

BP神经网络与 Sugeno 模糊积分融合的转子系统故障诊断

田富国¹, 汪庆华¹, 贾康¹, 邓东花²

(1. 西安工业大学 机电工程学院, 西安 710021;

2. 中国石油天然气管道工程有限公司 仪表自动化室, 山东 廊坊 065000)

摘要: **目的** 针对 BP 神经网络对转子故障诊断方法存在的局限性, 提出一种融合 Sugeno 模糊积分和 BP 神经网络的转子故障轴心轨迹识别诊断方法。**方法** 首先利用轴心轨迹图像的不变矩为特征向量, 提取常见旋转机械转子故障特征, 随后利用多个 BP 神经网络对故障类型进行识别, 最终采用 Sugeno 模糊积分对 BP 神经网络识别结果进行决策, 从而构建转子故障诊断模型, 并应用于转子系统故障的诊断。**结果** 通过机械故障仿真模拟实验平台采集了 6 种常见转子系统故障信号, 利用 matlab2012a 软件编程建模仿真处理, 试验表明, 该模型有效地提高了转子系统多类别故障的识别正确率。同时, 该方法对同一故障类型识别所需样本少, 大大节省了数据获取和处理的时间。**结论** 该方法提出并用于转子系统故障诊断中, 诊断准确性高, 可靠性强, 利用样本数据量少, 节约时间, 对小样本数据的故障诊断有着良好的效果。

关键词: 神经网络; 模糊积分; 转子系统; 轴心轨迹; 故障诊断

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2019.10.019

中图分类号: TB114

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2019)10-0110-05

Fault Diagnosis of Rotor System Based on BP Neural Network and Sugeno Fuzzy Integral

TIAN Fu-guo¹, WANG Qing-hua¹, JIA Kang¹, DENG Dong-hua²

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. Instrument Automation Room, China National Petroleum Pipeline Engineering Co., Ltd, Langfang 065000, China)

ABSTRACT: Objective To propose a diagnosis method of rotor fault axis trajectory recognition based on Sugeno fuzzy integral and BP neural network to address the limitations of BP neural network for rotor fault diagnosis. **Methods** Firstly, the invariant moment of the axial trajectory image was used as the feature vector to extract the fault characteristics of common rotating machinery rotors. Then, multiple BP neural networks were used to identify the fault types. Finally, the Sugeno fuzzy integral was used to make decisions on the BP neural network recognition results, construct a rotor fault diagnosis model and apply it to diagnose faults of the rotor system. **Results** The six common rotor system fault signals were collected by the mechanical fault simulation platform. The matlab2012a software was used for programming, modeling and simulation. The test showed that the model effectively improved the recognition accuracy of multi-class faults in the rotor system. At the same time, the method required fewer samples for identifying the same fault type, which greatly saved data acquisition and processing time. **Conclusion** This method is proposed for fault diagnosis of rotor system. It has high diagnostic accuracy and high reliability. It requires less

收稿日期: 2019-04-04; 修订日期: 2019-05-16

作者简介: 田富国 (1993—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断与状态检测;

通讯作者: 汪庆华 (1978—), 女, 博士, 副教授, 研究生导师, 主要研究方向为故障诊断与状态监测。

sample data and saves time. It has a good effect on fault diagnosis of small sample data.

KEY WORDS: neural network; fuzzy integral; rotor system; axis trajectory; fault diagnosis

转子是旋转机械设备故障的高发部位, 对转子故障的研究在科研领域占有核心地位^[1]。BP 神经网络自其出现以来, 在故障识别方面受到广大学者的青睐, BP 神经网络以及其基础上的改进方法屡见不鲜^[2-4], 采用 BP 神经网络在轴心轨迹特征识别中也广泛使用^[5-6]。然而由于其算法缺陷, BP 神经网络在识别方面难以达到高准确度的识别。Sugeno 模糊积分自日本学者 Sugeno 教授^[7]在他的博士论文中提出以来, 在特征识别领域已经十分普遍^[8]。一些研究者将 Sugeno 模糊积分用于多分类器信息融合之上, 取得良好成果^[9-10]。

文中提出在获取故障类型轴心轨迹不变矩特征的基础上, 将 BP 神经网络作为分类器与 Sugeno 模糊积分相结合解决分类问题, 以较少的样本获得较高的类型识别率, 以避免 BP 神经网络的缺陷。同时, 建立模型应用于对转子轴承系统不同故障特征的辨识中, 取得了优异的效果。

