

基于瞬时转速的内燃机模糊神经网络故障诊断方法的研究

徐向荣

(南通航运职业技术学院 轮机工程系, 江苏 南通 226010)

摘要: 文章研究了基于瞬时转速波形分类的内燃机故障诊断方法,从瞬时转速波形中定义了3种用于诊断的波形特征参数,提出了用模糊理论对内燃机瞬时转速波形识别的故障诊断方法,并进行了大量的实验研究与分析。实验表明该方法对内燃机故障诊断是一种较为有效的方法。

关键词: 瞬时转速; 神经网络; 内燃机; 故障诊断

中图分类号: TK407

文献标识码: A

文章编号: 1671-9891(2008)03-0058-08

0 引言

内燃机是一种在各个领域都有着广泛应用的重要动力设备。作为一种复杂的往复式运动机械,加之工作条件往往十分恶劣,从而导致其经常出现故障。众所周知,内燃机出现故障所造成的后果往往是十分严重的,不仅在经济上造成重大损失,甚至危及人身安全。所有这些都使得内燃机故障诊断的研究工作显得越来越重要。为提高其安全性和可靠性,本文通过一些实验数据对基于瞬时转速的模糊故障诊断方法进行了探讨。文中采用了模糊理论的神经网络法,分为模糊BP网络和模糊径向基神经网络(RBFN)。通过比较,从而寻求一种较为有效的故障诊断方法。

1 内燃机瞬时转速模型

1.1 内燃机转速信号概述

内燃机瞬时转速是指某一微小的时间间隔内曲轴转角的平均转速。对于多缸机而言,各缸按照进气、压缩、爆发、排气的工作循环工作,作用在曲轴上的扭矩呈周期变化,这就使得内燃机的瞬时转速也处于周期有规律的变化之中。对于一个各缸发火均匀的N缸内燃机而言,在一个工作循环中,扭矩与转速会有N次明显的波动。而当内燃机的某些零部件或系统发生故障或技术状况发生改变时,瞬时转速的变化规律也会相应的发生变化。所以,通过对内燃机瞬时转速变化规律的研究,可以分析发动机的运行状况,判断内燃机的性能以及故障诊断。与直接测量气缸压力、示功图、振声信号以及油液分析等方法相比较,瞬时转速信号的测取非常方便,且无需破坏内燃机的结构,具有代价低廉和工程实用性强等特点。^[1]

1.2 内燃机瞬时转速变化模型分析

作用于活塞式柴油机运动部件上的力主要包括气体压力、活塞组件的惯性力以及摩擦力。若忽略摩擦力的影响,气体压力和惯性力合成为作用于活塞上的净力,最后作用的结果是由连杆传递为曲柄上的回转力,如图1所示。

根据几何关系以及力的合成原理,最后可以得到惯性力:

$$F_i = M\omega^2 r(\cos\theta + \frac{r}{l}\cos 2\theta) \quad (1)$$

式中, M 为活塞往复部件的质量; ω 为曲轴的回转角速度。

由气体压力和往复惯性力所形成的扭矩分别为:

收稿日期: 2008-05-18

作者简介: 徐向荣(1979—),男,江苏如东人,南通航运职业技术学院轮机工程系讲师,硕士生。

$$T_p = F_p r \sin \theta \left(1 + \frac{\cos \theta}{\sqrt{l^2/r^2 - \sin^2 \theta}} \right) \quad (2)$$

$$T_r = M \omega^2 r^2 \sin \theta \left(\cos \theta + \frac{r}{l} \cos 2\theta \right) \left(1 + \frac{\cos \theta}{\sqrt{l^2/r^2 - \sin^2 \theta}} \right) \quad (3)$$

从式 3 中可以看出柴油机的气压扭矩和压力与曲轴转角与回转速度有关。所以,通过对瞬时转速的测量和分析,可以推演出发动机各气缸的气体压力和气压扭矩及其变化波形。

为了更好地了解各气缸的气体压力和气压扭矩的关系,我们可以把一台柴油机可以看作是一个单输入—输出系统^[2],其模型如图 2 所示:

