

基于神经网络和模糊综合评判的梁故障诊断研究

韩小云 刘瑞岩

(国防科技大学航天技术系 长沙 410073)

摘要 设计了一个简单的人工智能故障诊断系统模型,它包括知识库、模糊推理、神经网络和控制模块等。模糊推理模块利用模糊综合评判方法进行故障的预诊,神经网络模块采用竞争学习方法完成故障的确诊。文中对悬臂梁的单一故障和复合故障等七种模式进行了诊断分析,均获得了正确的诊断结果。

关键词 故障诊断, 结构振动, 神经网络, 模糊综合评判

分类号 O327

Researches for Beam's Fault Diagnosis Based on Neural Network and Fuzzy Synthetic Judgement

Han Xiaoyun Liu Ruiyan

(Department of Aero space Technology, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract A simple artificial intelligence system for fault diagnosis established in this paper. The system consists of knowledge base, fuzzy reasoning module, neural network module and control module. The fault pre-diagnosis is completed in the fuzzy reasoning module by use of fuzzy synthetic judgement method. The identification of the fault types is achieved in the neural network module using competitive learning algorithm. The seven models for the single and composite faults of a cantilever beam have been investigated. The results are satisfactory.

Key words fault diagnosis of beam, structural vibration, neural networks, fuzzy synthetic judgement

结构故障诊断在结构动力学的基础上有了一系列的常规诊断方法^[1~2]。在人工智能(AI)理论及其应用迅速发展的今天,结构故障诊断技术也向着智能化的方向发展^[3]。人

工神经网络技术以其独特的方法克服了常规诊断及传统 AI 对领域专家的依赖，具有时空整合功能、并行分布处理、非线性分析和高度的联想能力。

结构系统在工作过程中常会出现一些故障，其故障模式往往是复杂的、不确定的，故障模式与故障征兆之间的关系不是一种简单的一一映射关系，而是一种复杂的层次和因果关系。例如，结构的裂纹、损伤、粘着附加质量等以及它们的复合故障模式与结构的固有频率、振型和阻尼等动力学参数之间就是一种复杂的因果关系^[4]。因此有必要对所获得的征兆信息进行综合评价，以确定故障模式的特性。

1 诊断系统结构

本文建立的结构故障诊断 AI 系统的功能模块见图 1。其输入征兆为指定层次子系统的观测特征量，经模糊推理和神经网络模块分析识别后，获得该子系统的故障模式及其类别。

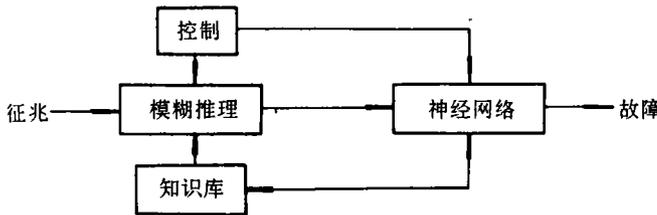


图 1 诊断系统结构模块

控制模块协调诊断系统各部分的工作并引导数据流向。知识库用来存储诊断知识，包括与各单一故障模式相对应的典型样本的隶属度向量、按模式加权的控制策略、模糊关系诊断矩阵以及神经网络的结构参数和解空间等。

设征兆论域为

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$$

由 n 个征兆特征构成，其对应于某个征兆样本的模糊征兆子集向量为

$$\tilde{S} = [\mu_{s_1} \mu_{s_2} \dots \mu_{s_n}]^T$$

设故障论域

$$F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$$

由 m 个故障模式构成。令 \tilde{R} 为 S 和 F 之间的模糊关系矩阵，其元素 $r_{ij} (j=1, 2, \dots, m; i=1, 2, \dots, n)$ 可根据具体诊断对象选定的模糊关系分布函数来确定。令典型的单一故障模式 f_j 对应的征兆子集向量为

$$\tilde{T}_j = [\mu_{s_1}^j \mu_{s_2}^j \dots \mu_{s_n}^j]^T$$

将征兆向量 \tilde{S} 按 f_j 进行加权处理得 \tilde{G}^j ，其第 i 个元素为

$$g_i^j = \mu_{s_i}^j \cdot \mu_{s_i}, \quad j = 1, 2, \dots, m; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

