

A Method in Rotor Fault Diagnosis Based on Improved Hu Invariant Moments and SVM

Boxue Zhong

Datang Baoding Thermal Power Plant, Baoding Hebei
Email: 625809313@qq.com

Received: Dec. 11th, 2017; accepted: Dec. 22nd, 2017; published: Dec. 29th, 2017

Abstract

The accurate diagnosis of fault conditions of steam rotor when faults occur in rotor has been the research focus in the field of engineering. To solve this problem, this study proposes a multiple fault diagnosis method for steam rotor based on the improved Hu invariant moments and SVM. First, 4 kinds of common faults' Shaft orbits are synthesized by simulation in this method, and extract features by the improved Hu invariant moments, then, the Hu invariant moment values will input to the directed acyclic graph SVM as feature vectors to recognize and classify, and ultimately achieve the multiple fault diagnosis of rotor. The experimental results show that this method can accurately complete rotor multiple fault diagnosis. Meanwhile, to compared with the original Hu invariant moments, it is proved that the improved Hu invariant moments are better than the original Hu invariant moments in the recognition accuracy.

Keywords

Rotor, Shaft Orbits, Fault Diagnosis, Hu Invariant Moments, SVM

基于改进Hu不变矩和SVM的转子故障诊断方法

仲博学

大唐保定热电厂, 河北 保定
Email: 625809313@qq.com

收稿日期: 2017年12月11日; 录用日期: 2017年12月22日; 发布日期: 2017年12月29日

摘要

在转子发生故障时, 对转子进行准确地故障诊断一直是工程领域研究的重点。针对这一问题, 本文提出

了一种基于改进Hu不变矩和支持向量机(SVM)相结合的转子多故障诊断方法。该方法首先通过仿真合成4种常见故障的轴心轨迹图,并利用改进Hu不变矩分别对其进行特征提取,然后将得到的Hu不变矩值作为特征向量输入有向无环图SVM进行识别分类,最终实现转子的多故障诊断。经实验表明,该方法能够准确地完成转子的多故障诊断,同时通过与原始Hu不变矩比较,证明改进Hu不变矩在识别准确率上明显优于原始Hu不变矩。

关键词

转子, 轴心轨迹, 故障诊断, Hu不变矩, 支持向量机(SVM)

Copyright © 2017 by author and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在火电厂中,汽轮机是火力发电的核心设备之一,如何能够使汽轮机高效运转并不发生故障是每个电厂一直追求的目标。汽轮机转子则是汽轮机的核心部件之一,也是汽轮机故障诊断中重要部件之一。由于汽轮机转子一直高速运转,就会有各种不可预见性因素的存在,难免会有各种故障的产生,从而潜在有巨大的安全隐患,对汽轮机运行检测及故障诊断就显得尤为重要[1]。

由于机械设备工作环境恶劣,现场收集到的信号经常是受到了严重污染,为了消除信号中的噪声,前人进行了一系列的研究工作,大多是通过提取信号中不发生改变的特征来进行故障的分类识别。其中,经常使用的特征主要包括:矩特征(几何矩[2]、Zernike 矩[3] [4]、伪 Zernike 矩[4] [5]、复矩[5]等)、傅里叶描述符[6]、高阶相关特征等。

1962年Hu提出了图形不变矩理论,并随着理论逐渐成熟而被广泛地应用。该理论为图形的特征提取提供了一种新的方法,即通过得到图形中在旋转、平移、缩放时保持稳定的不变矩来识别图形。该理论中的二维不变矩是将一维信号扩展到二维空间,再经过归一化处理,获得较为敏感的二维图形的各阶图形不变矩[7]。

在故障识别分类方面,支持向量机(support vector machine, SVM)在小样本、非线性及高维模式识别中具有较好的优势[8]。本文基于支持向量机(SVM)的基础上,采用有向无环图SVM多故障诊断模型。结合文献[9]的理论,本文提出了基于改进Hu不变矩和SVM多故障诊断方法。首先引入汽轮机常见的4中故障状态,即质量不平衡、油膜涡动、转子不对中、动静碰摩,并得到转子各状态下的轴心轨迹图;然后转换成二值图,并对其内部进行填充;之后,计算改进的图形不变矩,并挑选出实验样本;最后,输入支持向量机(SVM)中进行分类识别,最终通过实验验证该方法的有效性及其优越性[10]。

2. Hu 不变矩理论

给定一个二维的连续函数,则其 $(p+q)$ 阶矩为:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy$$

其中 $p, q = 0, 1, 2, \dots$ 。

其 $(p+q)$ 阶中心矩为:

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy$$

其中 $p, q = 0, 1, 2, \dots$ 。

$$\text{式中, } \begin{cases} \bar{x} = m_{10}/m_{00} \\ \bar{y} = m_{01}/m_{00} \end{cases}$$

其归一化 $(p + q)$ 阶中心矩为:

