

文章编号: 1672-2892(2012)03-0339-04

## 基于 SOM 神经网络的航舵故障分类方法

周 晶, 余家祥, 司 南, 田庆战

(海军大连舰艇学院 训练部, 辽宁 大连 116018)

**摘 要:**为解决航舵故障诊断的复杂非线性模式分类问题,提出一种基于自组织特征映射(SOM)神经网络的航舵故障诊断方法,构造一个 2 层 SOM 神经网络,训练后多个权值向量位于输入向量聚类中心,实现快速有效的自适应分类。仿真结果表明: SOM 网络经过 100 次训练即可实现聚类,对有限故障测试样本分类准确率可达 90%,对航舵故障诊断具有一定的参考价值。

**关键词:** 自组织特征映射; 人工神经网络; 故障诊断; 航舵

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

## Fault classification method for nautical steer based on SOM neural networks

ZHOU Jing, YU Jia-xiang, SI Nan, TIAN Qing-zhan

(Department of Training, Dalian Naval Academy, Dalian Liaoning 116018, China)

**Abstract:** It is difficult to collect inductive fault patterns of the steer system for diagnosis. In order to solve such a complicated nonlinear pattern classification problem, a kind of fault diagnosis method for steer system is proposed based on the Self-Organizing feature Map(SOM) neural network structure. A two-layer SOM neural network is built. Many weight vectors are in the clustering center of input vector after training. The adaptive classification is realized fast and effectively. The simulation results show that the SOM network can realize clustering after 100 times of training with the accuracy rate up to 90% for the classification of finite fault test samples.

**Key words:** Self-Organizing feature Map; artificial neural networks; fault diagnosis; nautical steer

航舵作为船舶控制系统中的核心部位,发挥着至关重要的作用,航舵一旦发生故障,轻则航期延误,造成经济损失,重则威胁船舶工作人员安全。现代航舵大都集机电液一体化,结构复杂,自动化程度高,因此,航舵发生故障的类别也相对较多。航舵体积庞大,结构复杂,加之其故障的输入输出特性不明显,难以使用完备的数学模型对其进行准确描述。故障特征与故障类别并非简单对应关系,不同的故障可以有相同的征兆,同一故障在不同的条件下,表现出的特征不尽相同<sup>[1]</sup>,就其本质而言,舵机故障诊断实质上是典型的复杂非线性分类问题。

近年来神经网络理论的引入,为故障诊断问题提供了一种新的解决途径,神经网络的非线性分类特性特别适用于舵机这类机电一体化的复杂系统<sup>[2]</sup>。自组织特征映射(SOM)作为无监督竞争式学习网络的一种,其结构算法简单,信息的分布存储、并行处理和全局集体应用,具有侧向联想等功能,特别是其高度的自组织和自学习能力,使其成为故障诊断的一种有效方法和手段<sup>[3]</sup>。为提高舵机系统故障诊断准确率,本文将 SOM 神经网络应用于舵机系统的故障诊断中。

### 1 SOM 神经网络构造与原理

SOM 神经网络由芬兰神经网络专家 Kohonen 于 1981 年提出,采用无监督学习网络。该网络由输入层和输出层 2 层组成,拓扑结构如图 1 所示。输入层的作用是通过权向量将外界信息转到输出层神经元,其输入层为输入模式的一维矩阵,它的神经元个数的选取由输入网络的向量个数而定,输入神经元接收网络的输入信号<sup>[4]</sup>。输出层也叫竞争层,其神经元排列有多种形式,最典型的是二维形式。输出层的神经元同它周围的神经元侧向连接,成棋盘状平面,输入层为单层神经元排列。

SOM 网络基本思想为:输入层的神经元与输出层的神经元通过权值连结,输出层各神经元通过竞争来获取

对输入层响应的机会。通过竞争，只有1个神经元获胜，获胜的神经元对它临近神经元的影响由近及远，兴奋程度逐步减弱，与获胜神经元有关的各连接权值朝着有利于竞争的方向转变<sup>[5]</sup>。SOM神经网络根据输入空间中输入向量的分组进行学习，在SOM网络中每个神经元与其邻近神经元也是相关联的。在权值更新过程中，获胜神经元的权值向量得到更新，其邻近神经元的权值向量也按照邻域函数进行更新。通过聚类训练，建立起一种网络布局，使得每个权值向量都位于输入向量聚类的中心。