1 轴心轨迹图像不变矩法特征提取

轴心轨迹在转子轴承系统故障的识别上应用相对广泛。文中采用形状不变矩的计算, 提取轴心轨迹的特征向量。图像识别不变矩是 Hu 在 1962 年提出的^[11], 根据其研究成果, 将二阶矩与三阶矩导出 7 个不变矩, 图形的重心、面积、惯性矩都可以用这 7 个不变矩来表示。具体计算如下所述。

设二维模式 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, 对任意正整数 $P(X) = \{E: E \subset X\}$ 和 g_λ , $\lambda \neq 0$ 在 $E \in P(X)$ 平面上的 $g_\lambda(E) = \frac{1}{\lambda} \left[\prod_{x_i \in E} (1 + \lambda g_i) - 1 \right]$ 阶矩定义为:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q \rho(x, y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中: λ 为图形的灰度; m_{pq} 称为 λ 阶正则矩, 并且集合 $\{m_{pq}\}$ 由 $\int h \circ \mu$ 唯一确定, 同样, μ 也可由集合 $\{m_{pq}\}$ 唯一确定。

针对离散图形, 可将式 (1) 简化为离散形式:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q \rho(x, y) \quad (2)$$

可以将轴心轨迹转化为二值图像, 认为 R^2 平面上轴心轨迹经过的区域坐标点的灰度值相同, 即 $\rho(x, y) = 1$; 相反, 未经过的区域灰度值为 0, 故可将式 (2) 进一步简化为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q \quad (3)$$

由于其平移不变性, 即 m_{pq} 与图像在坐标中的位

置有关, 但是图像的坐标位置与图像的中心距无关, 所以将 $\rho(x, y)$ 平移到中心, 平移的不变性就能得到满足。因此, 定义 $p+q$ 阶矩的中心矩为:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_0)^p (y - y_0)^q \quad (4)$$

式中, $x_0 = m_{10}/m_{00}$, $y_0 = m_{01}/m_{00}$, 表示图像区域的灰度重心坐标。

为了使式 (4) 具备伸缩的不变性, 对其进行标准化处理:

$$I_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{1+(p+q)/2}}, \quad p+q = 2, 3, \dots \quad (5)$$

为了使矩特征 I_{pq} 满足旋转不变性, Hu 利用式 (5) 推导出了 7 个不变矩集合 $\phi_1 - \phi_7$:

$$\begin{cases} \phi_1 = I_{20} + I_{02} \\ \phi_2 = (I_{20} - I_{02})^2 + 4I_{11}^2 \\ \phi_3 = (I_{30} - 3I_{12})^2 + (3I_{21} - I_{03})^2 \\ \phi_4 = (I_{30} + I_{12})^2 + (I_{21} + I_{03})^2 \\ \phi_5 = (I_{30} - 3I_{12})(I_{30} + I_{20}) \left[(I_{30} + I_{12})^2 - 3(I_{21} + I_{03})^2 \right] + \\ \quad (3I_{21} - I_{03})(I_{21} + I_{03}) \left[3(I_{30} + I_{12})^2 - (I_{21} + I_{03})^2 \right] \\ \phi_6 = (I_{20} - I_{02}) \left[(I_{30} + I_{12})^2 - (I_{21} + I_{03})^2 \right] + \\ \quad 4I_{11}(I_{30} + I_{12})(I_{21} + I_{03}) \\ \phi_7 = (3I_{21} - I_{03})(I_{30} + I_{12}) \left[(I_{30} + I_{12})^2 - 3(I_{21} + I_{03})^2 \right] + \\ \quad (3I_{21} - I_{03})(I_{21} + I_{03}) \left[3(I_{30} + I_{12})^2 - (I_{21} + I_{03})^2 \right] \end{cases} \quad (6)$$

通过上面的变换, 式 (6) 中 7 个量就是所求特征。

2 BP 神经网络与 Sugeno 模糊积分融合算法

该算法是通过不同的属性组合构造 BP 神经网络分类器对样本类别进行分类, 之后利用 Sugeno 模糊积分对每个分类器的结果进行融合的一种融合识别算法。其流程如图 1 所示, 具体过程如下所述。

