

神经网络聚类方法在旋转机械故障 诊断中的应用研究**

郝 伟 徐 敏 张瑞林

(上海交通大学) (郑州工学院)

摘 要: 在基于神经网络的聚类学习方法中, 分有监督学习方法和无监督学习方法。本文采用无监督学习方法对旋转机械中常见故障的分类进行了较为详细的研究, 以此分类结果来达到故障诊断的目的, 文中还具体描述了该算法的实现方法。研究结果表明, 该方法克服了有监督学习方法的旋转机械故障诊断技术的某些缺陷, 是进行大型旋转机械故障诊断的一种行之有效的方法。

关键词: 神经网络, 聚类学习方法, 旋转机械故障诊断

中图分类号: TH165.3

在石油、化工、冶金等大型企业中广泛使用的大型旋转机械如汽轮机组、高速离心压缩机等动力设备的运行监测与故障诊断日益引起人们的重视。旋转机械的故障形式多种多样, 故障的机理和产生故障的原因也非常复杂, 故障与征兆之间往往没有很明显的对应关系, 并且对各类故障反映的特征参数也不完全相同, 这就给现场诊断带来了极大的困难。近年来兴起的人工神经网络模型以其高度的并行处理信息的能力, 自组织及自学习和较强的联想记忆能力, 在大型旋转机械的故障诊断中显示了极强的生命力, 为大型旋转机械故障诊断技术提供了又一新的途径。BP神经网络通过对故障实例和诊断经验的训练学习, 用分布在网络内部的连接权值来表达所学习的故障诊断知识, 具有对故障的联想记忆、模式匹配和相似归纳等能力, 可以实现故障与征兆之间的复杂的非线性映射关系。

本文采用基于神经网络的无监督学习方法对旋转机械中常见故障的分类进行了较为详细的研究, 以此分类结果来实现对旋转机械的故障诊断。通过实例考核, 得到了比较满意的结果。

* 本文是“八五”国家重大科技攻关项目的一部分

** 收稿日期: 1995-07-14

1 基于神经网络的聚类学习方法

在基于神经网络技术的聚类学习方法中, 分有监督学习方法和无监督学习方法。在有监督学习方法中, 系统的输入样本(故障征兆)的类别是已知的, 因此系统能学习到 N 维特征空间与解释空间(即类别空间)之间的映射, 要求事先知道样本在 N 维特征空间的分布情况, 且这种方法的范例要求每一输入矢量(模式)与表示所需输出的目标矢量(模式)必须配对。而无监督学习方法则不然, 它是通过比较样本在 N 维空间中离聚类中心的距离大小进行分类, 对于具有许多不确定因素的旋转机械故障诊断问题来说, 显然后一种方法具有更大的优越性。

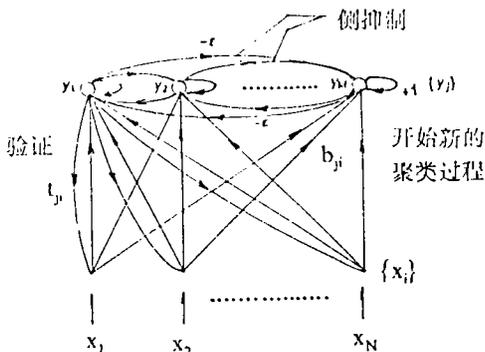


图 1 无监督学习神经网络结构

下面具体描述基于神经网络的无监督学习的聚类算法。图 1 所示为无监督学习神经网络结构。

输入样本(模式) X_i 是带有 i 个属性的向量 ($i=1, 2, 3, \dots, N$); 所有的样本 X_i 组成集合 $\{X_i\}$; 集合 $\{X_i\}$ 是 N 维空间中的点集;

Y_j 是由 N 个不同的样本 X_i 构成的第 j 种分类 ($i=1, 2, 3, \dots, j=1, 2, 3, \dots$), 所有的 Y_j 构成; 另外我们定义: 此 N 个样本 X_i 类别相同(或者共同具有某些相似的属性); 可以认为: 在 N 维空间中这 N 个样本 X_i 靠得很近, 它们之间的距离比起它们中的任何一个与属于第 Y_k 种分类中的样本间的距离都要小 ($j=k$); 这里的样本间的距离采用欧氏距离(N-欧氏距离);

b_{ji} 是自底向上的权值, 表示属性 i 对第 j 个分类的影响程度;

t_{ji} 是分类节点 Y_j 对输入节点 X_i 的影响, ϵ 是分类节点之间的相互作用;

基于神经网络的无监督学习的聚类算法如下:

