

旋转机械故障诊断的量子神经网络算法

朱大奇, 陈尔奎

(江南大学控制科学与工程研究中心, 江苏省 无锡市 214122)

A Quantum Neural Networks Fault Diagnosis Algorithm for Rotating Machinery

ZHU Da-qi, CHEN Er-kui

(Research Centre of Control Science and Engineering, Southern Yangtze University,

Wuxi 214122, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: An information fusion fault diagnosis algorithm based on the quantum neural networks is presented for the pattern recognition with overlapping classes, and it is used in the fault diagnosis of rotating machinery. By measuring the speed and acceleration of the vibration, the membership function assignment of two sensors to all fault patterns is calculated, and the fusion membership function assignment is gained by using the 5-level transfer function quantum neural networks(QNN), then according to the fusion data, the fault pattern is found. Comparing the diagnosis results based on separate original data with the ones based on QNN fused data, it is shown that the quantum fusion fault diagnosis method is more accurate.

KEY WORDS: Quantum neural network; Multi-level transfer function; Information fusion; Pattern recognition; Fault diagnosis

摘要: 针对故障模式之间存在交叉数据的诊断不确定问题, 将多层激励函数的量子神经网络引入多传感器信息融合之中, 提出一种基于量子神经网络的多传感器信息融合故障诊断算法。并将其应用到旋转机械故障诊断中, 通过测试被诊断设备的振动速度和加速度信号, 求出两传感器对各故障模式的故障隶属度, 利用多层激励函数的量子神经网络进行信息融合, 得到融合的各故障模式隶属度值, 确定真正的故障模式, 提高了故障诊断的准确率。

关键词: 量子神经网络; 多层激励函数; 信息融合; 模式识别; 故障诊断

1 引言

量子神经网络的概念出现于上世纪 90 年代,

基金项目: 江苏省自然科学基金项目 (BK 2004021); 教育部科学技术研究重点项目基金 (105088); 总装备部国防预研基金 (413170203)。

它是将量子力学的思想引入神经网络研究中, 克服传统神经网络模型的缺陷和不足^[1](如学习速度慢, 灾变性失忆及识别精度低等)。自从 1995 年 Kak 首次提出量子神经计算的概念以来^[2], 量子神经网络得到了广泛关注, 推出了很多的想法和初步的模型。1997 年 N.B.Karayiannis 等人^[3-5] 借用了量子理论中量子态叠加的思想, 提出了基于多层激励函数的量子神经网络模型, 在三层的神经网络结构中, 隐层量子神经元的激励函数采用多个传统激励函数的叠加, 使网络有了一种固有的模糊性, 理论和实验均证明多层激励函数的量子神经网络模型对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题, 有极好的分类效果。目前它已成功地应用于手写字体识别、气象预测、语音及图像识别等领域^[7-9]。

在旋转机械故障诊断中, 由于各常见故障模式的相互影响, 使各故障模式数据有不同程度的交叉^[10-11], 如: “转子不平衡”与“转子不对中”故障, 均表现为振动信号不同程度的异常, 从模糊集合论观点来看, 这两类故障模式数据相互交叉, 如果仅应用常规的信号分析处理的方法进行故障诊断, 就会存在一定的误判现象^[12-13]; 文献[14-15]将基于 DS 证据理论的多传感器信息融合技术应用到旋转机械故障识别中, 提高了故障诊断的准确率, 但融合效果有待提高, 因为在故障判定阈值较大时, 仍然会出现漏判现象。因此本文利用多层激励函数的量子神经网络模型的固有的模糊性, 首次将多层激励函数的量子神经网络模型引入多传感器信息融合之中, 提出一种基于量子神经网络的多传感器信息融合故障诊断算法。并以故障模式之间

存在交叠的旋转机械故障诊断为例，通过测试被诊断设备的振动速度和加速度信号，求出两传感器对各故障模式的故障隶属度，利用多层激励函数的量子神经网络进行信息融合，得到融合的各故障模式的故障隶属度，确定真正的故障模式，减少故障模式识别的不确定性，提高故障诊断的准确率，验证所提故障诊断算法的有效性。

