式辨识结果不稳定。

免疫遗传算法(immune genetic algorithm,简称 IGA)是一种综合考虑种群中抗体之间的信息交互来寻找最优解的新型全局优化算法<sup>[4]</sup>。该算法在遗传算法(genetic algorithm,简称 GA)的基础上融合了生物免疫系统的抗原识别、抗体多样性、浓度控制、精英保留等机制,既保留了遗传算法随机全局并行搜索的特点,又大大避免了未成熟收敛,非常适合于模型参数的全局寻优<sup>[5]</sup>。笔者提出一种基于免疫遗传算法优化 Elman 神经网络单元权值向量和阈值向量的故障诊断模型,该模型可显著提高 Elman 神经网络的故障诊断精度、稳定性及泛化性能。

## 1 Elman 神经网络模型及算法

Elman 神经网络在神经元之间既有主要的前馈连接又有内部的反馈连接,比传统的前馈神经网络具有更强的动态行为和计算能力<sup>[6]</sup>。Elman 神经网络具有输入层、隐含层、输出层以及承接层,网络结构如图 1 所示<sup>[7]</sup>。

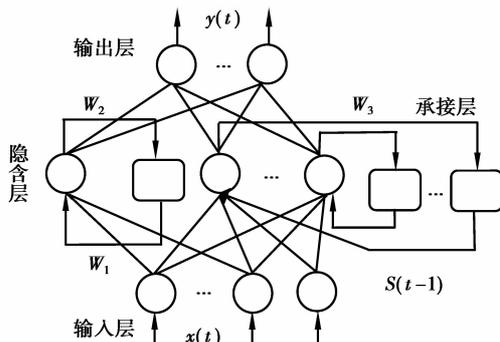


图 1 Elman 神经网络结构

输入层单元的作用是传输信号;输出层单元的作用是线性加权;隐含层采用传递函数连接输入层和输出层,同时隐含层的输出通过承接层的延迟与存储,自联到隐含层的输入;承接层用来保存隐含层单元前一时刻的输出状态。每个隐含层节点都与一个对应的承接层节点相连。

Elman 神经网络的学习算法如下。

设输入层神经元个数为  $m$ ,隐含层神经元个数为  $n$ ,输出层神经元个数为  $k$ 。若网络输入记为  $\mathbf{X}(m \times 1$  的向量);隐含层输出记为  $\mathbf{S}(n \times 1$  的向量);网络输出记为  $\mathbf{Y}$ 。连接输入层神经元到隐含层神经元的权值记为  $\mathbf{W}_1(n \times m$  的矩阵);连接隐含层神经元到输出层神经元的权值记为  $\mathbf{W}_2(n \times 1$  向量);从隐含层神经元反馈回来的权值记为  $\mathbf{W}_3(n \times n$  的矩阵)。则有

$$\mathbf{S}(t) = f(\mathbf{W}_1 \cdot \mathbf{X} + \mathbf{W}_3 \cdot \mathbf{S}(t-1) + \mathbf{b}_1), \quad (1)$$

$$\mathbf{Y}(t) = g(\mathbf{W}_2 \cdot \mathbf{S}(t) + \mathbf{b}_2), \quad (2)$$

式中: $t$  表示时刻; $f$  表示隐含层的传递函数; $g$  表示输出层的传递函数; $\mathbf{S}(t-1)$  即为隐含层的反馈项; $\mathbf{b}_1$  和  $\mathbf{b}_2$  分别为隐含层和输出层的阈值。

Elman 神经网络的学习算法采用与常规的前向神经网络相似的梯度下降误差反向传播原理,学习指标函数采用平均误差平方和函数<sup>[8-9]</sup>

$$E = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^T [y(t) - \tilde{y}(t)]^2, \quad (3)$$

