

文章编号: 1005-3026(2002)02-0195-04

# 分形模糊神经网络诊断方法研究和应用

侯祥林<sup>1</sup>, 虞钢<sup>2</sup>, 李永强<sup>1</sup>, 虞和济<sup>1</sup>

(1. 东北大学 理学院, 辽宁 沈阳 110004; 2. 中国科学院 力学研究所, 北京 100080)

**摘 要:** 从分形理论和神经网络原理出发, 基于信号分形计算维数定义, 以采样周期和分形计算维数两个坐标对信号特征进行合理地模糊化处理, 提出分形维数隶属度特征量概念, 以多时间尺度采样所获得的分形维数隶属度作为网络输入, 单位矩阵为网络输出的分形模糊神经网络, 建立了时域精确诊断新方法, 通过对典型齿轮系统故障进行精确诊断, 结果表明分形模糊神经网络诊断方法的有效性。

**关键词:** 分形计算维数; 分形维数隶属度; 优化方法; 分形神经网络; 分形模糊神经网络; 齿轮系统精确诊断

中图分类号: TP 206 文献标识码: A

采用分形维数<sup>[1,2]</sup>特征对机械设备系统诊断是通过时域信号分析处理获得故障识别新方法, 它将克服采用频域信号识别中出现的信号泄漏和频率叠混等缺陷, 人工神经网络具有强大的非线性并行处理特点<sup>[3~5]</sup>, 将分形原理与神经网络结合, 获得的分形神经网络在机械设备系统故障诊断工程中取得良好的结果<sup>[6]</sup>, 以多时间尺度对时间信号采样所获得信号计算维数特征量是不连续的离散量<sup>[7]</sup>, 因此基于分形神经网络诊断思想来提出更精确时域诊断新方法是一个重要课题。

本文基于分形和神经网络基本原理<sup>[7,8]</sup>, 引入模糊思想<sup>[9]</sup>, 将提出分形模糊神经网络诊断的新方法, 以完成时域上的精确诊断。

## 1 信号维数特征

### 1.1 信号的分形计算维数

实际信号的采样时间为  $t$  是有限量, 采样周期  $t$  是在一定范围, 对于信号的不同状态, 以不同的  $t$  采样, 定义信号分形计算维数为

$$d_t = - \frac{\ln \left[ \sum_{i=1}^n (x_{i+1} - x_i) \right] / t}{\ln t} \quad (1)$$

分形计算维数  $d_t$  反映机械设备系统特征, 正常信号和出现各种异常信号有不同的值, 作为判断信号状态的特征量, 采用  $d_{t_i}^{(j)}$ ,  $i=1, 2, \dots$  表示第  $j$  种特征信号以  $t_i$ ,  $i=1, 2, \dots$  时间周期采

样时获得信号特征的分形计算维数。

### 1.2 分形维数隶属度

定义以采样周期获得的计算维数为中心维数, 以采样周期  $t_i$  为横坐标  $R^1$ 、以分形计算维数  $d_{t_j}$  为纵坐标  $R^1$ , 由于采用周期是离散值, 每个  $t_i$  和  $d_{t_j}$  对应点可由一个矩形区域  $\subset R^2$  表示, 定义一个反映采样周期与分形计算维数关系的函数  $z(t_i, d_{t_j})$  为分形维数隶属度函数, 它是反映采样周期和分形计算维数关联程度的特征量,  $z(t_i, d_{t_j})$  是  $t_i$  和  $d_{t_j}$  的函数, 当  $i=j$  时分形维数隶属度  $z(t_i, d_{t_i}) = 1$ , 即以  $t_i$  周期和它的中心维数  $d_{t_i}$  完全相关, 以固定采样周期坐标所获得的分形维数以中心维数点向两测进行模糊化处理<sup>[6]</sup>, 按正态分布分配分形维数隶属度:  $z(t_i, d) = e^{-K(d-d_{t_i})^2}$ , 对于不同采样周期和不同分形计算维数可以在二维坐标上获得对应区域的隶属度函数:

$$z(t_i, d_1 \sim d_2) = \frac{1}{d_2 - d_1} e^{-K(d-d_{t_i})^2} d(d) e^{-K \left[ \frac{d_1+d_2}{2} - d_{t_j} \right]^2} \quad (2)$$