2 基于多层激励函数的量子神经网络信息融合算法

2.1 常规 BP 神经网络信息融合故障诊断算法

最典型的 BP 网络是三层前馈网络，即输入层，隐含层和输出层。如图 1 所示，其中输入层对应于故障现象，输出层对应于故障模式，设输入层 L_A 有 m 个节点 (m 等于传感器数目与待诊断故障模式数目 n 之积)，输出层 L_C 有 n 个节点 (等于待诊断故障模式数目)，隐含层 L_B 的节点数目为 u 。隐含层中的节点输出函数为

$$b_r = f(\mathbf{W}^T \mathbf{X} - q) \quad r=1, \dots, u \quad (1)$$

输出层中节点的输出函数为

$$c_j = f(\mathbf{V}^T \mathbf{B} - j) \quad j=1, \dots, n \quad (2)$$

式中 f 采用 S 型函数即 $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ ； W_{ir} 为输入层神经元 a_i 到隐含层神经元 b_r 间的连接权； V_{rj} 为隐含层神经元 b_r 到输出层神经元 c_j 间的连接权； q_r 为隐含层的阈值； j_j 为输出层单元的阈值； \mathbf{X} 、 \mathbf{B} 为分别为隐层节点的输入矢量和输出层节点的输入矢量。

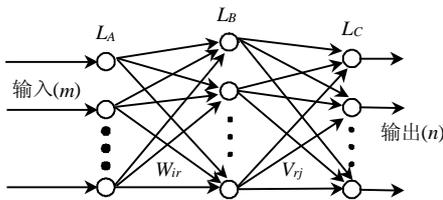


图 1 三层 BP 神经网络结构
Fig. 1 3-level construction of BP neural network

神经网络信息融合，是将神经网络引入信息融合之中，同时结合模糊集合论进行故障判断^[16]。其具体过程为：通过多传感器测试被诊断对象，求出每一传感器对故障集中各类故障的隶属度值，将所有传感器的故障隶属度值矢量作为神经网络的输入，网络输出即为融合后该症状属于各类故障的隶属度值矢量，最后利用基于规则的判定原则进行故障决策，其融合诊断过程如图 2 所示。其中 A_1, A_2, \dots, A_n 为待诊断的故障模式。 $m_j(A_1), m_j(A_2), \dots, m_j(A_n)$ 为

传感器 j 测得的各故障模式 A_1, A_2, \dots, A_n 所得的隶属度值， $m(A_1), m(A_2), \dots, m(A_n)$ 为融合的隶属度值。

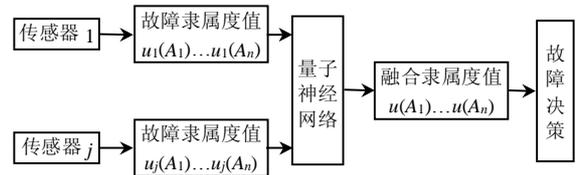


图 2 量子神经网络信息融合故障诊断
Fig. 2 The fault diagnosis of quantum neural network
2.2 基于多层激励函数的量子神经网络

1997 年, N.B.Karayiannis 借用了量子理论中量子态叠加的思想，提出了基于多层激励函数的量子神经网络模型，在三层的神经网络结构中，隐层量子神经元的激励函数采用多个传统激励函数的叠加，使网络有了一种固有的模糊性，它能将决策的不确定性数据合理地分配到各故障模式中，从而减少模式识别的不确定度，提高模式识别的准确性。此处式(1)变为

$$b_r = \frac{1}{ns} \sum_{s=1}^{ns} f[b(\mathbf{W}^T \mathbf{X} - q_s)] \quad (3)$$

式中 q_s 为量子间隔； s 为量子间隔数目，其大小的选择与待诊断的故障模式数目相同； b 为陡度因子。

多层激励函数的量子神经网络模型对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题，有极好的分类效果。因此将多层激励函数的量子神经网络与多传感器信息融合相结合，应用于旋转机械的故障识别，必将能消除由于单传感器提供信息不完全及相近相故障模式互影响而出现误判和漏判现象。提高故障诊断的准确率。