模糊推理采用最大最小合成运算： $\tilde{X}^j = \tilde{R} * \tilde{G}^j$ ，即

$$x_l^j = \bigvee_{i=1}^n (r_{il} \wedge g_i^j), \quad l = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

然后将子集向量 $\tilde{X}^j = [x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j]^T$ 输入神经网络模块进行故障模式的分类。

2 优选神经网络

优选学习的神经网络模型如图 2 所示，分输入层、竞争层和输出层三层，每层的节点数都等于诊断对象的故障模式

数 m 。输入层输入模糊推理的结果，即子集向量 \tilde{X} ，经网络竞争后由输出层输出故障模式 F 。层间神经元的联结为全互联结，联结权值分别为 $w_{ij}^{(1)}$ 和 $w_{ij}^{(2)}$ ($i, j = 1, 2, \dots, m$)，竞争层的层内联结为层内竞争，将竞争优胜者的活跃值向输出层输出（取输出层

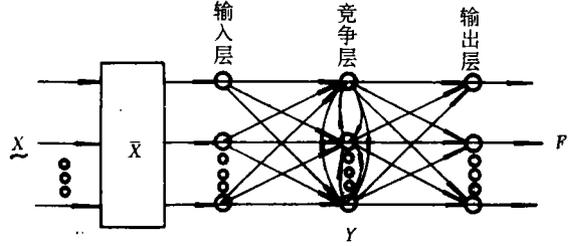


图 2 优选神经网络模型

作用函数为 Sigmoid 型函数)，非优胜者的活跃值抑制为零。该网络的学习方法为有监督的学习，其学习过程如下：

视第 k 个单一故障模式的征兆隶属度向量为一样本向量，这类样本群组成一集合，集合容量为 L 。假定该集合中的所有样本满足 3σ 统计规则，那么该集合经模糊推理后即形成第 k 个单一故障模式的子集向量的集合。不妨视 \tilde{X} 为 m 维空间中的一个向量，并在单位超球面上进行样本空间的划分，其训练步骤为：

(1) 将 \tilde{X} 单位化，且

$$\bar{X} = \tilde{X} / \|\tilde{X}\| \quad (3)$$

(2) 经 $W^{(1)}$ 加权后向竞争层输出向量 $A = [a_1 a_2 \dots a_m]^T$ ，($W^{(1)}$ 的初始值原则上可任取，但为加快训练过程，可参考典型故障的模式来选取)。

$$a_i = \sum_{j=1}^m w_{ij}^{(1)} \bar{x}_j, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

其中 $\|\omega^{(1)}\| = 1$

(3) 竞争层的层内竞争。竞争层上具有最大加权和的神经元将赢得竞争胜利，即

$$a_c = \max(a_1, a_2, \dots, a_m) \quad (5)$$

竞争结束后竞争层神经元的活跃值取为

$$y_c = \arccos a_c, \quad y_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m, \text{ 且 } i \neq c \quad (6)$$

(4) 若 $y_c > \theta_c$ (θ_c 为竞争层节点 c 的阈值，其初始值定为零)，则修改权值向量 $\omega_c^{(1)}$ 和阈值 θ_c 。权值修改按下式进行：

$$\Delta \omega_c^{(1)} = \alpha (\bar{X} - \omega_c^{(1)}) \quad (7)$$

式中 α 为学习参数 ($0 < \alpha < 1$)。新的权值向最取为 $(\omega_c^{(1)} + \Delta \omega_c^{(1)})$ ，并经单位化后记为 $\omega_c^{(1)'}$ ，令

$$\gamma_c = \sum_{j=1}^m \tau w_{cj}^{(1)'} \cdot \bar{x}_j \quad (8)$$

$$\beta_c = \sum_{j=1}^m \tau w_{cj}^{(1)'} \cdot \omega_{c1}^{(1)} \quad (9)$$

则新的阈值取为

$$\theta_c = \max(\text{arc cos}\gamma_c, \text{arc cos}\beta_c + \theta_c) \quad (10)$$