## 2 基于SOM网络的舵机诊断步骤

### 2.1 故障特征向量提取

故障特征提取是故障诊断中的重点和难点之一，它直接关系到诊断结果的准确性。舵机作为一种往返机械，其故障特征信号具有周期性，适于频谱分析。故障发生时，舵机振动与噪声会出现异常现象，对壳体振动信号进行测量分析，提取与特定故障相关的敏感特征量，即可实现故障原因、故障部位的诊断，目前广泛采用壳体振动信号的功率谱分析或倒频谱分析来提取舵机故障特征<sup>[6]</sup>。

### 2.2 SOM网络训练

SOM网络是一种可以对输入数据有选择性给予反应的神经网络。SOM能够自动根据输入向量间的相似度，将相似的输入数据在网络上就近配置，其学习步骤如下：

#### 1) 网络初始化

随机初始设定输入层和映射层间连接权值，赋予输入神经元到输出神经元较小的连接权值。选取输出神经元的“邻近神经元”集合 $S_j$ ， $S_j(t)$ 为 $t$ 时刻，神经元 $j$ 的“邻近神经元”集合，随着时间推移，邻近神经元集合 $S_j(t)$ 不断缩小<sup>[7]</sup>。

#### 2) 向量归一化

向量归一化按式(1)进行：

$$\mathbf{X} = \frac{\hat{\mathbf{X}}}{\|\hat{\mathbf{X}}\|} = \left( \frac{x_1}{\sqrt{\sum_{j=1}^n x_j^2}}, \dots, \frac{x_n}{\sqrt{\sum_{j=1}^n x_j^2}} \right)^T \quad (1)$$

式中： $\mathbf{X}$ 为归一化处理后的输入向量； $\hat{\mathbf{X}}$ 为原始输入向量； $x_j$ 为输入向量的第 $j$ 个故障特征分量值。

#### 3) 训练数据载入

把经过归一化处理的输入向量 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)^T$ 送入输入层。

#### 4) 计算权值向量与输入向量的欧氏距离

计算映射层中各神经元的权值向量 $\mathbf{W}_j$ 和输入向量的欧式距离。第 $j$ 个神经元和输入向量的欧式距离为：

$$d_j = \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i(t) - \omega_{ij}(t))^2} \quad (2)$$

式中： $\omega_{ij}$ 为输入层的第 $i$ 个神经元和映射层的第 $j$ 个神经元之间的连接权值。具有最小距离的神经元，称为胜出神经元，记为 $j^*$ ，即：该神经元对于任意连接权值，都有 $d_k = \min(d_j)$ 。同时，确定其邻接神经元集合。

#### 5) 权值修正

修正输出神经元 $j^*$ 及其“邻近神经元”的权值，修正值计算方法为：

$$\begin{cases} \Delta\omega_{ij} = \omega_{ij}(t+1) - \omega_{ij}(t) = \eta(t)(x_i(t) - \omega_{ij}(t)) \\ \eta(t) = \frac{1}{t} \quad \text{或} \quad \eta(t) = 0.2 \left( 1 - \frac{t}{10000} \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\eta$ 为一个大于0小于1的常数，随着时间变化逐渐趋近于0。

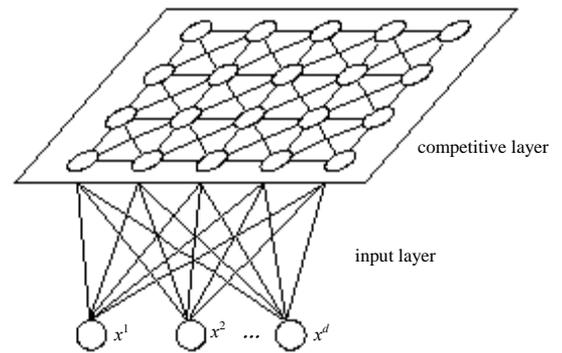


Fig.1 Topology of SOM neural networks  
图1 SOM神经网络拓扑图

6) 计算输出  $o_k$

$$o_k = f\left(\min_j \|X - W_j\|\right) \tag{4}$$

式中： $f(x)$ 为 0-1 函数或其他非线性函数。

7) 判定网络输出结果

根据输出结果，判断是否达到预先设定的条件。如达到要求，计算结束；否则返回步骤 2)，进入下一轮学习。

### 3 计算机仿真

系统采用 Matlab7.1 作为仿真测试平台，以某型自动舵 5 种常见故障为例进行仿真实验。5 种常见故障分别定义为：F1 为密封件摩擦；F2 为轴承油膜涡动；F3 为转子不对中和转子碰摩；F4 为活塞磨损；F5 为轴承松动。将自动舵故障状态下振动信息通过特征能量法拾取<sup>[8]</sup>，并用小波包 db3 分解子带特征能量，各频段能量归一化处理后，得到用于 SOM 网络训练的样本集和诊断测试样本集<sup>[9-10]</sup>，分别为 30 组、10 组。将 30 组训练样本输入网络中(部分训练样本见表 1)，经过不同同步次的训练，训练完成后，将 10 组测试样本输入训练完毕的 SOM 网络，得出分类结果，见表 2。