2.3 网络训练算法

多层激励函数的量子神经网络模型的训练算法仍采用梯度下降法。每个训练周期中，训练算法不仅更新不同层神经元之间的连接权，而且更新隐层各神经元的量子间隔。前者与常规 BP 网络更新算法完全相同，后者隐层神经元的量子间隔更新算法如下^[4,17]：

对模式类矢量 \mathbf{C}_m (m 为模式类数目)，隐层第 i 个神经元的输出变量有：

$$s_{i,m}^2 = \sum_{x_k \in \mathbf{C}_m} (\langle \mathbf{O}_{i,m} \rangle - \mathbf{O}_{i,k})^2 \quad (4)$$

其中， $\mathbf{O}_{i,k}$ 为在输入矢量为 x_k 时，隐层第 i 个神经元的输出。 $\langle \mathbf{O}_{i,m} \rangle$ 为

$$\langle \mathbf{O}_{i,m} \rangle = \frac{1}{|\mathbf{C}_m|} \sum_{x_k \in \mathbf{C}_m} \mathbf{O}_{i,k} \quad (5)$$

通过最小化 $s_{i,m}^2$ ，能够得到隐层量子间隔 $q_{i,s}$ 的更新方程，隐层第 i 个神经元的 s 个量子间隔为

$$\Delta q_{i,s} = h \frac{b}{ns} \sum_{m=1}^n \sum_{x_k \in C_m} (\langle O_{i,m} \rangle - O_{i,k}) \cdot (\langle v_{i,m,s} \rangle - v_{i,k,s}) \quad (6)$$

式中 h 为学习率； b 为陡度因子； n 为输出神经元数目，如故障模式数目。

$$\begin{cases} \langle v_{i,m,s} \rangle = \frac{1}{|C_m|} \sum_{x_k \in C_m} v_{i,k,s} \\ v_{i,k,s} = O_{i,k,s} (1 - O_{i,k,s}) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $O_{i,k,s}$ 为在输入矢量为 x_k 时第 s 个量子间隔时，隐层第 i 个神经元的输出。

3 旋转机械故障诊断实例分析

3.1 旋转机械故障诊断的实验平台

大型旋转机械是电力、冶金、化工生产中的常见而重要的设备，对其进行实时状态监测和故障准确诊断一直是工业生产的重要内容。在此以实验室中旋转机械振动实验台为仿真对象设计实现了一套基于多层激励函数的量子神经网络故障诊断实验系统，此实验平台是通过变频器控制电机使转子可以在不同转速下转动，同时可以在转子上固定不同质量的吸盘设置转子不平衡故障、改变转轴位置设置转子不对中故障、松动固件螺栓模仿转子零件松动故障。在故障诊断中，利用两种传感器即速度传感器和加速度传感器得到转子的振动信号，经小波分析变换后提取故障特征值^[11]，然后利用文中隶属函数公式计算各故障模式隶属度值。用多层激励函数的量子神经网络进行融合，由融合隶属函数值进行故障模式判定。其诊断系统结构如图2所示。图3为转子不平衡故障模式的速度信号波形图。

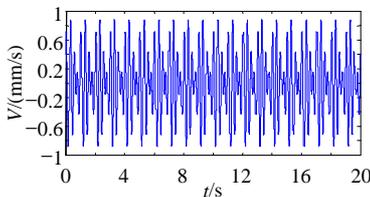


图3 不平衡故障模式的速度信号波形图
Fig. 3 The speed signal for unbalance fault

3.2 故障隶属函数的形式

隶属度函数形式的确定主要应考虑两个因素：

- ①传感器本身的工作性能；
- ②传感器工作时的各种干扰情况如机械噪声、电磁波的影响。若仅考虑第

二种因素，则传感器对同一种物理量的测定值的概率密度函数形式一般可确定为高斯分布。然而，一般的传感器，由于机械、温度、压力等原因使其输出产生线性漂移，也就是说，某传感器在不同时间对同一物理量进行测定时，其平均值也在一定范围内产生漂移，这一现象使得各个传感器对同一物理量测定结果 $f(x)$ 符合图4的分布。