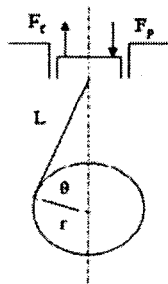


图 1 曲柄连杆机构基本力学原理图

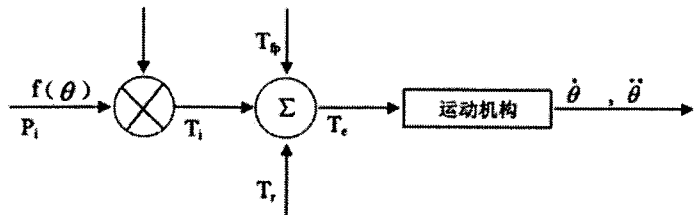


图 2 内燃机瞬时转速诊断系统模型

图中输入 P_i 为气缸压力,输出为曲轴的角速度以及角加速度 $\dot{\theta}$, $\ddot{\theta}$, T_i 为气缸压力扭矩, T_r 为往复惯性力矩, T_b 为阻力矩(摩擦力矩与负载力矩), T_e 为净输出力矩, $f(\theta)$ 可利用实验所用的柴油机结构参数计算得到:

$$f(\theta) = \sin \theta + \frac{r \sin 2\theta / l}{2\sqrt{1 - \frac{r^2 \sin^2 \theta}{l^2}}} \quad (4)$$

1.3 瞬时转速与气缸压力及扭矩的关系

一台柴油机装置是一多质量系统,为便于讨论,现将其简化为如图 3 所示的四质量系统的简化模型。

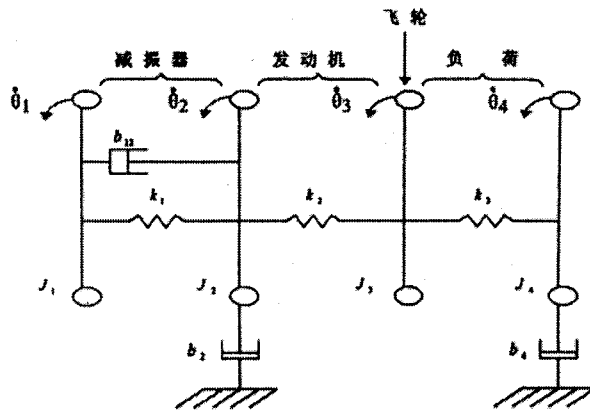


图 3 内燃机简化模型

首先建立系统的运动方程,根据运动方程重建发动机的扭矩图,再将惯性矩去掉,即可得到气体压力波形,最后根据气体压力波形和内燃机参数,通过公式即可计算出扭矩。将以上各式代入运动方程,以矩阵的形式可表示为:

$$\{R\}\{\theta\} = \{T\} \quad (5)$$

其中, $\{R\}$ 为运动方程的系统矩阵; $\{\theta\}$ 为角位移幅值矢量; $\{T\}$ 为外力矩阵。

作用于曲轴上的净扭矩 T_e 为气缸压力扭矩 T_i 、往复惯性力矩 T_r 和摩擦力阻力矩之和 T_b , 即有:

$$T_e(\theta) = T_i(\theta) + T_r(\theta) + T_p(\theta) \quad (6)$$

其中, $T_p(\theta)$ 可通过经验公式辅以实验修正得到; $T_e(\theta)$ 可由转速求得; $T_r(\theta)$ 可通过下式计算得到:

$$T_r(\theta) = -M_{EQ} R^2 (\cos\theta + R \cos 2\theta / 2L) (\sin\theta + R \sin 2\theta / 2L) \quad (7)$$

其中, M_{EQ} 为内燃机的等效质量。

这样, 气缸压力扭矩即可通过下式求得:

$$T_i(\theta) = T_e(\theta) - T_r(\theta) - T_p(\theta) \quad (8)$$

通过以上的讨论, 可以得出这样的结论: 瞬时转速、气缸压力扭矩及气缸压力三者之间有着明确的数值关系。将瞬时转速作为系统的输出, 推出系统的响应函数, 即可求解气缸压力和气压扭矩。可见, 基于瞬时转速的故障诊断属于性能参数诊断法的一种, 瞬时转速确实能够反映内燃机热力循环情况, 所以瞬时转速完全可以用于对内燃机进行状态监测与故障诊断。