然后, 转到步骤(1), 再对下一个样本向量 \tilde{X} 重复上述过程。

若 $y_c < \theta_c$, 则直接返回步骤(1), 转到对下一个样本向量 \tilde{X} 的训练。

以上过程直止 L 个样本全部训练完后, 方可执行步骤(5)。

(5) 取竞争层神经元的最终输出为

$$y_c = \theta_c, y_i = 0, i = 1, 2, \dots, m, \text{ 且 } i \neq c \quad (11)$$

(6) 输出层神经元的输入应为竞争层神经元的输出加权求和, 即

$$d_i = \sum_{j=1}^m w_{ji}^{(2)} y_j, i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

神经网络的期望输出为

$$f_k = 1; f_i = 0, i = 1, 2, \dots, m, \text{ 且 } i \neq k \quad (13)$$

取输出作用函数

$$e_i = b \left(\frac{1}{1 + e^{-d_i}} - \frac{1}{2} \right), b > z; i = 1, 2, \dots, m \quad (14)$$

令训练误差为零, 即

$$e_i = f_j, i = 1, 2, \dots, m \quad (15)$$

由竞争层的输出和网络的期望输出显见, 只需计算竞争层神经元 c 与输出层神经元 k 之间的权值 $w_{ck}^{(2)}$ 即可, 即

$$w_{ck}^{(2)} = \frac{\ln \frac{b + 2f_k}{b - 2f_k}}{y_c} \quad (16)$$

至此, 完成了第 k 个故障模式的学习。如此往复, 便可完成所有故障模式的学习。

3 诊断系统的执行过程

诊断系统在执行故障诊断时, 输入系统的待检征兆隶属度向量 \tilde{S} 可视为复合故障的征兆向量。诊断的工作过程如下:

(1) 输入待检征兆隶属度向量 \tilde{S} 。

(2) 将 \tilde{S} 按第 k 个单一故障模式加权处理, 得到 \tilde{G}^k 。

(3) 将 \tilde{G}^k 进行模糊推理得到 \tilde{X}^k 。

(4) 将 \tilde{X}^k 输入神经网络模块, 把竞争层竞争获胜神经元的 y_i 向输出层输出, 便得到网络输出向量 F_k 。

(5) 转步骤(2), 按第 $(k+1)$ 个故障模式加权处理, 如此往复直到 m 个故障模式。

(6) 计算

$$F = \sum_{k=1}^m F_k \quad (17)$$

F 即为系统输出的故障模式向量, 向量 F 中数值接近于 1 的元素所对应的故障模式即为最后的诊断结果。

4 实例

4.1 悬臂梁故障的模拟

今有 $-15 \times 15 \times 500\text{mm}$ 的悬臂梁, 其弹性模量 $E=2 \times 10^{11} \text{N/m}^2$, 泊松比 $\nu=0.3$, 质量密度 $\rho=7.8 \times 10^3 \text{kg/m}^3$ 。如图 3 所示。

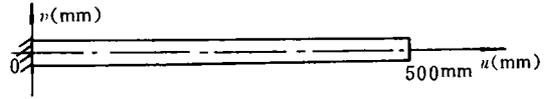


图 3 悬臂梁示意图

用有限元法^[5]对以下八种状态进行了模拟:

- (0) 完好状态
- (1) $u=25\text{mm}$ 处有深 0.5mm 的开裂纹
- (2) $u=75\text{mm}$ 处有深 4mm 的闭裂纹
- (3) $u=425\text{mm}$ 处附有 10g 的集中质量
- (4) $u=475\text{mm}$ 处附有 30g 的集中质量
- (5) (1)与(2)复合
- (6) (2)与(3)复合
- (7) (1)与(3)复合