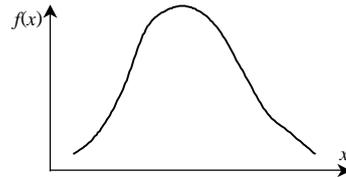


图4 传感器测定值分布
Fig. 4 The distribution of Measurement

显然，要用数学表达式来精确地表达这一模型，并把它作为隶属度函数，其形式就显得过于繁琐，而且也无必要。此处采用梯形函数对这一模型进行理想化如图5所示，并将其作为各模式特征的隶属度函数，用数学公式可表示如下

$$m_{ij} = \begin{cases} 0 & x_j \leq x_0 - t_{ij} \\ \frac{x_j - x_0 + t_{ij}}{t_{ij} - e_{ij}} & x_0 - t_{ij} < x_j \leq x_0 - e_{ij} \\ 1 & x_0 - e_{ij} < x_j \leq x_0 + e_{ij} \\ -\frac{x_j - x_0 - t_{ij}}{t_{ij} - e_{ij}} & x_0 + e_{ij} < x_j \leq x_0 + t_{ij} \\ 0 & x_j > x_0 + t_{ij} \end{cases} \quad (8)$$

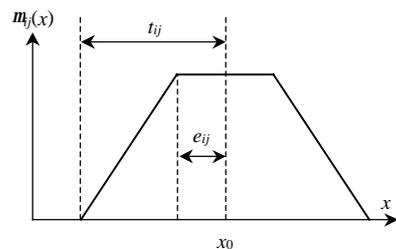


图5 特征值隶属度分布函数
Fig. 5 The membership function assignment

其中， m_{ij} 为传感器 j 测定被测对象属于 i 模式的隶属度； x_j 表示传感器 j 测定的实际特征值； x_0 、 e_{ij} 、 t_{ij} 分别为传感器 j 测定被测目标隶属于 i 模式的标准特征值，特征允许误差和特征最大偏差； x_0 的值可用传感器对某一类模式测定值的数学期望来代替； e_{ij} 的值可通过求图4中概率分布函数的双侧百分点来实现； t_{ij} 的值则可通过求样本极差得到。

3.3 目标模式判定规则

对神经网络融合后输出的各模式属于故障的

隶属度值，在故障模式决策时，其基本原则有：

(1) 判定的目标模式应具有最大的隶属度值。

(2) 判定的目标模式的隶属度值要大于某一阈值。一般来说此值至少要大于 $1/n$ (n 为待诊断模式个数)，阈值越大故障判断的准确性越高，只是取得过大时测试得到的故障隶属度值无法满足要求，因此必须针对实际被诊断对象，选择一大于 $1/n$ 的适当数值。此处取此值为 0.7。

(3) 判定的目标模式和其它模式的隶属度值之差要大于某个门限。此门限的取值类似于条件(2)。对后面的诊断实例取其值为 0.5。

3.4 实验设计

实验时，人为设置了 3 种不同类型故障进行模拟实验，它们是：转子不平衡、转子不对中、转子零件松动，再加入设备无故障情形，共 4 种模式。通过速度和加速度传感器分别测试转子在各种状况下的参数值，利用梯形函数，得到各故障模式特征值的隶属函数，进一步计算出每种传感器对各故障模式的隶属函数值分配。

本实例中有 4 个目标模式：转子不平衡、转子不对中、转子零件松动、无故障，再加一不确定度数值，2 种传感器。因此网络输入神经元个数为 $2 \times 5 = 10$ ，分别对应 2 传感器测得的各情况的隶属函