2 特征值的选取

经过滤波处理后的瞬时转速波形如图 4 所示, 由于气缸内燃料燃烧后爆炸所产生的压力的作用, 瞬时转速在每缸膨胀做功的行程内都存在一段加速的过程。

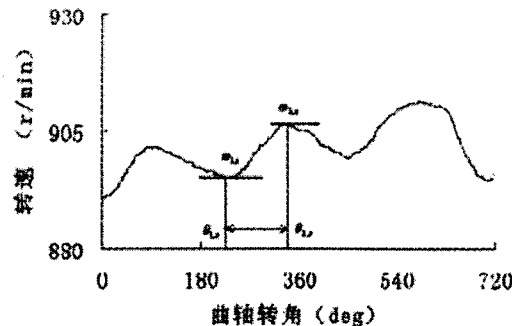


图 4 内燃机一个循环内的转速波动图

将第 n 缸的最大转速变化量记为 $\Delta\omega_n$, 根据图 4 则有:

$$\Delta\omega_n = \omega_{2,n} - \omega_{1,n} \quad (9)$$

式中, $\omega_{1,n}$, $\omega_{2,n}$ 为第 n 缸的瞬时转速波形的波谷值和波峰值, 其对应的曲轴转角分别为 $\theta_{1,n}$ 和 $\theta_{2,n}$, 则在此期间的角加速度 a_n 为:

$$a_n = \frac{\Delta\omega_n}{\Delta t_n} = \frac{\Delta\omega_n}{\frac{\Delta\theta_n}{\bar{\omega}}} = \bar{\omega} \frac{\Delta\omega_n}{\Delta\theta_n} \quad (10)$$

式中, Δt_n 为 $\theta_{1,n}$ 到 $\theta_{2,n}$ 之间的时间间隔; $\bar{\omega}$ 为内燃机的平均转速; $\Delta\theta_n$ 为 $\theta_{1,n}$ 到 $\theta_{2,n}$ 之间的曲轴转角间隔, 即:

$$\Delta\theta = \theta_{1,n} - \theta_{2,n} \quad (11)$$

内燃机在此期间的平均合成净性扭矩 $\bar{T}_{e,n}$ 为:

$$\bar{T}_{e,n} = J a_n = J \bar{\omega} \frac{\Delta\omega_n}{\Delta\theta_n} \quad (12)$$

式中, J 为曲轴轴系旋转运动部分的集中转动惯量。当第 n 缸做功时, 其它的气缸处于压缩或换气工作行程, 如果忽略往复惯性扭矩和阻力矩的影响, 则有:

$$\bar{T}_{i,n} \propto J \bar{\omega} \frac{\Delta\omega_n}{\Delta\theta_n} \quad (13)$$

因此瞬时转速波形当中的两个参数 $\Delta\omega_n$ 和 $\Delta\theta_n$, 反映了第 n 缸的气体力扭矩大小, 据此我们可定义如下的 3 个诊断特征参数:

定义 1: 转角变化指数 $CI(n)$

$$CI(n) = \frac{\Delta\theta_n}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta\theta_n} \quad (14)$$

定义 2: 速度变化指数 $VI(n)$

$$VI(n) = \frac{\Delta\omega_n}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta\omega_n} \quad (15)$$

定义 3: 加速度变化指数 $AI(n)$

$$AI(n) = \frac{\frac{\Delta\omega_n}{\Delta\theta_n}}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\Delta\omega_n}{\Delta\theta_n}} \quad (16)$$

3 内燃机模糊神经网络故障诊断方法

神经网络是近年来迅速发展的一门智能学科的一个分支。由于神经网络的自适应, 自学习以及潜在的大规模并行处理能力, 使得它在非线性系统辨识方面得到非常广泛的应用。1965 年 Zadeh 教授提出了模糊集合理论, 这在很大程度上提高了人们解决问题的能力。基于模糊集合的人工神经网络理论 FNN (Fuzzy Neural Networks) 集合了人工神经网络与模糊集合的优点, 增加了类似于人的推理机制, 使得 FNN 具有了清晰的结构, 易于理解且具备更强的解决实际问题的能力。

这里所采用的神经网络形式为误差反传 (BP) 和径向基神经网络 (RBFN)。

3.1 模糊 BP 神经网络

BP 网络采用误差反传算法, 监督训练多层神经网络, 每个训练样本在网络中经过两次传递计算: 一次向前传播计算, 从输入层开始, 传递各层并经过处理后, 产生一个输出, 并得到一个实际输出与期望输出之间的误差; 一次向后传播计算, 从输出层至输入层, 根据误差量对权值进行逐层修改。BP 学习方法要求网络中隐含层的激励函数是可微的, 因此一般采用 S 形函数:

$$x_j = F(X_j) = \frac{1}{1 + \exp(-X_j)} \quad (17)$$

式中, $X_j = \sum W_{ij} x_i$ 。

所谓模糊神经网络, 即在原有神经网络的基础上, 增加一层输入模糊化, 而在输出层之前模糊化的输出反模糊化。也可不增加反模糊化层, 而使网络的输出变为模糊输出。本文的模糊 BP 网络就是采用的后者, 即输出为模糊值。^[9]