1) 选取特征样本, 将样本分成两部分: 一部分用于训练; 一部分用于测试。为了使分类器具备良好的性能, 训练样本要多于测试样本。

2) 构造 3 个神经网络分类器, 每个分类器对每一类测试样本会对应一个识别率。假设有 3 种类别, 那么识别率的个数就为 9, 识别率为各网络输出的置信度, 将用它来计算模糊密度进而算出模糊测度。

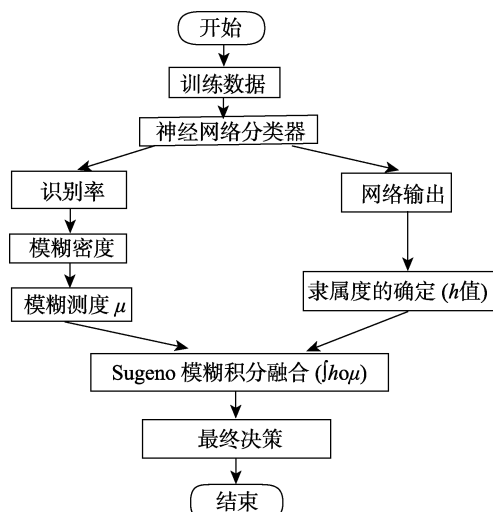


图1 算法融合模型流程

设 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 为有限集, 对于 $P(X) = \{E: E \subset X\}$ 上的 g_λ 模糊测度, $\lambda \neq 0$, 则任意 $E \in P(X)$, 有:

$$g_\lambda(E) = \frac{1}{\lambda} \left[\prod_{x_i \in E} (1 + \lambda g_i) - 1 \right] \quad (7)$$

其中系数 λ 称为 λ 律, g_i 为模糊密度, λ 能够由式 (8) 得出:

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g_i) \quad (8)$$

3) BP 神经网络对每一个测试样本都会有一个实际的输出, 这个输出值即为隶属度。一般 BP 神经网络分类器通过这个输出值会对输入的样本进行一个决策, 这也是它作为分类器的原理。

4) 将隶属度与模糊测度进行取小、取大操作, 得到最后的融合结果。

3 转子系统故障诊断模型

转子故障诊断的步骤通常为故障信号采集、故障

特征提取、状态识别。转子故障诊断模型如图 2 所示。矩特征表示转子在故障状态下取其轴心轨迹图像平移、伸缩、旋转后的 7 个矩特征。利用 3 个 BP 神经网络选取 6 个特征构建转子故障诊断模型, 然后利用 Sugeno 模糊积分对每个分类器的模糊测度和分类器对网络输出结果进行融合, 最终做出最后决策。获取故障特征参数为模型的输入信号, 模型最终获得 6 种状态结果, 即正常情况、转子不对中情况、转子不对中+不平衡情况、动静件碰磨情况、油膜涡动情况、油膜震荡情况。

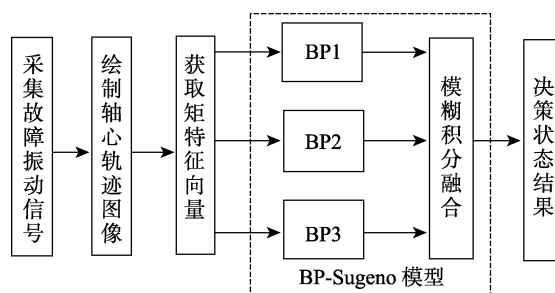


图2 转子故障诊断模型

4 实验验证及分析

为了验证上述应用方法对转子轴承系统故障的有效性, 采用了机械故障仿真模拟实验平台 (MFS-MG) 模拟了不同状态下的机械故障, 采用 motor 软件设置电机转速在油膜故障中为 60 Hz, 其他故障为 30 Hz, 采样频率为 2560 Hz。同时, 利用 VQ 软件获取其对应信号轴心轨迹图像, 如图 3 所示。通过利用 matlab2012a 软件编写不变矩特征提取程序, 将实验截取的不同故障的轴心轨迹图分别求得原图、旋转 270°、旋转 90°、1/2 尺寸和 2 倍尺寸五种变化方式下的特征矩, 每种状态下提取公式 (6) 中所示的 7 个特征矩, 同一个轴心轨迹共计可得到 35 个特征样本。提取的特征数据见表 1, 由于数据量大此处只显示