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu'_{00}$$

式中, $r = 1 + (p + q)/2, (p + q) = 2, 3, \dots$

归一化处理 η_{pq} 后, 符合图形的伸缩和平移不变性要求。

如果只采用上述中心矩作为特征, 则其无法同时获得伸缩、平移与旋转不变性。故 Hu 通过构造不变矩的线性组合来克服这一问题, 使其能够同时获得伸缩、平移与旋转不变性, 并得到了以下七个不变矩函数式[11]:

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

ϕ_1, ϕ_2 都有各自的物理意义, 就 ϕ_1 来说, 它能够表征图形的离散程度, ϕ_1 越大图形也越发散; 就 ϕ_2 来说, 它能够表征图形的对称性, ϕ_2 的值越小, 则图形越是对称。而且经过文献[12] [13]证明该 7 个不变矩均具备平移、旋转和伸缩不变性。

3. 离散状态下改进 Hu 不变矩算法

在我们实际生产过程中, 常使用的是图像的离散化, 即需要使用到离散的矩函数, 其 $(p + q)$ 阶矩及中心矩为:

$$\begin{aligned} m_{pq} &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_i^p y_j^q f(x_i, y_j) \\ \mu_{pq} &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_i - \bar{x})^p (y_j - \bar{y})^q f(x_i, y_j) \end{aligned}$$

式中, $p, q = 0, 1, 2, \dots$

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_i f(x_i, y_j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(x_i, y_j)}$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N y_j f(x_i, y_j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(x_i, y_j)}$$

离散的状态下，归一化中心矩以及不变矩公式与连续状态下相同。但不变矩在离散状态下并不满足伸缩不变性，由于缩放因子的影响，其不变矩会随之改变，而且阶数 p 、 q 也有影响[14]，为了克服该因子的影响，需要对其进行改进。

在基于之前推导的七个不变矩公式前提下，为了消除比例因子的影响，以为基底，构造了 6 个新的不变矩如下[13]：

$$c_2 = \phi_2 / \phi_1^2, \quad c_3 = \phi_3 / \phi_1^3$$

$$c_4 = \phi_4 / \phi_1^3, \quad c_5 = \phi_5 / \phi_1^6$$

$$c_6 = \phi_6 / \phi_1^4, \quad c_7 = \phi_7 / \phi_1^6$$

经文献[15]验证，上述不变矩满足平移、旋转和伸缩不变性，可以作为特征向量用来对轴心轨迹进行识别分类研究。

4. 基于改进图形不变矩的仿真实验

本节首先通过仿真合成 4 中常见故障下的轴心轨迹图，并利用改进不变矩提取轴心轨迹特征，然后输入有向无环图 SVM 进行识别分类。这里我们一共仿真了 4 种故障轴心轨迹，每种故障 20 个样本，其中 10 个作为分类器训练样本，10 个作为待测样本，下面给出部分轴心轨迹图，如图 1 所示。

为了验证改进不变矩在特征提取时效果更好，我们先对样本进行初始不变矩特征提取，之后再改进不变矩进行特征提取，最后将两者的特征向量输入同一有向无环图 SVM 模型展开仿真实验，并对两者的实验结果进行对比。

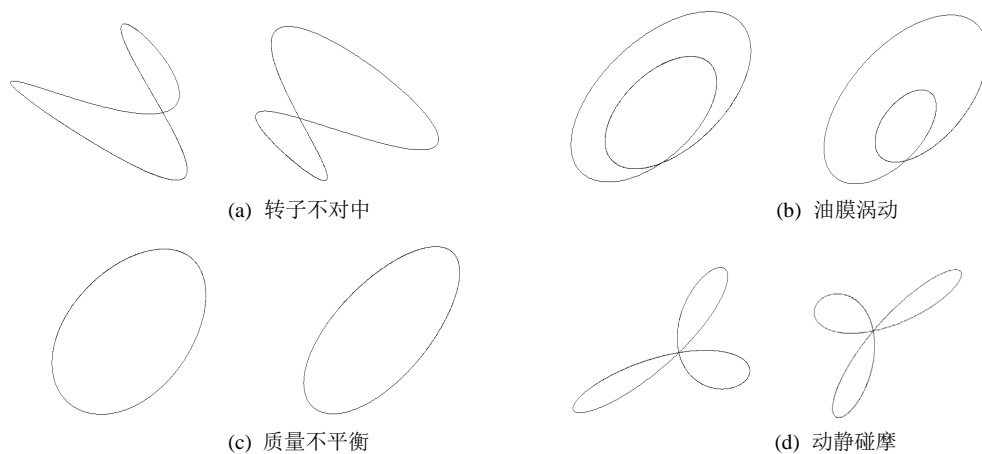


Figure 1. Partial shaft orbits of rotor in 4 kinds of faults
图 1. 转子 4 种故障下部分轴心轨迹图