式中: $y(t)$  表示  $t$  时刻的实际输出; $\tilde{y}(t)$  表示  $t$  时刻的期望输出。

## 2 免疫遗传优化 Elman 神经网络

免疫遗传算法通过引入浓度因子来调整抗体的选择概率,保留种群中高适应度的抗体,并抑制种群中相似的抗体,使抗体尽量散布到整个解空间,有效避免了传统遗传算法的早熟收敛问题。

### 2.1 抗体浓度的定义

设有一规模为  $m$  的抗体群,其中每个抗体都可以表示成具有  $n$  个元素的一维向量。任取两个抗体  $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ , 设抗体  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  的适应度分别为  $f(\mathbf{x})$  和  $f(\mathbf{y})$ , 假定  $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  是一个适当小的正实数,若两式(4)(5)同时成立:

$$q(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left| 1 - \frac{f(\mathbf{x})}{f(\mathbf{y})} \right| \leq \epsilon_1, \quad (4)$$

$$s(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \left| \frac{x(i) - y(i)}{b_i - a_i} \right| \leq \epsilon_2, \quad (5)$$

则称抗体  $\mathbf{x}$  和抗体  $\mathbf{y}$  相似。其中  $q(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  是反映抗体  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  的品质性相似指标; $s(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  反映抗体  $\mathbf{x}$  和

$y$  的结构性相似指标;  $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  是抗体的相似度阈值;  $[b_i, a_i]$  为抗体向量元素在  $i$  维空间中的约束边界。该定义综合考虑了抗体的品质性和结构性相似指标; 同时它对结构性相似指标充分细化了抗体向量元素, 使得结构性相似指标更为精确。

在特定的规模为  $m$  的抗体群中, 与抗体  $k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ) 相似的抗体个数(包括抗体  $k$  自身)称为抗体  $k$  的浓度, 记为  $c_k^{[10]}$ 。

## 2.2 基于浓度的抗体选择

在依据适应度选择的机制上, 增加了基于浓度的调节因子。对于特定规模为  $m$  的抗体群, 抗体  $k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ) 的选择概率  $p_k$  为

$$p_k = \frac{f_k \times e^{-\beta \cdot c_k}}{\sum_{k=1}^m f_k \times e^{-\beta \cdot c_k}}, \quad (6)$$

式中:  $f_k$  为抗体  $k$  的适应度;  $\beta$  为  $(0, 1)$  之间的反映抗体适应度和浓度相对重要性的可调参数。式(6)表明在抗体浓度相同的情况下, 抗体适应度越大, 选择的概率越大; 在抗体适应度相同的情况下, 抗体浓度越大, 选择的概率越小。这样既保留了高适应度的抗体, 又减少了相似抗体的比例, 有效保证了抗体种群的多样性。

## 2.3 交叉操作

在优化 Elman 神经网络的权值和阈值时抗体采用实数编码, 所以交叉操作采用实数交叉方法。根据交叉概率  $p_c$  随机选择交叉父代  $x_k$  和  $x_l$ , 则抗体  $x_k$  和抗体  $x_l$  在第  $j$  位上的交叉操作算法为

$$\left. \begin{aligned} x_{kj} &= (1-r)x_{lj} + r \cdot x_{lj}, \\ x_{lj} &= (1-r)x_{kj} + r \cdot x_{kj}, \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中  $r$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。