典型的网络结构如图 5 所示:

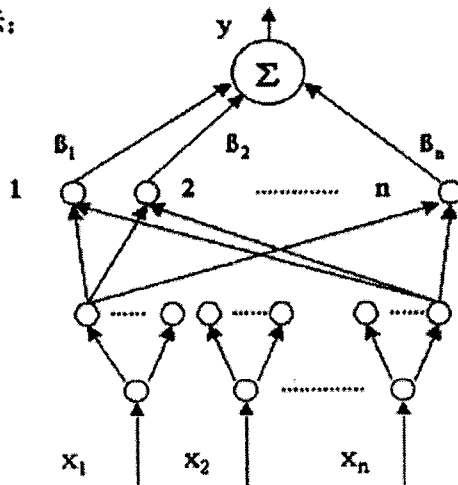


图 5 典型单输出模糊 BP 网络结构示意图

采用所定义的 C, V, A 三个参数作为输入变量, 作为网络的输入记为 x_1, x_2, x_3 。将每个输入模糊化时, 根据 BP 网络的特点, 我们建立了一种多输入, 单输出的模糊 BP 网络, 每个网络只用于鉴别一类波形, 其结构如图 5 所示。

现以内燃机 900r/m 下正常波形、一号缸断油波形和二号缸漏气波形为例加以说明。

从试验所得到的波形样本库中选取了以上三种波形各 50 个,其中每种波形的前 35 个作为学习训练用,后 15 个为检测样本。在网络学习完毕后,每种波形检测后的结果如表 1 所示。

表 1 波形检测网络结果输出表

检测波形类别	正常波形	一缸断油波形	二缸漏气波形
网 络 输 出	0.948	0.962	0.803
	0.951	0.890	0.682
	0.846	0.882	0.668
	0.904	0.820	0.805
	0.702	0.992	0.628
	0.963	0.975	0.534
	0.861	0.846	0.872
	0.880	0.865	0.663
	0.730	0.790	0.742
	0.862	0.960	0.506
	0.849	0.803	0.900
	0.880	0.934	0.712
	0.925	0.862	0.504
	0.889	0.860	0.553
	0.603	0.803	0.836

3.2 径向基神经网络

径向基神经网络 (RBFN) 同 BP 网络一样,也属于前馈式神经网络,如图 6 所示的 RBFN,它是一种两层网络。网络中的输入节点、输出节点和隐层节点数分别为 N, L, M , 其中,隐层节点的作用相当于对输入模式进行一次变换,将低维的模式输入数据变换到高维空间,以利于输出层进行分类识别。隐层单元的作用实际上也可看成是对输入数据进行特征提取,因此,变换函数的选择十分重要。^[9]本文选用的是高斯核。则其第 i 个单元的对应输出为:

$$z_i(t) = K(|X(t) - s_i|) = \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^N (x_j - s_{ij})^2}{2\alpha_i^2}\right) \quad 1 \leq i \leq L \quad (18)$$

式中, $z_i(t)$ 为第 i 个隐层单元的输出,即径向基函数; $X(t)$ 为第 t 个输入模式矢量; s_i 为隐层中第 i 个单元的变换中心矢量; α_i 为第 i 个中心矢量的控制参数,即形状参数。

确定 α_i 的经验公式如下:

$$\alpha_i = \frac{\beta^2}{N} (2M_i)^{-\beta/N} \quad (19)$$

其中, N 为模式样本矢量的维数; M_i 为第 i 个模式对应的训练样本数; β 为确信系数 ($0 < \beta < 0.5$)。

在采用模糊 RBFN 网络进行内燃机瞬时转速波形辨识的方法中,这里仍采用 C_i, V_i, A_i 这三个参数作为输入变量,作为网络的输入,同样选用了和模糊遗传算法辨识相同的 120 个分属四种状态的内燃机瞬时转速波形样本,其中每种样本各取 10 个输入网络进行训练,剩余的每种 15 个,共计 60 个波形用于网络训练学