①在输入节点处输入样本 $X = \{X_i\}$, 其中 X_i 对所有的 i 取值为 $[0, 1]$ 。

②如果 $\{Y_j\}$ 是空集, 由第一个样本 X_i 生成第一种分类 Y_1 , 初始权值 b_{ji} 取对应的 X_i 值。

③计算某一样本 $X_i(i=1)$ 与已有分类之间的欧氏距离 $ed[j]$, 并取它们中的最小距离。

$$ed[j] = \sum_i (b_{ji} - X_i)^2 \tag{1}$$

$$min = SQR(MIN(ed[j])) \tag{2}$$

④如果 min 小于阈值(threshold) ρ , 则生成一新的类节点及相应的权值。回到步骤

③。

几点说明:

① X_i 可取二进制值0或1或0与1之间的任一值,使得属性的表示范围大大拓宽,既可以表示具有确定值的属性,也可以表示具有模糊域的属性。

②阈值 ρ 的取值较大时,对输入样本与已有类型样本间的相似程度的要求就较低,这种分类将使输入样本分成较少的类别;反之,阈值 ρ 的取值较小时,输入样本与已有类型样本间的相似程度的要求就较高,使得同样的输入样本被分成较多的类别。

2 聚类学习方法在旋转机械故障诊断中的应用

根据该聚类学习方法,以旋转机械中的几种常见故障如不平衡、不对中、油膜涡动、油膜振荡、喘振、旋转失速等为实例,建立类似于图1的神经网络聚类模型,并对这些故障模式进行聚类。

对故障模式进行聚类时是基于这样一种思路:首先,要根据各个故障的典型特征,建立其标准的故障模式,对它们进行模式聚类,其聚类结果应该是:每个故障模式被分成各不相同的一类;然后,把从现场得到的实测数据进行信号处理,得到实际的故障模式,并将其输入计算机,对这些实际的故障模式按照聚类学习方法进行聚类,最后,将这些实际的故障模式的聚类结果和各个标准故障模式进行比较,看它们被聚到了哪一类,据此,就可以判断这些实际故障模式真正归属于哪一种故障了。这样,就能根据这个聚类结果来达到旋转机械故障诊断的目的。

3 神经网络聚类学习结果及其分析

基于上一节介绍的思路,首先根据各个故障的典型特征,建立了它们的标准故障模式如下表1所示(已经归一化)。

表1 各个故障的标准模式样本

| 序号 | 标准模式 | 0.01- 0.40f | 0.41- 0.50f | 0.51- 0.99f | 1f | 2f | 3-5f | >5f |
|----|------|----------------|----------------|----------------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | 不平衡 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0056 | 0.0055 | 0.0000 |
| 1 | 不对中 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.8000 | 1.0000 | 0.0200 | 0.0000 |
| 2 | 油膜涡动 | 0.0000 | 0.6534 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0100 | 0.0084 | 0.0000 |
| 3 | 油膜振荡 | 0.0000 | 0.9543 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0100 | 0.0080 | 0.0000 |
| 4 | 喘 振 | 0.8546 | 0.0000 | 0.0000 | 1.0000 | 0.1262 | 0.1045 | 0.1105 |
| 5 | 旋转失速 | 0.9032 | 0.0000 | 0.7056 | 1.0000 | 0.2854 | 0.1539 | 0.1135 |

其次,根据本文介绍的基于神经网络的聚类学习方法对这些标准的故障模式进行聚类,聚类结果如下表2所示。(根据经验,这里的阈值取为 $\rho=0.3$)。

表 2 标准模式的聚类结果

| 类节点号 | 聚类个数 | 样本代号 |
|---------|------|---------|
| 0(不平衡) | 1 | 0(不平衡) |
| 1(不对中) | 1 | 1(不对中) |
| 2(油膜涡动) | 1 | 2(油膜涡动) |
| 3(油膜振荡) | 1 | 3(油膜振荡) |
| 4(喘 振) | 1 | 4(喘 振) |
| 5(旋转失速) | 1 | 5(旋转失速) |

从表 2 中可以看到, 这些标准的故障模式均被聚成了单独的一类, 这表明, 按照本文介绍的基于神经网络的聚类学习方法所得到的聚类结果是完全正确的。

然后, 我们将从现场测得的实际数据进行信号处理, 经过归一化后, 得到了有待聚类的故障模式, 如下表 3 所示。

表 3 待聚类的故障模式样本

| 待聚类 样本号 | 0.0- 0.40f | 0.41- 0.50f | 0.51- 0.99f | 1f | 2f | 3-5f | >5f |
|------------|---------------|----------------|----------------|--------|--------|--------|--------|
| 6 | 0.6501 | 0.0000 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0000 | 0.1254 | 0.1159 |
| 7 | 0.9103 | 0.0000 | 0.7043 | 1.0000 | 0.1901 | 0.1502 | 0.1151 |
| 8 | 0.0000 | 0.7067 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0170 | 0.0086 | 0.0000 |
| 9 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.8500 | 1.0000 | 0.0250 | 0.0000 |
| 10 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0047 | 0.0043 | 0.0000 |
| 11 | 0.0000 | 0.9452 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0136 | 0.0078 | 0.0000 |