表 1 部分训练样本  
Table1 Part of training samples

No.	feature 1	feature 2	feature 3	feature 4	feature 5	feature 6	feature 7	feature 8
1	0.068 4	0.090 1	0.217 3	0.498 7	0.048 3	0.016 4	0.085 4	0.001 5
2	0.022 8	0.090 7	0.286 5	0.458 9	0.041 8	0.031 3	0.081 3	0.001 9
3	0.072 6	0.095 4	0.264 3	0.436 4	0.042 6	0.017 6	0.050 8	0.039 5
4	0.068 9	0.077 5	0.228 7	0.476 3	0.054 7	0.025 2	0.051 9	0.031 3
5	0.064 8	0.080 2	0.218 6	0.518 9	0.043 5	0.028 1	0.057 2	0.081 9
6	0.035 4	0.115 7	0.255 7	0.479 6	0.031 3	0.014 8	0.051 9	0.092 9
7	0.045 8	0.107 6	0.212 8	0.510 4	0.048 9	0.015 7	0.035 2	0.048 3
8	0.041 8	0.108 1	0.282 6	0.422 6	0.031 5	0.036 6	0.031 7	0.047 8
9	0.080 2	0.123 1	0.154 1	0.442 6	0.055 1	0.046 2	0.012 5	0.086 2
10	0.075 2	0.141 2	0.163 2	0.439 8	0.060 1	0.044 7	0.010 8	0.065 1

表 2 SOM 网络分类输出  
Table2 Classification output of neural networks with different training epochs

training step	sample 1	sample 2	sample 3	sample 4	sample 5	sample 6	sample 7	sample 8	sample 9	sample 10
10	2	22	2	17	17	22	22	22	28	28
50	2	17	2	17	17	20	24	24	28	28
100	2	20	2	17	17	20	24	24	28	28
200	2	16	3	17	18	20	23	24	28	29
500	2	16	3	17	18	20	23	24	28	29
1 000	2	16	3	17	18	20	23	24	28	29

设定 SOM 网络竞争层为  $5 \times 6$ ，拓扑函数为  $hex\text{top}()$ ，初始神经元位置为均匀分布，如图 2 所示。距离函数选定为  $link\text{dist}()$ ，设定训练次数 Epoch 分别为 10,50,100,200,500,1 000。经过训练后的网络神经元分布拓扑结构如图 3 所示。

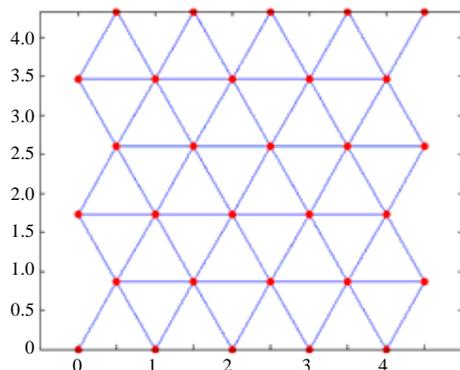


Fig.2 Neuron position before training  
图 2 训练前神经元位置

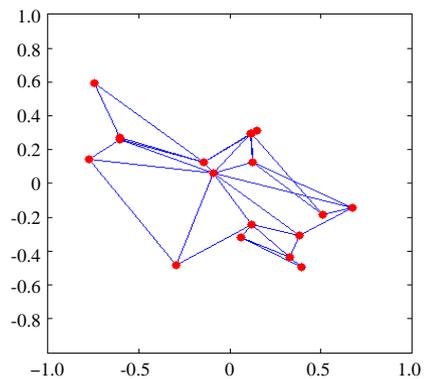


Fig.3 Neuron position after training  
图 3 训练后神经元位置

训练结果显示,训练步数影响网络的聚类性能,经过100次的训练步数即可对测试样本进行有效分类,因此不必进行进一步训练。当进行超过300次以上训练时,网络训练过度,每个故障样本被划为一类,此时再提高训练步数已没有任何实际意义。将测试数据送入训练后的网络,网络输出为: $Y_c=F2,F2,F1,F2,F5,F4,F3,F5,F3,F4$ ,输出结果如图4所示。测试数据被分为5类,其中4号样本错误分类为F2,其余样本分类与实际情况一致,验证了SOM对舵机故障分类的有效性。