## 2 分形模糊神经网络诊断方法

### 2.1 分形模糊神经网络的计算方法

分形模糊神经网络采用由输入层、隐层和输

收稿日期: 2001-04-11

基金项目: 辽宁省博士启动基金资助项目(2001102017)。

作者简介: 侯祥林(1962-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学副教授, 博士; 虞钢(1958-), 男, 上海人, 中国科学院力学研究所教授, 博士生导师; 虞和济(1933-), 男, 浙江宁波人, 东北大学教授。

出层构成的三层神经网络,设输入层单元数为  $ni$ ,隐层单元数为  $nh$ ,输出层单元数为  $no$ ,样本数为  $np$ .输入和希望输出矢量为  $x_p, y_p, p = 1, 2, \dots, np$ .其中  $x_p = \{x_{p,i}\}, i = 1, 2, \dots, ni, y_p = \{y_{p,k}\}, k = 1, 2, \dots, no$ .采用 NNCGOA<sup>[7,8]</sup>,建立以神经网络平均误差为目标函数  $f(z)$ :

$$f(z) = \sum_{p=1}^{np} \|y_p - o_p\|^2 / 2 \cdot np$$

以网络权值和阈值为设计变量  $z$  的真实优化问题,可以实现分形模糊神经网络的高精度学习和识别.

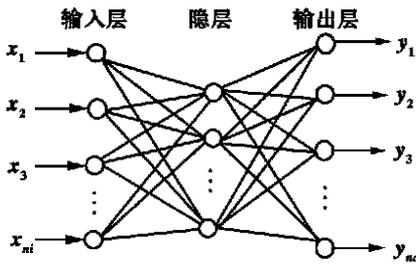


图 1 三层神经网络  
Fig. 1 Three-layer neural network

### 2.2 分形模糊神经网络诊断方法

采用分形模糊神经网络对信号状态诊断时采用如下步骤: 首先对标准信号样本根据式(1)计算出以不同时间周期采样的中心分形计算维数;

按式(2),基于中心分形计算维数进行分形维数隶属度的模糊化处理,获得不同采样周期和分形计算维数所对应的分形维数隶属度分布; 分形模糊神经网络的学习,以标准样本分形维数隶属度作为输入,以单位矩阵作为标准样本的计算输出,对于  $p, p = 1, 2, \dots, np$  个标准样本,取输出层单元数量  $no = np$ ,标准样本为:  $[z_{p,1}, z_{p,2}, \dots, z_{p,ni} | 0, 0, \dots, 1, \dots, 0]$ ,其中  $[z_{p,1}, z_{p,2}, \dots, z_{p,ni}]$  表示网络输入的分形维数隶属度向量,  $[0, 0, \dots, 1, \dots, 0]$  表示网络对应理想输出向量,它的第  $p$  个元素为 1,其余元素为 0,采用 2.1 方法计算神经网络权值和阈值; 对待识别样本同样进行式(1),式(2)过程,诊断时采用学习后的分形模糊神经网络,即以待识别样本的分形隶属度作为输入,获得网络诊断计算输出,设第  $p, p = 1, 2, \dots, np$  待识别样本输入形式为:  $[zd_{p,1} zd_{p,2}, \dots, zd_{p,ni}]$ ,通过网络计算获得计算输出结果:  $[y_{p,1}, y_{p,2}, y_{p,3}, \dots, y_{p,no}]$ ; 以网络输出结果的取大原则判断机械设备系统的状态,当  $y_{p,k} = \max\{y_{p,1}, y_{p,2}, \dots, y_{p,k}, \dots, y_{p,no}\} > y_{th}, y_{th}$  为设定门限值,那么  $p$  种待识别样本应与第  $k$  种状态对

应.

### 3 分形模糊神经网络诊断实例

齿轮传动系统是最常见的机械设备系统<sup>[10]</sup>,齿轮传动系统中齿轮本身故障最多.由于制造和装配误差,工作承载状况、磨损和润滑等原因,使齿轮本身工作时可能产生轮齿断裂、齿面磨损、齿面疲劳等故障.

实例齿轮诊断采用齿数比为  $z_1/z_2 = 30/30$ ,模数为  $m = 6 \text{ mm}$  的齿轮传动系统,输入轴转速为  $600 \text{ r/min}$ ,啮合频率为  $300 \text{ Hz}$ .