## 2.4 变异操作

变异操作采用实值变异, 从抗体中以一定概率  $p_m$  选择 1 个起点和终点之外的序号作为变异点进行变异操作, 如图 2 所示。

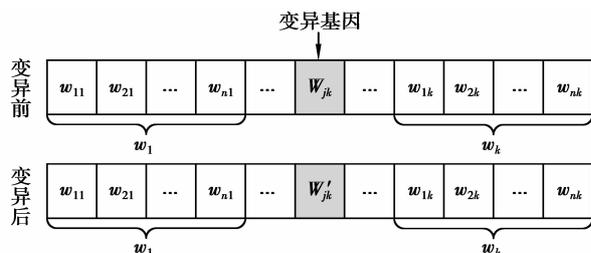


图 2 抗体变异操作示意图

变异操作可以在父代和步长范围定义的立体空间内产生更多的子代, 以扩大种群的多样性。选择

第  $k$  个抗体的第  $j$  个基因  $x_{kj}$  进行变异, 操作方法为

$$x_{kj} = \begin{cases} x_{kj} + (b_j - x_{kj}) \times f(t), & r > 0.5; \\ x_{kj} + (x_{kj} - a_j) \times f(t), & r \leq 0.5. \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $b_j$  为抗体向量基因  $x_{kj}$  的上界;  $a_j$  为抗体向量基因  $x_{kj}$  的下界;  $r$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;  $f(t)$  反映了不同进化代数的变异概率, 表示为

$$f(t) = r_1 \times \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)^2, \quad (9)$$

式中:  $t$  为当前进化代数;  $t_{\max}$  为最大进化代数;  $r_1$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。

## 2.5 自适应交叉和变异

固定的交叉算子  $p_c$  和变异算子  $p_m$  不能对 Elman 网络的参数进行动态寻优, 所以必须根据抗体种群的进化情况, 自适应地调整  $p_c$  和  $p_m$  的大小。设抗体的种群规模为  $m$ , 则遗传多样性因子  $D(m)$  为

$$D(m) = \frac{\sum_{i=1}^m f_i(t)}{m \times f_{\max}(t)}, \quad (10)$$

式中:  $f_i(t)$  为第  $t$  代中抗体  $i$  的适应度;  $f_{\max}(t)$  为第  $t$  代中最优抗体的适应度;  $D(m) \in (0, 1]$ 。抗体的多样性因子反映了种群在进化过程中抗体的相似性程度, 极大极小情况均不利于参数的全局寻优。由此定义自适应交叉概率  $p_c$ 、自适应变异概率  $p_m$  为<sup>[11]</sup>

$$\left. \begin{aligned} p'_m &= k_m \cdot p_m, p'_c = \frac{p_c}{k_c}, D(m) > D; \\ p'_m &= p_m, p'_c = p_c, d < D(m) < D; \\ p'_m &= \frac{p_m}{k_m}, p'_c = k_c \cdot p_c, D(m) < d. \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中:  $p'_c$  和  $p'_m$  分别为调整后的交叉算子和变异算子;  $d$  和  $D$  分别为多样性因子的上下界值。

## 2.6 精英保留策略

当抗体持续对同一抗原进行学习时, 由于免疫记忆机制的作用, 免疫系统对抗原的应答速度将大大提高, 并产生更高适应度的抗体以消灭抗原。为了防止当前群体的最优抗体在下一代丢失, 采用“精英保留”策略<sup>[12-13]</sup>。其原理是从历代种群中取一定比例的高适应度抗体不进行交叉变异而直接复制到下一代中构建优良记忆库, 实现抗体种群的精英保留, 具体操作如下:

设遗传算法进化到第  $t$  代时, 群体中  $x_1(t)$  为最优抗体。又设  $A(t+1)$  为新一代群体, 若  $A(t+1)$  中不存在  $x_1(t)$ , 则把  $x_1(t)$  加入到  $A(t+1)$  中作为  $A(t+1)$  的一个抗体, 同时从  $A(t+1)$  中淘汰一个适应度最低的抗体。

采用“精英保留”策略后,免疫遗传算法在进化过程中,迄今出现的最优抗体不会因为选择、交叉和变异而丢失和破坏。

### 3 基于免疫遗传优化 Elman 神经网络的旋转机械故障诊断模型

基于免疫遗传算法 IGA 优化 Elman 神经网络的旋转机械故障诊断流程如图 3 所示。首先对获取的旋转机械的故障振动信号进行 EMD 分解<sup>[14-15]</sup>,提取表征机械故障的各个 IMF 分量能量归一化处理后作为免疫遗传 IGA 优化 Elman 神经网络的特征向量;利用免疫遗传 IGA 优化 Elman 网络对训练样本进行训练,获取网络的最优权值向量和阈值向量;最后利用最优的网络参数重建故障诊断模型对测试样本进行辨识诊断,输出诊断结果。