数值，输出神经元个数为 5，分别代表 4 种目标模式和 1 个不确定数值，不确定度大小为 1 减去其它模式隶属函数之和。隐层神经元个数取 12，相应隐层神经元的量子间隔数 $ns=5$ ，其初始量子间隔 q_s 为一随机数，陡度因子 $b=1$ 。在不同的转速下，通过人为设置不同故障模式，可以得到不同故障模式时的训练样本。样本中输入为传感器测试的各个模式隶属函数值（包括无故障模式和不确定度项），输出代表待诊断设备的是否属于故障的状态，样本中对应实际目标模式的神经元输出为 1，其他神经元输出为 0。

3.5 结果讨论

表 1 为分别利用 DS 证据理论^[14]、常规 BP 神经网络、量子神经网络进行信息融合的诊断结果及单传感器诊断结果。其中第一行，第二行为速度和加速度传感器所测得的各目标模式隶属函数值，第三、第四、第五分别为 DS 证据理论融合、BP 融合和量子神经网络融合后属于各目标模式的隶属函数值。显而易见本设备被诊断的 3 个故障模式中，两种传感器单独提取的隶属函数值有的很相近，且其不确定度数值均较大，如果只用一种传感器的隶属函数分配来识别故障模式，就会出现无法确定故障模式的状况。

表 1 单传感器及信息融合诊断诊断结果
Tab. 1 Fault diagnosis result of single sensor and information fusion

故障模式	传感器	信度函数				不确定度	诊断结果
		不平衡	不对中	零件松动	无故障		
不平衡	速度	0.2060	0.1519	0.1462	0.1326	0.3633	不定
	加速度	0.3709	0.0907	0.2378	0.1024	0.1983	不定
	DS 融合	0.4098	0.1225	0.2394	0.1138	0.1144	不定
	BP 融合	0.6478	0.0986	0.1107	0.0589	0.0860	不定
	量子融合	0.7208	0.0890	0.0976	0.0556	0.0370	不平衡
不对中	速度	0.2928	0.4680	0.2269	0.0092	0.0031	不定
	加速度	0.1630	0.1679	0.1645	0.1243	0.3803	不定
	DS 融合	0.2917	0.4670	0.2269	0.0091	0.0022	不定
	BP 融合	0.1232	0.7108	0.1023	0.0062	0.0575	不对中
	量子融合	0.0897	0.7936	0.1106	0.0051	0.0012	不对中
零件松动	速度	0.1352	0.1411	0.3115	0.1103	0.302	不定
	加速度	0.1827	0.1769	0.2240	0.1035	0.3111	不定
	DS 融合	0.1873	0.1878	0.3599	0.1182	0.1443	不定
	BP 融合	0.1289	0.1345	0.5497	0.0846	0.1024	不定
	量子融合	0.1023	0.0873	0.7036	0.0402	0.0676	零件松动

从表 1 可以明显看出，无论是 DS 证据理论融合、BP 融合还是量子神经网络融合，其融合后隶属函数值和单传感器的隶属函数值相比，增加了实际故障模式的隶属函数值，相对减少了其它模式的隶属函数值，同时使设备故障诊断的不确定性大幅

度降低。也就是说，基于多传感器信息融合增加了设备的可分析性，有效地提高故障模式的识别能力，使故障诊断的准确率得以提高。

从实验结果还可以看出，多层激励函数的量子神经网络信息融合结果要比 DS 证据理论融合、常

规 BP 神经网络融合结果好。当故障判定阈值取 0.35, 在不考虑“目标模式和其它模式的隶属度值之差门限”这一条件时, 无论是 DS 证据理论融合、BP 融合还是量子神经网络融合, 其结果都能准确判定故障模式; 当故障判定条件阈值提高时, 如取 0.7 时, 量子神经网络融合仍能准确识别故障模式, BP 融合只能部分识别故障模式(如转子不对中故障), 而 DS 证据理论融合则无法进行故障诊断。这充分反应了多层激励函数的量子神经网络模型对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题, 有极好的分类效果。

4 结论

本文阐述了基于多层激励函数的量子神经网络信息融合算法, 并首次将其应用到旋转机械故障诊断中。实验结果表明, 量子信息融合减少了故障模式识别的不确定性, 与常规 BP 网络和 DS 融合相比, 增加目标模式隶属度分配值。对提高旋转机械故障定位的准确率是有效的。