#### 3.1 模式学习

取最小采样周期为  $0.0625 \text{ ms}$ ,采样总时间为  $0.2 \text{ s}$  对正常工作,齿轮安装偏心,齿面磨损和轮齿断裂几种特定的情况进行实验分析.绘制出信号波形.图 2 为正常安装且齿面良好;图 3 为齿轮安装偏心;图 4 为齿轮造成齿面磨损,安装良好;以它们作为标准样本,分别以多时间尺度周期  $t = 0.0625, 0.125, 0.25, 0.5, 1 \text{ ms}$  采样,计算出不同采样周期所对应的分形计算维数表 1.取  $d =$

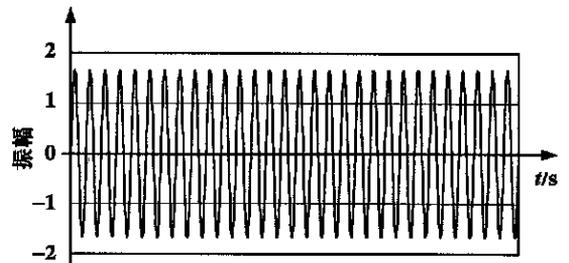


图 2 齿轮正常工作时信号图  
Fig. 2 Signal figure of gear system on good state

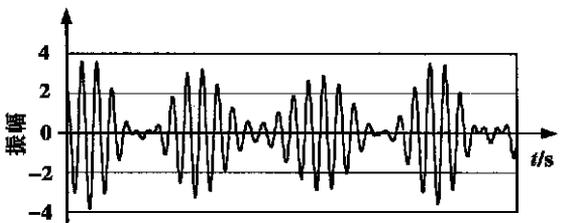


图 3 齿轮轴出现偏心时信号图  
Fig. 3 Signal figure of gear system on bias state

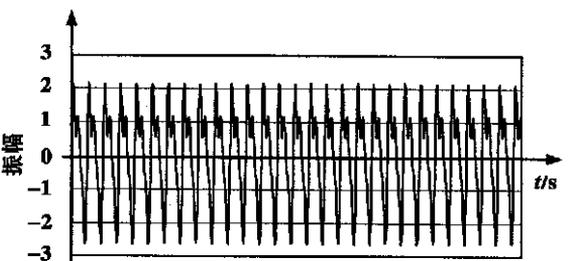


图 4 出现齿轮面磨损时信号图  
Fig. 4 Signal figure of gear system on surface wearing state

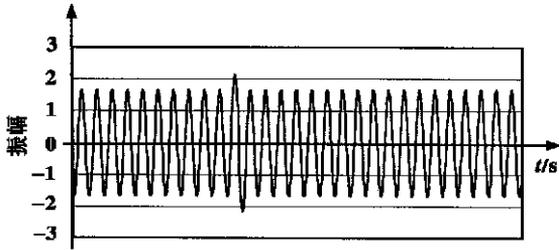


图 5 齿轮出现断齿时信号图

Fig. 5 Signal figure of gear system on tooth rupturing state  
0.05,  $K=30$ , 按分形维数隶属度计算方法计算出  
采样周期为第一个时间段 0~0.0625 ms 时齿轮

4 种状态对应的分形维数隶属度建立表 2 构成分形模糊神经网络的标准输入输出样本表 3。

表 1 齿轮系统在不同周期采样的分形计算维数特征值  
Table 1 Fractal calculating dimension of gear system in different sampling period

	采样周期/ms				
	0.0625	0.125	0.25	0.5	1
正常齿轮	1.4417	1.4685	1.4995	1.5343	1.5743
轴偏心	1.4448	1.4722	1.5030	1.5381	1.5783
齿面磨损	1.4822	1.5117	1.5454	1.5930	1.6260
断齿	1.4423	1.4690	1.4998	1.5341	1.5749

注:采样总时间为 0.2 s。

表 2 不同时段为 0~0.0625 ms 时齿轮 4 种状态分形维数隶属度表

Table 2 Fractal dimension subordinating-degree of four state in sampling period 0~0.0625 ms