表1 轴心轨迹不变矩特征数据

类型	变换方式	矩 1	矩 2	矩 3	矩 4	矩 5	矩 6	矩 7
正常	原图	3.7928	0.0156	0.0542	0.1522	0.0036	0.0062	0.0056
	旋转 270°	3.7743	0.0192	0.0323	0.1413	-0.0095	0.0031	0.0002
	旋转 90°	3.7783	0.0198	0.0461	0.1366	-0.0098	0.0015	0.0013
	一半尺寸	3.7988	0.0156	0.0566	0.1422	0.0029	0.0049	0.0064
	2 倍尺寸	3.7960	0.0140	0.0607	0.1448	0.0038	0.0051	0.0069
不对中	原图	3.8617	0.0254	0.2429	0.4569	0.1044	0.0716	-0.1420
	旋转 270°	3.7195	0.0263	0.2001	0.3030	-0.0241	0.0483	0.0448
	旋转 90°	3.7223	0.0306	0.2308	0.2637	-0.0045	0.0437	0.0417
...	...	...	...	...	...	...	...	...
油膜 震荡	旋转 90°	1.3373	0.0278	0.0083	0.0025	0.0000	-0.0004	0.0000
	一半尺寸	1.3129	0.0201	0.0059	0.0020	0.0000	-0.0003	0.0000
	2 倍尺寸	1.3104	0.0217	0.0073	0.0018	0.0000	-0.0002	0.0000

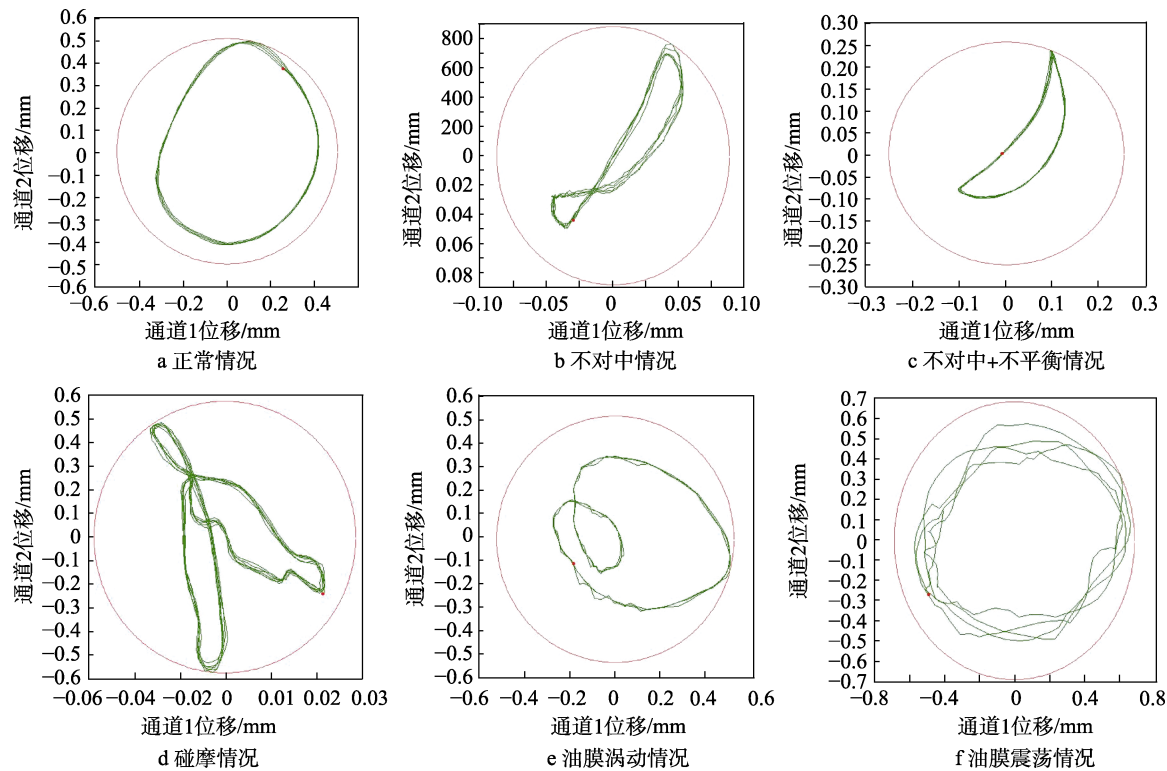


图 3 不同故障下的轴心轨迹图像

部分数据。
为了规范数据,采用 0 均值标准化对数据进行归一化处理。同时,选择将每 6 个特征为一组,分成 3 组特征集,不同特征值组合是为了增加模型的不稳定性,构造的三个 BP 分类器见表 2。