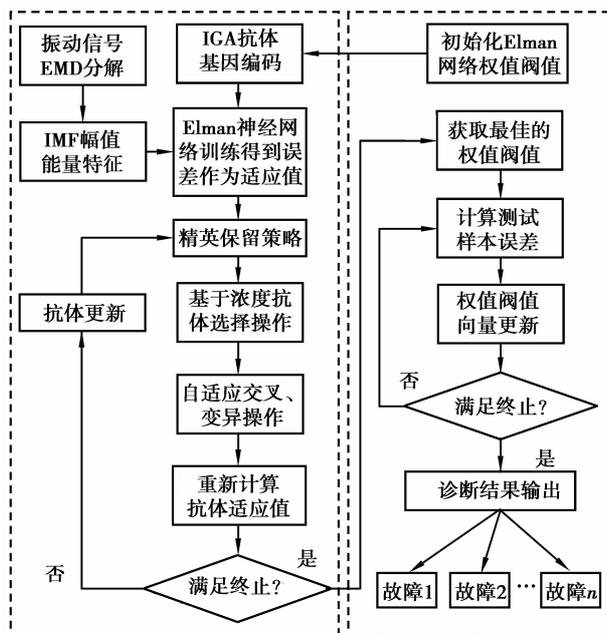


图 3 基于免疫遗传优化 Elman 神经网络的故障诊断模型

#### 3.1 IGA 抗体基因的确定

IGA 算法训练 Elman 神经网络时,首先定义抗体基因向量  $\mathbf{X}$ ,为了充分保留 Elman 网络的动态特性,从隐含层神经元反馈回来的权值  $\mathbf{W}_3$  不予优化。以 Elman 网络全体节点之间的连接权值和节点的阈值组成抗体的初始向量。

$$\mathbf{X} = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2]. \quad (12)$$

为了使网络的实际输出和期望输出的误差平方和指标达到最小,定义 Elman 网络基于平方误差均值函数  $E(x_i)$  的适应度函数

$$f(x_i) = \frac{1}{E(x_i) + \zeta}, \quad (13)$$

式中: $\zeta$  为大于 0 的调节量;

$$E(x_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^P (y'_{ij} - y_{ij})^2, \quad (14)$$

其中  $N$  为训练样本数, $P$  为输出神经元个数, $y'_{ij}$  为样本实际输出, $y_{ij}$  为样本期望输出。

#### 3.2 IGA 优化 Elman 网络算法

1) 初始化种群,确定种群规模  $N$ ,适应度阈值  $\epsilon$ ,最大迭代次数  $t_{\max}$ ,在权值和阈值范围内确定每个抗体的初始向量元素。

2) 根据抗体  $X_i$  和训练样本,按式(13)计算每个抗体的适应度。

3) 对于当前种群  $P_t$ ,根据抗体的适应度排序,选出适应度最高的 1 个抗体作为精英抗体保存在 1 个专用变量中。

4) 若为第 1 代抗体群,则转到步骤 7);否则,继续执行下步操作。

5) 确定每个抗体的适应度;若当前抗体群中没有与精英抗体适应度相同的抗体,则将保存在专用变量中的精英抗体复制 1 个替换当前抗体群中适应度最小的抗体;否则,继续。