征兆	维数段							
	1.35~1.40	1.40~1.45	1.45~1.50	1.50~1.55	1.55~1.60	1.60~1.65	1.65~1.70	1.70~1.75
正常	0.875	0.992	0.967	0.812	0.587	0.365	0.195	0.090
偏心	0.864	0.988	0.973	0.825	0.601	0.378	0.204	0.095
磨损	0.708	0.907	0.998	0.947	0.772	0.542	0.328	0.171
断齿	0.873	0.991	0.968	0.815	0.590	0.367	0.197	0.091

表 3 标准样本输入和希望输出

Table 3 Input and hopeful output of standard samples

样本	标准输入								标准输出			
	1	2	3	4	5	6	7	8	1	2	3	4
1	0.875	0.992	0.967	0.812	0.587	0.365	0.195	0.090	1	0	0	0
2	0.864	0.988	0.973	0.825	0.601	0.378	0.204	0.095	0	1	0	0
3	0.708	0.907	0.998	0.947	0.772	0.542	0.328	0.171	0	0	1	0
4	0.873	0.991	0.968	0.815	0.590	0.367	0.197	0.091	0	0	0	1

对于 3 层的分形模糊神经网络,采用 2.1 所述的共轭梯度优化方法计算网络权值和阈值,构成输入层为 8 个节点、隐层为 3 个节点、输出节点为 4 个节点,设计变量总数为  $(8+1) \times 3 + (3+1) \times 4 = 43$  的优化问题 通过 43 次/轮  $\times 18$  轮 + 7 次 = 781 次计算,目标函数达到 0.00000009,将网络的权值和阈值列为表 4,计算后样本输出为表 5。

表 4 齿轮分形模糊神经网络权值和阈值表

Table 4 Weights and thresholds of fractal Fuzzy neural network

输入层节点	隐层节点			
	1	2	3	
1	-60.31402	-83.15238	-12.41903	
2	-29.49408	-51.24622	-8.74980	
3	9.10598	6.46593	-2.39312	
4	32.89552	62.80801	3.66197	
5	46.91847	77.96370	6.71657	
6	55.95400	63.71980	7.56054	
7	33.58063	56.95928	5.82902	
8	20.60763	32.14058	3.88346	
隐层节点阈值	-13.10314	-17.24910	-5.12221	
隐层节点	输出层节点			
	1	2	3	4
1	-31.18580	-34.19374	31.93009	-129.48936
2	-72.44445	75.47745	-8.80432	84.98212
3	28.51841	-4.88043	-4.14970	-4.88045
输出层节点阈值	36.22681	-50.26805	-14.31502	-33.66224

表 5 齿轮分形模糊神经网络标准样本计算输出

Table 5 Computing output of standard samples of fractal Fuzzy neural network

样本序号	优化计算输出			
1	0.99986047	0	0.00000008	0.00042397
2	0	0.99978587	0.00018810	0.00019611
3	0	0.00012526	0.99985082	0
4	0.00023933	0.00026834	0.00000003	0.99954481

### 3.2 模式诊断

图 6 为齿轮待识别模式信号图,表 6,表 7 分别为这种待识别模式的分形计算维数表和采样周期时间段 0~0.0625 ms 对应的分形维数隶属度表。

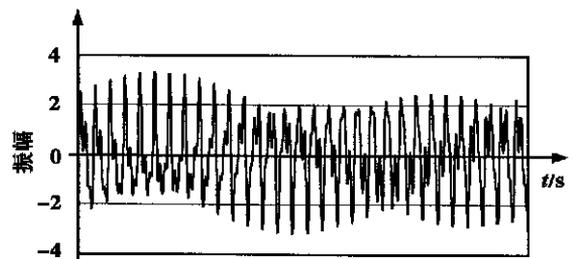


图 6 待检齿轮的信号图

Fig. 6 Signal figure of gear system unknown pattern

表 6 齿轮待检信号计算特征维数表

Table 6 Fractal calculating dimension of gear system unknown pattern

采样周期/ms	0.0625	0.125	0.25	0.5	1
待检齿轮	1.47146	1.50038	1.5331	1.5702	1.6126

注:采样总时间为 0.2 s.