征兆参数对(1)~(4)四类单一故障模式选取梁的前七阶固有频率。故障模式数为 4, 征兆向量维数为 7, 神经网络节点数为 4。采用降半岭形函数计算各征兆特征量的隶属度,

$$\mu(f) = \begin{cases} 1 & , 0 \leq f < a \\ 0.5 - 0.5 \sin \frac{\pi \left(f - \frac{a+b}{2} \right)}{b-a} & , a \leq f < b \\ 0 & , b \leq f \end{cases} \quad (18)$$

式中 f 为频率, a 和 b 分别为完好状态和极限故障状态的固有频率值。

八种状态的前七阶固有频率值见表 1。

表 1 八种状态的固有频率值(Hz)

序号	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
0)	49.08	307.59	861.46	1689.31	2796.92	6326.41	16792.81
1)	48.19	303.84	854.16	1678.95	2782.91	6262.44	15733.78
2)	47.83	306.54	861.04	1677.88	2761.77	6224.04	15761.64
3)	48.50	307.55	858.43	1673.83	2775.06	5540.97	15699.97
4)	46.76	302.49	858.77	1689.03	2781.68	5744.51	12503.43
5)	47.00	302.99	853.54	1666.58	2747.17	6162.19	15702.58
6)	47.27	306.49	858.06	1662.86	2740.18	5452.68	15672.18
7)	47.62	303.81	851.24	1663.67	2780.12	5487.21	15643.33

4.2 诊断结果及讨论

表 2 给出了七种故障状态的征兆隶属度向量 \tilde{S} 和故障模式向量 F 。

表 2 七种状态的征兆隶属度向量及故障模式向量

序 号	征 兆 隶 属 度									故 障 模 式	
1)	.425	.784	.999	.729	.332	.016	.143	1.00	.000	.000	.000
2)	.565	.139	.034	.810	.998	.041	.135	.000	.997	.000	.000
3)	.308	.013	.414	.994	.668	.999	.151	.000	.000	.996	.000
4)	.913	.983	.349	.008	.384	.842	.999	.000	.000	.000	.998
5)	.560	.781	.999	.850	.989	.010	.141	.999	.997	.000	.000
6)	.302	.131	.410	.952	.989	.979	.152	.000	.998	.996	.000
7)	.415	.776	.998	.974	.640	.990	.109	.998	.000	.997	.000

从表 2 可以看出, 无论是梁的单一故障还是复合故障, 该诊断系统都给出了正确的诊断结论, 这表明本文建立的系统成功地揭示了悬臂梁的各种故障模式与故障征兆之间复杂的层次和因果关系。不难看出, 该系统也可推广应用到其它对象和类型的故障诊断与状态监测中。

结构故障综合诊断技术的前景是十分广阔的。本文设计的简单 AI 系统是针对梁的单一故障和复合故障进行了初步的综合智能诊断分析, 获得了满意的结论。对于一个复杂的结构系统来说, 故障信息的复合机制及故障征兆信息的分解原理是故障综合诊断的理论基础, 模糊推理和神经网络模型的实现技术是关键, 这些问题将另文讨论。

参 考 文 献

- 1 刘瑞岩, 刘永坚, 钱朴. 工程圆管故障的振动诊断技术. 国防科技大学学报, 1991, (3): 41~46
- 2 刘瑞岩, 张健保. 结构裂纹振动诊断的时序分析方法. 振动工程学报, 1993, (3): 275~279
- 3 杨英杰. 结构故障诊断智能系统的研究. [学位论文]: 东北大学, 1990
- 4 刘瑞岩. 机械状态监测与故障诊断. 国防科技大学出版, 1993
- 5 Qian G L, *et al.* The Dynamic Behaviour and Crack Detection of a Beam with a Crack. Journal of Sound and Vibration. 1990, 138(2)

(责任编辑 卢天贶)