6) 若当前抗体群中适应度最大的抗体其适应度大于精英抗体的适应度,则将抗体群中适应度最大的抗体复制 1 个替代保存在专用变量中的当前精英抗体;否则,继续。

7) 依据抗体的相似度定义,即式(4)–(6),计算每个抗体的浓度及选择概率;根据选择概率应用比例选择法对抗体种群执行选择和复制操作。

8) 依据式(11)计算的自适应交叉概率  $p_c$  和自适应变异概率  $p_m$  对抗体群执行交叉和变异操作。

9) 判断设置条件是否满足。若条件满足,则输出结果,算法停止;若条件不满足,则返回到步骤 2),继续循环操作。

## 4 诊断实例分析

为了验证方法的有效性,搭建滚动轴承故障模拟试验台,轴承型号为 6205-2RS,轴承外径为 52 mm,内径为 25 mm,节径为 39.04 mm,厚度为 15 mm。轴承的驱动转速为 1 750 r/min,以 48 kHz 的频率进行采样。轴承故障是通过激光切割轴承外圈、内圈上的开槽位置以及滚动体外表面来设置的。分别测取滚动轴承外圈损伤、内圈损伤和滚动体损伤各个状态下的故障信号进行分析。图 4 为滚动轴承 3 种状态下的故障振动信号的时域波形。

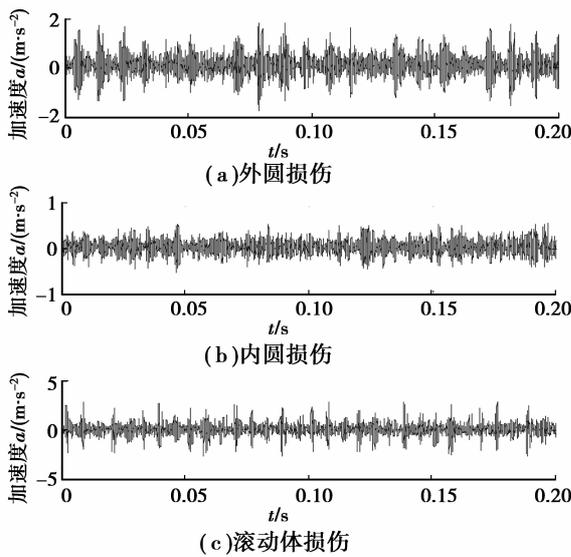


图 4 深沟球轴承故障振动信号时域图

对滚动轴承各状态下的振动信号进行 EMD 分解,提取各状态信号的 IMF 幅值能量构造特征向量。在 EMD 分解过程中,各状态信号前 6 个 IMF 分量已经反映了滚动轴承的本质变化特征。因此选择前 6 个 IMF 分量能量来构建特征向量,表 1 给出了部分特征向量样本。对于滚动轴承的各个状态,从获得的特征向量样本中选取 30 组样本构造训练样本,另外 30 组构造测试样本,构建免疫遗传算法优化的 Elman 神经网络故障诊断模型并进行诊断测试。

表 1 深沟球滚动轴承故障特征向量表

状态 样本	IMF 分量幅值能量特征						
	编号	E(1)	E(2)	E(3)	E(4)	E(5)	E(6)
外圈损伤	12	0.994 2	0.048 9	0.018 4	0.006 8	0.001 8	0.000 9
	14	0.997 7	0.047 6	0.014 1	0.005 7	0.001 7	0.000 7
	18	0.996 3	0.052 4	0.017 0	0.005 5	0.001 6	0.000 9
内圈损伤	33	0.953 4	0.274 1	0.112 7	0.067 7	0.008 1	0.003 0
	37	0.946 7	0.302 3	0.115 9	0.063 4	0.006 8	0.004 5
	40	0.942 9	0.305 7	0.128 2	0.069 2	0.007 2	0.004 3
滚动体损伤	66	0.986 5	0.147 7	0.095 8	0.056 1	0.023 4	0.015 3
	68	0.978 2	0.194 9	0.115 1	0.078 3	0.025 1	0.010 9
	69	0.957 6	0.213 7	0.178 3	0.122 7	0.028 0	0.018 0