表 7 待检齿轮分形维数隶属度计算表

Table 7 Fractal dimension subordinating-degree of gear system unknown pattern

采样时间分段 ms	0 ~ 0.0625	采样时间分段 ms	0 ~ 0.0625
中心维数	1.4715	1.55 ~ 1.60	0.725
1.35 ~ 1.40	0.756	1.60 ~ 1.65	0.493
1.40 ~ 1.45	0.937	1.65 ~ 1.70	0.289
1.45 ~ 1.50	1.000	1.70 ~ 1.75	0.145
1.50 ~ 1.55	0.918		

表 7 通过分形神经网络计算,得到识别结果

表 8  $\max\{0, 0.00012533, 0.99985089, 0\} = 0.99985089$ ,对应第 3 种状态为齿轮齿面磨损,诊断与实际结果是相同的.

表 8 齿轮分形模糊神经网络待识别模式诊断

Table 8 Diagnosis of gear system pending pattern by fractal Fuzzy neural network

输入	0.756	0.937	1.00	0.918
计算输出	0		0.00012533	
输入	0.725	0.493	0.289	0.145
计算输出	0.99985089		0	

## 4 结 论

基于分形原理提出分形计算维数和分形维数隶属度信号特征概念;建立以分形维数隶属度为

输入的分形模糊神经网络来实现机械信号的分形模糊神经网络的精确方法;对齿轮传动系统实例诊断获得较为理想的诊断结果,为这种新诊断方法在工程应用提出有效依据.

## 参考文献:

- [1] Falconer KJ. *The geometry of fractal sets*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1985. 22 - 63.
- [2] Bunde A, Havlin S. *Fractal in science*[M]. Berlin: Springer Verlag, 1994. 1 - 25.
- [3] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning Representations by back-propagation error [J]. *Nature*, 1986, 323(9): 533 - 536.
- [4] Huang S H, Zhang H C. Artificial neural network in manufacturing: concepts, applications, and perspectives [J]. *IEEE Transaction on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 1994, 17(2): 212 - 228.
- [5] Alexander G P, Bentito F A. An accelerated learning algorithm for multi-layer perceptron network [J]. *IEEE Trans On Neural Networks*, 1994, 5(3): 493 - 497.
- [6] 侯祥林. 非线性系统故障的分形和神经网络智能诊断方法研究[D]. 沈阳, 东北大学, 1999. 60 - 69, 102 - 103.  
(Hou X L. Study on intellective diagnosis method of fractal and neural network of nonlinear system [D]. Shen Yang: Northeastern University, 1999. 60 - 69, 102 - 103.)
- [7] 侯祥林, 李永强, 虞和济, 等. 非线性机械设备系统的分形神经网络诊断方法[J]. *振动工程学报*, 2001, 14(2): 220 - 223.  
(Hou X L, Li Y Q, Yu H J, et al. Fractal neural network diagnosis method of mechanical equipment [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2001, 14(2): 220 - 223.)
- [8] 侯祥林, 陈长征, 虞和济, 等. 神经网络权值和阈值的优化方法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 1999, 20(4): 447 - 450.  
(Hou X L, Chen C Z, Yu H J, et al. Optimum method about weights and thresholds of neural network [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 1999, 20(4): 447 - 450.)
- [9] Zadeh L A. *Fuzzy sets and application*[M]. London: John Wiley & Sons, 1987. 271 - 327.
- [10] Ozguven H N. Mathematical models used gear dynamics a review [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 1988, 131(3): 383 - 411.

## Research and Application on Diagnosis Method of Fractal Fuzzy Neural Network

HOU Xiang-lin<sup>1</sup>, YU Gang<sup>2</sup>, LI Yong-qiang<sup>1</sup>, YU He-ji

(1. School of Science, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China, Correspondent: HOU Xiang-lin, associate professor, E-mail: HOU XL @sy163.net)

**Abstract:** Based on fractal principle and neural network theory, a new concept of signal computing dimension and fractal dimension subordinating-degree was proposed. In both sampling period and fractal computing dimension, the signal is fuzzed to construct fractal dimension subordinating-degree. A novel correct method, the fuzzy neural network diagnosis method, was proposed, in which the input is the fractal dimension subordinating-degree, and the output is the unit matrix. A gearing system was diagnosed by using the modeling.

**Key words:** fractal computing dimension; fractal dimension subordinating-degree; optimum method; fractal neural network; fractal fuzzy neural network; precise diagnosis of gear system

(Received April 11, 2001)