#### 4 结论

本文针对船舶航舵结构复杂、系统输入输出映射关系不明显的特点,提出一种基于SOM神经网络的故障诊断方法。SOM神经网络为一种新型机器学习方法,根据最大值输出神经元位置来判断被监测装置的故障模式,具有高度的自组织、自学习能力,自主归纳故障特征模式。仿真分析结果表明,基于SOM网络的诊断方法聚类速度快,输入输出稳定性好,训练后的SOM网络神经元自动调整位置,验证了该方法对舵机故障分类具有一定参考价值。

#### 参考文献:

- [1] LV Qiang, YU Jinshou. Self-organizing Feature Map Neural Network Based on Particle Swarm Optimizer and Its Application[J]. Control and Decision, 2005,20(10):1115-1119.
- [2] 杨莉. 基于主元分析的多变量统计过程的故障辨识技术[J]. 信息与电子工程, 2004,2(4):256-258. (YANG Li. Faults Distinguish Technology of Multivariate Statistical Process Based on Principle Component Analysis[J]. Information and Electronic Engineering, 2004,2(4):256-258.)
- [3] 张彼德, 欧建, 孙才新, 等. 汽轮发电机多故障诊断的SOM神经网络方法[J]. 重庆大学学报:自然科学版, 2005,28(2):36-38. (ZHANG Bide, OU Jian, SUN Caixin, et al. Applications of SOM Neural Network in Multiple-faults Diagnosis of Turbogenerator Set[J]. Journal of Chongqing University, 2005,28(2):36-38.)
- [4] 程鹏, 潘宏侠. SOM-BP复合神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用研究[J]. 噪声与振动控制, 2010(5):165-168. (CHENG Peng, PAN Hongxia. Application Study on SOM-BP Composite Neural Network for Gear Box Failure Diagnosis[J]. Noise and Vibration Control, 2010(5):165-168.)
- [5] YI Rongqing, LI Wenhui, WANG Duo. Feature recognition based on self-organized neural network[J]. Journal of Jilin University, 2009,39(1):148-153.
- [6] ZHANG Defeng. The application of MATLAB neural network design[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009.
- [7] GAN Minliang, LIU Hongxin. On Five Amplitude Demodulating Approaches For Vibrational Acceleration Signals[J]. Vibration and Shock, 2000,19(1):32-33.
- [8] QIAO Junfei, WANG Huidong. Structure self-organizing algorithm for fuzzy neural networks and its applications[J]. Control Theory & Applications, 2008,25(4):703-707.
- [9] 牛慧峰. 免疫机理与支持向量机复合的故障诊断理论及试验研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2009. (NIU Huifeng. Study on Immune Mechanism and Study on Immune Mechanism and Support Vector Machine-Based Composite Fault Diagnosis Theory and Experiments[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2009.)
- [10] 周晶, 宋辉, 余家祥. 基于小波包的舵机故障特征提取方法研究[J]. 舰船电子工程, 2011(6):146-148. (ZHOU Jing, SONG Hui, YU Jiaxiang. The Research of Fault Feature Extraction for Steering Gear based on Wave Package Analysis[J]. Ship Electronic Engineering, 2011(6):146-148.)

#### 作者简介:



周晶(1981-),男,湖北省潜江市人,硕士,讲师,主要研究方向为故障诊断、模式识别与智能系统.email:zj\_0562@163.com.

余家祥(1970-),男,安徽省霍邱市人,博士,副教授,研究方向为模式识别、舰炮武器使用。

司南(1977-),男,辽宁省大连市人,在读博士研究生,讲师,研究方向为智能系统、云计算。

田庆战(1979-),男,辽宁省大连市人,学士,工程师,研究方向为作战仿真。

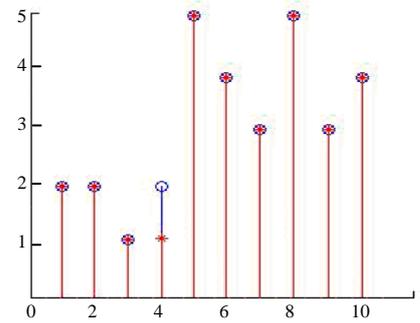


Fig.4 Results of SOM classification

图4 分类结果