最后, 我们把经过归一化处理后的实际故障模式样本输入计算机, 得到了如下表 4 所示的聚类结果。

表 4 标准模式的聚类结果

| 类节点号 | 聚类个数 | 样本代号 |
|---------|------|------------|
| 0(不平衡) | 2 | 0(不平衡) 10 |
| 1(不对中) | 2 | 1(不对中) 9 |
| 2(油膜涡动) | 2 | 2(油膜涡动) 8 |
| 3(油膜振荡) | 2 | 3(油膜振荡) 11 |
| 4(喘 振) | 2 | 4(喘 振) 6 |
| 5(旋转失速) | 2 | 5(旋转失速) 7 |

从表 4 中可以清楚地看到, 待聚类的实际故障模式样本已各有归属。与标准故障模式相比较, 实际的第 10 种故障模式被聚类了不平衡类, 第 9 种被聚到了不对中类, 第 8 种被聚到了油膜涡动类, 第 11 种被聚到了油膜振荡类, 第 6 种被聚到了喘振类, 第 7 种被聚到了旋转失速类。由此可以得出初步的结论: 第 10、9、8、11、6、7 种等故障模式分别是不平衡, 不对中、油膜涡动、油膜振荡、喘振和旋转失速等类故障。进一步地, 从对频谱、轴心轨迹等图的分析以及实例的专家诊断结果来看, 它们确实分别就是那种故障。这充分证明了采用基于神经网络的聚类学习方法可以对旋转机械中的常见故障进行正确的聚类(分类), 而且, 聚类的准确率相当高。

4 结 论

本文采用基于神经网络的聚类学习方法对旋转机械中几种常见故障的聚类问题进行了较为详细的研究, 描述了实现聚类学习的具体方法, 以及如何采用这种方法对旋转机械中的常见故障进行聚类等问题。最后, 对实际的故障模式样本进行了聚类分析, 并得出了准确的聚类结果, 借助于此聚类结果实现了对旋转机械的故障诊断。为旋转机械的故障诊断又提供了一条新的途径。

参 考 文 献

- 1 包约翰(美)著.自适应模式识别与神经网络.科学出版社.1992
- 2 孙惠国.张瑞林.设备监测与故障诊断.河南科学技术出版社.1993.
- 3 Watanabe K etc. Incipient diagnosis of chemical process via artificial neural network, Alche J. 35, 1989:1803-1812.
- 4 吴蒙等.人工神经网络和机械故障诊断.振动工程学报.1993, No.2: 153-163.
- 5 Venkatasubnamanian, King Chan. A neural network methodology for process fault diagnosis. Journal of A. I. Ch. E., 1989, 35(12):1993-2002.
- 6 陈岳东等.神经网络在大型旋转机械故障诊断中的应用.西安交通大学学报.1992.No.4: 53-60.
- 7 Hoskins J C, Kaliyur K M, et al. Fault diagnosis in complex plants using artificial neural networks. Journal of A. I. Ch. E., 1991, 37(1):137-141.

The Study of the Application of the Neural Network Category Method to Rotating Machinery Fault Diagnosis

Hao Wei Xu Min Zhang Ruilin

(Shang Hai Jiaotong University) (Zhengzhou Institute of Technology)

Abstract: In the category learning methods based on neural networks, they are divided into supervised learning method and unsupervised learning method. On the basis of neural network's un-

supervised learning method, the classification of the common faults in the rotating machinery is studied in more detail in this paper. We use the results of the classification to arrive at the purpose of the rotating machinery fault diagnosis. The realizational method of the algorithm is described concretely in the paper. The results of study indicate that the method can overcome some shortcomings of the fault diagnosis technique of the rotating machinery based on the supervised learning method, and is an effective method.

Keywords: neural network, category learning method, rotating machinery fault diagnosis

(上接第5页)

参 考 文 献

- 1 李友善.自动控制原理.国防工业出版社.1980
- 2 唐焕文.实用数学规划导论.大连理工大学自编讲义.1985
- 3 马胜钢.两通插装式溢流阀静态特性的研究与结构参数的优化.大连理工大学硕士论文.1988

The Method of Optimization in the course of Simulating Dynamic Behaviour of Hydraulic Systems

Ma Shenggang Ma Shengtian
(Zhengzhou Institute of Technology) (Zhongzhou Univesity)

Abstract: This paper introduces the method to search automatically for optimal combination among all the parameters by combining optimization with the simulation of dynamic behaviour of hydraulic systems. It also analyses that you come up against some key problems when you make use of this method and put forward the way of dealing with them. Last, one application example is employed to illastrate the method.

Keywords: Objective Function, Simulation, Optimization