针对滚动轴承的 3 类故障特征,定义 Elman 神经网络的输入神经元数目为 6,隐含层神经元数目为 11,输出层神经元数目为 3,其期望输出  $Y=[Y_1, Y_2, Y_3]$  定义为:外圈损伤(1,0,0),内圈损伤(0,1,0),滚动体损伤(0,0,1),输出范围为[0,1],数值越大,则表明与之对应的故障类型越大。隐含层神经元的传递函数采用 S 型正切函数 tansis,输出层神经元传递函数采用线性函数 purelin,网络的训练学习函数采用梯度下降动量学习函数 learnngdm,网络的最大迭代次数设为 2 000,训练目标误差设为 0.002。在免疫遗传算法 IGA 中,种群规模  $N$  设为 10,最大进化代数  $t_{max}$  设为 50,式(12)中  $D=0.25, d=0.005$ 。为了验证 IGA 优化 Elman 网络的实际效果,首先利用滚动轴承典型故障特征矢量对传统的 Elman 网络模型、IGA 优化 Elman 网络模型进行训练,然后分别利用两种网络对测试样本进行诊断识别,比较两种网络模型的训练效率和识别性能。

1) 模型训练:对滚动轴承的 3 种故障模式,以实验工况中的 30 组数据作为训练样本对网络进行训练。图 5 为传统 Elman 网络的训练误差曲线,图 6 为免疫遗传 IGA 优化 Elman 网络的训练误差曲线。从训练结果可以看出传统 Elman 网络的迭代次数为 1 250,收敛时间为 12.36 s,收敛误差为 0.001 99;IGA 优化的 Elman 网络的迭代次数为 356,收敛时间为 3.91 s,收敛误差为 0.001 98。为了测试模型辨识性能的稳定性和泛化能力,对同一批样本数据重复进行 10 次训练,10 次训练结果显示 IGA 优化的 Elman 网络在迭代次数、收敛时间、初始收敛误差均优于传统 Elman 网络,同时传统 Elman 网络各次训练结果的波动性也远大于 IGA 优化的 Elman 网络。