表 2 构造的三个 BP 分类器

分类器	BP1	BP2	BP3
特征集	矩{1,2,3,4,5,6}	矩{2,3,4,5,6,7}	矩{1,2,3,5,6,7}

利用 MATLAB 神经网络工具箱功能对样本进行训练测试,测试样本的输出结果作为 BP 神经网络的初步决策,每一种类型对于每一个分类器的识别率可

作为模糊密度,计算其模糊测度,6 种故障类型的 λ 值见表 3。然后进行融合,最终得融合前后的识别率见表 4。

表 3 6 种故障类型 λ 的值

正常	不对中	不对中+不平衡
-0.9948681066	-0.9482677874	-0.9761849859
动静件碰磨	油膜涡动	油膜振荡
-0.7494051095	-0.9059873115	-1.0000000000

由表 4 不难发现,经过融合后,6 种故障特征的识别率较融合前有了明显的提高。虽然总样本的识别率没有单个故障类型的识别率高,但是经过 sugeno 模糊积分融合后,识别率也有了明显的提高。

表 4 融合前后识别结果对比

类型	BP1	BP2	BP3	均值	BP-FI
正常	73.33	86.67	86.67	82.22	93.33
不对中	73.33	46.67	73.33	64.44	93.33
不对中+不平衡	46.67	86.67	73.33	68.89	93.33
动静件碰磨	60.00	46.67	40.00	48.89	93.33
油膜涡动	46.67	26.67	86.67	53.34	100
油膜振荡	93.33	86.67	100	93.33	100
总样本	65.56	63.33	76.67	68.52	95.56

5 结语

研究了转子轴承系统常见故障的诊断方法,充分利用轴心轨迹不变矩特征,提出了一种 BP 神经网络

与 Sugeno 模糊积分融合的转子故障诊断模型。利用 sugeno 模糊积分进行决策,充分提高了单个 BP 神经网络识别的缺陷,提高了故障诊断的效率和质量。仿真实验结果表明,多分类故障问题在 BP 神经网络与 sugeno 模糊积分融合之下,整体识别正确率都有所提

高, 诊断后结果验证了模型的有效性、可行性, 对转子故障的监测与维修有一定的意义。

参考文献:

- [1] 刘尚坤. 基于振动信号处理的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [2] 高树奎, 华兴鲁, 孟帅. 神经网络在汽轮机转子故障诊断中的应用研究[J]. 河北电力技术, 2018, 37(1): 29-32.
- [3] 孙大洪, 王发展, 刘强, 等. 基于 BP 和 RBF 神经网络的滚动轴承故障诊断比较[J]. 轴承, 2010(2): 53-56.
- [4] 乔维德. 萤火虫-粒子群优化神经网络的异步电机转子断条故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2017, 44(1): 83-88.
- [5] 李强, 王文斌, 刘学. 基于鱼群算法与有导师神经网络的轴心轨迹智能识别[J]. 水力发电学报, 2015, 34(6): 191-196.
- [6] 郭鹏程, 罗兴铸, 王勇劲, 等. 基于粒子群算法与改进 BP 神经网络的水电机组轴心轨迹识别[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(8): 93-97.
- [7] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control[J]. Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems, 1993, 15(1): 387-403.
- [8] DUBOIS D, PRADE H, RICO A. The logical Encoding of Sugeno integrals[J]. Fuzzy Sets & Systems, 2014, 241(3): 61-75.
- [9] MartíNez G E, MENDOZA O, CASTRO J R, et al. Comparison between Choquet and Sugeno Integrals as Aggregation Operators for Pattern Recognition[C]// Fuzzy Information Processing Society. IEEE, 2017.
- [10] 李雪非, 顾志华, 冯慧敏. 模糊积分分类器中的自适应模糊测度[J]. 河北大学学报: 自然科学版, 2012, 32(4): 342-348.
- [11] 周训强. 旋转机械轴心轨迹的提纯、特征提取与自动识别研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.