习完毕后的检验。

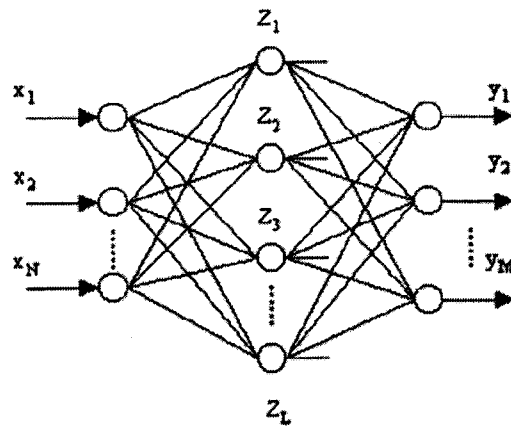


图 6 径向基函数网络 (RBFN) 结构示意图

将用于检验的 4 种各 15 个瞬时转速波形输入网络进行检验后, 网络输出结果如下表 2 所示:

表 2 RBFN 网络波形检测结果输出

输入 \ 输出	Y1	Y2	Y3	Y4
1(正常波形)	0.982	0.004	0.082	0.008
2(正常波形)	0.962	0.011	0.016	0.062
3(正常波形)	0.996	0.012	0.027	0.056
4(正常波形)	1.022	0.026	0.018	0.008
5(正常波形)	0.886	0.202	0.007	0.011
6(正常波形)	1.046	0.194	0.056	0.082
7(正常波形)	0.944	0.090	0.106	0.102
8(正常波形)	0.912	0.066	0.114	0.076
9(正常波形)	0.953	0.104	0.069	0.086
10(正常波形)	0.853	0.160	0.204	0.204
11(正常波形)	1.100	0.004	0.003	0.005
12(正常波形)	0.902	0.102	0.092	0.078
13(正常波形)	0.999	0.009	0.018	0.016
14(正常波形)	0.954	0.014	0.026	0.007
15(正常波形)	0.882	0.102	0.135	0.040
1(一缸断油)	0.022	10140	0.033	0.002
2(一缸断油)	0.012	1.092	0.020	0.016
3(一缸断油)	0.006	1.202	0.006	0.005
4(一缸断油)	0.107	0.957	0.098	0.061
5(一缸断油)	0.136	0.934	0.108	0.106
6(一缸断油)	0.001	1.225	0.009	0.003
7(一缸断油)	0.019	1.004	0.002	0.085
8(一缸断油)	0.108	1.199	0.015	0.031
9(一缸断油)	0.164	0.997	0.006	0.007
10(一缸断油)	0.203	0.891	0.105	0.200
11(一缸断油)	0.112	0.976	0.007	0.066
12(一缸断油)	0.002	1.220	0.001	0.002
13(一缸断油)	0.008	1.004	0.016	0.081
14(一缸断油)	0.088	0.962	0.102	0.018

输入 \ 输出	Y1	Y2	Y3	Y4
15(一缸断油)	0.107	0.851	0.233	0.145
1(三缸断油)	0.104	0.089	0.956	0.067
2(三缸断油)	0.120	0.094	0.874	0.111
3(三缸断油)	0.089	0.007	0.950	0.102
4(三缸断油)	0.102	0.015	1.002	0.070
5(三缸断油)	0.028	0.001	1.098	0.005
6(三缸断油)	0.102	0.088	0.909	0.099
7(三缸断油)	0.233	0.103	0.880	0.164
8(三缸断油)	0.068	0.054	0.974	0.010
9(三缸断油)	0.004	0.001	1.112	0.007
10(三缸断油)	0.206	0.191	0.868	0.200
11(三缸断油)	0.101	0.082	0.970	0.144
12(三缸断油)	0.044	0.060	1.060	0.061
13(三缸断油)	0.039	0.006	1.081	0.019
14(三缸断油)	0.227	0.139	0.853	0.185
15(三缸断油)	0.106	0.064	0.956	0.079
1(二缸漏气)	0.233	0.159	0.210	0.855
2(二缸漏气)	0.201	0.133	0.164	0.882
3(二缸漏气)	0.143	0.091	0.144	0.920
4(二缸漏气)	0.096	0.088	0.100	0.999
5(二缸漏气)	0.368	0.315	0.263	0.766
6(二缸漏气)	0.102	0.064	0.097	0.920
7(二缸漏气)	0.176	0.202	0.158	0.862
8(二缸漏气)	0.098	0.107	0.100	0.913
9(二缸漏气)	0.099	0.080	0.082	0.916
10(二缸漏气)	0.110	0.080	0.097	0.978
11(二缸漏气)	0.070	0.163	0.111	0
12(二缸漏气)	0.094	0.097	0.123	0.872
13(二缸漏气)	0.086	0.099	0.064	0.905
14(二缸漏气)	0.072	0.037	0.085	0.968
15(二缸漏气)	0.220	0.206	0.170	0.812