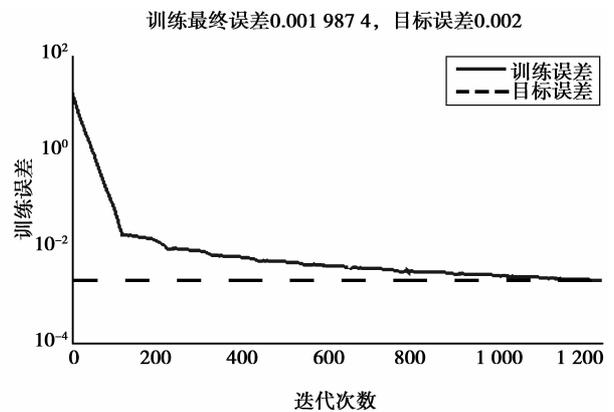


图 5 传统 Elman 神经网络的训练误差曲线

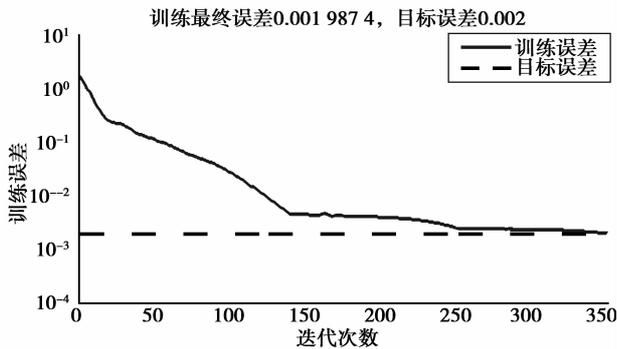


图 6 IGA 优化 Elman 神经网络的训练误差曲线

由此可见,对于相同的训练样本,免疫遗传 IGA 优化 Elman 网络迭代次数更少,收敛效率更高,模型训练结果更趋稳定。

2) 模型测试:利用训练好的网络模型对预置的测试样本进行诊断测试,设置网络的诊断阈值为 0.8,即网络输出向量中 3 个元素的最大值超过 0.8 即确诊,低于 0.8 即拒判,表 2 给出了部分样本的测试结果,表 3 给出了所有样本的综合测试结果。由表 2 的比较结果可以看出,免疫遗传 IGA 优化的 Elman 网络其实际输出与期望输出非常接近,样本的聚类效果明显优于传统 Elman 神经网络,如果将诊断阈值 0.8 扩大,则故障模式的判别性能相比传统 Elman 神经网络的优势将进一步凸显。在表 3 中,传统 Elman 网络的测试样本总数为 90 组,其中内圈损伤有 1 组拒判;滚动体损伤有 5 组拒判,同时有 1 组结果误判为外圈损伤。而 IGA 优化的 Elman 网络仅 1 组样本拒判,故障诊断正确率明显高于传统的 Elman 神经网络,网络模型的识别性能和泛化性能大大增强。

表 2 外圈、内圈、滚动体在不同模型中的诊断结果对比

测试样本 故障类型 编号	期望 输出	传统 Elman 网络			免疫遗传算法优化 Elman 网络				
		实际输出	诊断结论	实际输出	诊断结论				
外圈 损伤	10 1 0 0	0.842 5	0.117 4	0.043 3	外圈损伤	0.996 4	0.023 2	0.015 1	外圈损伤
	13 1 0 0	0.925 8	0.010 2	0.053 4	外圈损伤	0.992 5	0.031 3	0.002 4	外圈损伤
	17 1 0 0	0.936 0	0.019 0	0.000 7	外圈损伤	0.954 4	0.009 7	0.002 6	外圈损伤
外圈 损伤	33 0 1 0	0.007 1	0.691 3	0.230 5	拒判	0.022 7	0.958 8	0.010 1	内圈损伤
	35 0 1 0	0.018 2	0.956 7	0.072 4	内圈损伤	0.013 3	0.995 1	0.095 3	内圈损伤
	36 0 1 0	0.118 7	0.824 9	0.027 6	内圈损伤	0.026 6	0.950 1	0.033 5	内圈损伤
滚动体 损伤	61 0 0 1	0.054 1	0.010 3	0.938 8	滚动体损伤	0.215 3	0.091 1	0.745 1	拒判
	62 0 0 1	0.436 1	0.026 3	0.666 8	拒判	0.142 5	0.080 5	0.884 7	滚动体损伤
	65 0 0 1	0.335 8	0.018 9	0.646 3	拒判	0.216 1	0.036 5	0.854 5	滚动体损伤

表 3 两种模型故障诊断综合准确率对比

诊断模型	故障 类型	测试 样本数	诊断结果			故障诊断 正确率 %
			正确	拒判	判错	
Elman 网络	外圈 损伤	30	30	0	0	100.0
	内圈 损伤	30	29	1	0	96.7
	滚动体 损伤	30	24	5	1	80.0
IGA 优化 Elman 网络	外圈 损伤	30	30	0	0	100.0
	内圈 损伤	30	30	0	0	100.0
	滚动体 损伤	30	29	1	0	96.7

## 5 结 论

笔者提出基于免疫遗传算法优化 Elman 神经网络的旋转机械故障诊断模型,先将滚动轴承振动信号通过 EMD 分解为多个 IMF 分量之和,再选取最能反应故障调制特征的 IMF 瞬时幅值能量作为故障特征输入到免疫遗传算法优化的 Elman 神经网络中进行故障诊断。IMF 瞬时幅值能量能够很好地实现旋转机械的故障特征提取;Elman 神经网络通过在隐含层中增加一个承接层使得诊断模型具有适应时变特性的能力;IGA 对 Elman 神经网络权值向量和阈值向量的优化选择更进一步地提升了 Elman 神经网络的故障诊断精度和泛化推广能力。试验表明,基于 IGA 优化的 Elman 神经网络的旋转机械故障诊断模型能够对滚动轴承的各种耦合故障能够作出准确的分类识别,为旋转机械的故障诊断提供了一种新型的诊断方法。