参考文献

- [1] Bennett C H, Steck J E, Behrman E C. Quantum information and computation[J]. *Nature*, 2000, 404(3): 247-255.
- [2] Kak S C. On quantum neural computing[J]. *Information Sciences*, 1995, 13(2): 143-160.
- [3] Karayiannis N B, Purushothaman G. Fuzzy pattern classification using feed forward neural networks with multilevel hidden neurons [J]. *IEEE International on Neural Networks*, 1994, 5(2): 127-132.
- [4] Gopathy P, Nicolaos B, Karayiannis N B. Quantum neural networks: Inherently fuzzy feedforward neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(3): 679-693.
- [5] Behman E C, Chandrashkar V G, Wang C K. A quantum neural network computes entanglement[J]. *Physical Review Letters*, 2002, 16(1): 152-159.
- [6] Narayanan A, Menneer T. Quantum artificial neural network architectures and components[J]. *Information Sciences*, 2000, 128(3): 231-255.
- [7] Zhou J, Qing G, Adam Krzyzak. Recognition of handwritten numerals by quantum neural network with fuzzy features[J]. *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 1999, 2(1): 30-36.
- [8] Li F, Zhao S G, Zheng B Y. Quantum neural network in speech recognition[C]. Beijing: 6th International Conference on Signal Processing, 2002.
- [9] Shiyan H. Quantum neural network for image watermarking [C]. Heidelberg Germany: International Symposium on Neural Networks, Springer-Verlag, 2004.
- [10] 冷勇刚, 王太勇, 李瑞欣, 等. 变尺度随机共振用于电机故障的监测诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(11): 111-115.
Leng Yonggang, Wang Taiyong, Li Ruixin, et al. Scale transformation stochastic resonance for the monitoring and diagnosis of electromotor faults[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(11): 111-115.
- [11] 陈铁华, 陈启卷. 模糊聚类分析在水电机组振动故障诊断中的应用 [J]. *中国电机工程学报*, 2002, 22(3): 43-48.
Chen Tiehua, Chen Qijuan. Fuzzy clustering analysis based vibration fault diagnosis of hydroelectric generating unit[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2002, 22(3): 43-48.
- [12] 杨定新, 胡芑庆, 张朝众. 基于复杂度分析的电机转子一轴承系统早期故障检测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2004, 24(11): 126-129.
Yang Dingxin, Hu Niaoqing, Zhang Zhaozhong. Early fault detection of electric machine rotor-bearing system based on complexity measure analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2004, 24(11): 126-129.
- [13] 候新国, 吴政国, 夏立, 等. 基于相关分析的感应电机定子故障诊断方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(4): 83-86.
Hou Xinguo, Wu Zhengguo, Xia Li, et al. Stator winding fault diagnosis method of induction motor based on coherence analysis [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(4): 83-86.
- [14] 朱大奇, 纪志成. 基于多智能体的复杂工程系统故障诊断研究 [J]. *计算机集成制造系统—CIMS*, 2004, 10(6): 699-703.
Zhu Daqi, Ji Zhicheng. Fault diagnosis for complex engineering system based on multi-agents[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2004, 10(6): 699-703.
- [15] 蔡兴国, 马平. 基于信息融合技术的并发故障诊断研究[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(5): 112-115.
Cai Xingguo, Ma Ping. Study on simultaneous fault diagnosis based on information fusion technique[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(5): 112-115.
- [16] Zhu Daqi, Yu Shenglin. The studies of analog circuit fault diagnosis based BP neural network data fusion technology[C]. Waterloo, Ontario, Canada: Proceeding of the Second International Symposium on Intelligent and Complex Systems. 2003.
- [17] Duda R O, Hart P E. Pattern classification and scene analysis [M]. New York: John Wiley & Sons, 1973.

收稿日期: 2005-09-29。

作者简介:

朱大奇 (1964-), 男, 江南大学智能控制研究所教授、所长, 主要研究方向为智能故障诊断与容错控制、神经网络及应用、多传感器信息融合。

(责任编辑 云爱霞)