3.3 结果分析

从上表 1 中的模糊 BP 网络输出结果来看,正常波形和一号缸断油波形的辨识结果较为令人满意。若以 0.8 为门槛值,即网络输出结果大于 0.8,则判定该波形和学习样本所属的波形同属一类,则正常波形和一号缸断油波形的辨识率分别达到了 80%和 93.3%,而二号缸漏气波形的辨识率则明显较低,其辨识率只有 30%。由此说明,用模糊神经网络的方法对内燃机各种故障状态下波形的辨识从总体上来说是有有效的。模糊径向基网络波形辨识中,以门槛值 0.8 为限,则辨识率要比模糊 BP 网络的辨识率高,分别为:正常波形:95%;一号缸断油:100%;三号缸断油:100%;二号缸漏气:93.3%。

在故障诊断工作中,BP 神经网络是用得最多的一种,与 RBFN 相比较而言则各有特点,具体表现为:

(1) RBFN 不需要大量的学习样本。在本文中对每一种波形的识别只需要 5-10 个样本就能取得理想的训练效果。

(2) RBFN 具有对干扰噪声的不灵敏性。

(3) RBFN 在训练中不存在局部极小点。局部最小点的问题对于 BP 网络来说是难以克服的。^[9]从理

论上来讲只要有足够多的学习样本和足够长的学习时间, RBFN 总能达到全局最小点, 这对于 BP 网络来说是很难做到的。

(4) RBFN 网络与 BP 网络相比还具有一些其他的优点, 如, 训练时间短、收敛速度快等。

本文中所采用的两种辨识方法相比较, 就辨识率而言, 模糊径向基神经网络法 (FRBFN) 辨识率高, 模糊 BP 神经网络的辨识率相对较低。

4 结束语

本文研究了基于瞬时转速波形分类的内燃机故障诊断方法, 从瞬时转速波形中定义了 3 种用于诊断的波形特征参数, 提出了用模糊理论对内燃机瞬时转速波形识别的故障诊断方法, 并进行了大量的实验研究与分析。总之, 模糊理论结合其他方法在用于基于内燃机波形识别的故障诊断方面不失为一种较为理想的故障诊断方法。

参考文献:

- [1] 刘卫国, 陈家骅. 内燃机瞬时转速的测量[J]. 内燃机学报, 1999(40):17-18.
- [2] 白广来, 孟宪尧, 汪思源. 基于发动机模型和瞬态转速测量的气缸故障诊断方法[J]. 上海海运学院学报, 2001(3):22-23.
- [3] 刘世元, 杜润生, 杨叔子. 基于飞轮转速波动和神经网络的内燃机故障诊断方法[J]. 内燃机学报, 1998(4):16-17.
- [4] 吴静, 柳世考, 邓望. 基于改进 BP 神经网络的故障诊断方法[J]. 工业仪表与自动化装置, 2007(3):45-47.
- [5] 陈进军, 周刚, 蔡琦. 基于 RBF 神经网络的核动力装置故障诊断方法研究[J]. 热科学与技术, 2007(1):91-93.
- [6] 田佳禾, 孙士慧, 赵仕俊. 基于小波神经网络的故障诊断方法研究[J]. 计算机系统应用, 2008(5):43-45.

Research on FNN Fault Diagnosis Method Based on Instantaneous Revolution of Internal Combustion Engine

XU Xiang-rong

(Dept. of Turbine Engineering, Nantong Shipping College, Nantong 226010, China)

Abstract: This article makes some research on the fault diagnosis based on the instantaneous revolution waveform, advances the conception of three parameters from the instantaneous revolution waveform, and puts forward the method of fault diagnosis about the recognition of waveform based on FNN. In addition, it also makes a lot of experimental researches and analysis.

Key words: Instantaneous revolution; Neural network; Internal combustion engine; Fault diagnosis