## 参考文献:

- [1] EKICI S, YILDIRIM S, POYRAZ M. A transmission line fault locator based on Elman recurrent networks[J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9 (1): 341-347.
- [2] LIU C Y, HUANG J C, YANG W C. Modeling word perception using the Elman network [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71 (16/18):3150-3157.
- [3] 汤宝平, 习建民, 李锋. 基于 Elman 神经网络的旋转机械故障诊断[J]. *计算机集成制造系统*, 2010, 16(10): 2148-2152.  
TANG BAO-PING, XI JIAN-MIN, LI FENG. Fault diagnosis for rotating machinery based on Elman neural network [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2010, 16(10):2148-2152.
- [4] LUH G C, LIN C Y. PCA based immune networks for human face recognition[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11 (2):1743-1752.
- [5] WANG D W, FUNG R Y K, IP W H. An immune-genetic algorithm for introduction planning of new products[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2009, 56(3):902-917.
- [6] 付华, 乔德浩, 池继辉. 用于非线性系统参数辨识的 CIPSO-ENN 耦合算法研究[J]. *西安交通大学学报*, 2011, 45(2):1-6.  
FU HUA, QIAO DE-HAO, CHI JI-HUI. CIPSO-ENN coupling algorithm for nonlinear dynamic system parameter identification[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(2):1-6.
- [7] AO S I, PALADE V. Ensemble of Elman neural networks and support vector machines for reverse engineering of gene regulatory networks[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11 (2):1718-1726.
- [8] 陈群, 晏克非, 王仁涛, 等. 基于相空间重构及 Elman 网络的停车泊位数据预测[J]. *同济大学学报:自然科学版*, 2007, 35(5):607-611.  
CHEN QUN, YAN KE-FEI, WANG REN-TAO, et al. Parking space information prediction based on phrase construction and Elman neural network[J]. *Journal of Tongji University: Natural Science*, 2007, 35(5): 607-611.
- [9] 高龙士, 计时鸣. 基于 Elman 神经网络的汽车发动机故障诊断及其实现[J]. *机械科学与技术*, 2010, 29(9): 1209-1212.  
GAO LONG-SHI, JI SHI-MING. Automobile engine fault diagnosis and its implementation based on Elman neural network[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2010, 29(9):1209-1212.
- [10] 陈曦, 谭冠政, 江斌. 基于免疫遗传算法的移动机器人实时最优路径规划[J]. *中南大学学报:自然科学版*, 2008, 39(3):577-583.  
CHEN XI, TAN GUAN-ZHENG, JIANG BIN. Real-time optimal path planning for mobile robots based on immune genetic algorithm[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2008, 39 (3): 577-583.
- [11] 薛文涛, 吴晓蓓, 王强. 基于免疫学习机制的遗传算法及其应用[J]. *信息与控制*, 2008, 37(1):9-17.  
XUE WEN-TAO, WU XIAO-BEI, WANG QIANG. A genetic algorithm based on immune learning mechanism and its application[J]. *Information and Control*, 2008, 37(1):9-17.
- [12] DE JONG K A. An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems[D]. Ann Arbor: University of Michigan, 1975.
- [13] RUDOLPH G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(1):96-101.
- [14] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Science*, 1998, 454 (1971):903-995.
- [15] 李锋, 汤宝平, 刘文艺. 遗传算法优化最小二乘支持向量机的故障诊断[J]. *重庆大学学报*, 2010, 33(12): 14-20.  
LI FENG, TANG BAO-PING, LIU WEN-YI. Fault diagnosis based on least square support vector machine optimized by genetic algorithm [J]. *Journal of Chongqing university*, 2010, 33(12):14-20.

(编辑 张 芊)