然后, 我们需要对轴心轨迹图形进行前期处理, 将所有的轴心轨迹图形分别进行边缘提取、二值化、填充等步骤操作, 分别得到类似图 2 所示的二值图像。

随后我们对以上所有的轴心轨迹样本分别进行原始图形不变矩和改进图形不变矩的计算, 结果分别如表 1 和表 2 所示, 计算获得的两种 Hu 不变矩值均当做特征向量, 为下一步分类识别做基础。

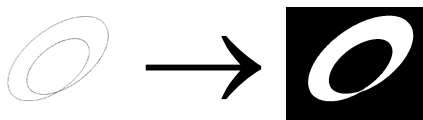


Figure 2. Binary image
图 2. 二值图

Table 1. Invariant moments of partial shaft orbits

表 1. 部分轴心轨迹原始图形不变矩值

不变矩值转子状态	M ₁	M ₂	M ₃	M ₄	M ₅	M ₆	M ₇
质量不平衡	1.6202	4.2818	14.2465	17.1846	32.916	19.3397	34.4867
	1.7468	5.2937	11.5644	14.7799	28.8237	18.7685	28.0483
	1.3895	3.3068	9.2929	10.3554	20.1870	12.0517	22.2927
转子不对中	1.0859	3.7157	4.7174	6.0145	11.4204	8.0527	12.6645
	1.1247	2.8903	7.7544	8.8657	17.3999	10.6454	17.6846
	1.3953	4.4591	5.4479	8.0395	17.0557	11.7184	14.7885
油膜涡动	1.5007	3.7670	9.9072	10.2794	20.4015	12.1633	21.8133
	1.7454	5.6567	11.0450	11.6349	23.8810	14.5160	23.0639
	1.5499	4.0513	7.8675	9.2978	17.9787	11.4689	18.7427
动静碰摩	0.6605	2.7357	2.0269	4.7262	8.6229	7.0447	8.3207
	0.6858	3.0582	2.0342	4.8086	8.3734	6.5889	8.9246
	0.6660	2.8557	2.0417	5.2928	9.5399	7.1110	9.1481

Table 2. The improved invariant moments of partial shaft orbits

表 2. 部分轴心轨迹改进图形不变矩值

不变矩值转子状态	M1	M2	M3	M4	M5	M6
质量不平衡	1.8591	6.0720	8.8659	16.3368	9.7987	19.0991
	2.5204	6.1683	9.7736	17.7668	11.0649	19.3132
	2.2942	5.7963	9.5431	19.6168	14.3932	17.2170
转子不对中	1.6684	1.2620	3.8535	8.6838	6.1371	6.4166
	1.8338	1.4156	2.6979	4.8127	4.1742	5.8603
	2.3639	0.8823	4.4413	7.4967	5.7230	7.4068
油膜涡动	0.9126	3.5690	5.3474	10.1872	6.4186	10.1196
	1.0106	4.1557	4.8556	9.3834	5.4893	10.9338
	0.8824	4.1693	5.4906	11.5889	7.0360	10.3619
动静碰摩	1.4147	0.0454	2.7447	4.6600	4.4027	4.3577
	1.6866	0.0230	2.7513	4.2588	3.8459	4.8100
	1.5235	0.0435	3.2946	5.5435	4.4468	5.1517

由于选用的是有向无环图 SVM，选用不同节点的训练样本对最终的识别结果影响很大，故这里首先对各个故障样本进行二分类识别，然后根据识别结果的准确性来组合节点进行分类。原始 Hu 不变矩和改进 Hu 不变矩的二分类结果如表 3 中所示。

按照二分类的结果以及图 2，我们所选用的节点可安排为：1) 动静碰摩，2) 转子不对中，3) 油膜涡动，4) 质量不平衡。按照此节点组合，分别将原始 Hu 不变矩值和改进 Hu 不变矩值作为特征向量输入到有向无环图 SVM 模型中进行识别分类，最终得到结果如表 4 所示。

根据表 4 结果对比分析可知，改进 Hu 不变矩在识别准确率上明显优于原始 Hu 不变矩。可见采用改进 Hu 不变矩结合有向无环图 SVM 可以成功应用于轴心轨迹分类识别中，而且具有较高的准确率，克服了原始 Hu 不变矩比例因子的影响，证明了该方法的可行性。

5. 结论

- 1) 在图形识别中，改进 Hu 不变矩比原始 Hu 不变矩更加有效，具有比原始 Hu 不变矩更高的准确率，能够准确地识别出不同类型的故障类型。
- 2) 通过实验表明，利用改进 Hu 不变矩与 SVM 相结合，应用在转子轴心轨迹分类识别中的方法是

Table 3. Binary classification result

表 3. 二分类识别结果

故障样本组合	原始 Hu 不变矩			改进 Hu 不变矩		
	待测样本	正确识别	准确率	待测样本	正确识别	准确率
油膜涡动 & 动静碰摩	20	20	100%	20	20	100%
转子不对中 & 动静碰摩	20	17	85%	20	19	95%
质量不平衡 & 动静碰摩	20	20	100%	20	20	100%
油膜涡动 & 转子不对中	20	17	85%	20	19	95%
油膜涡动 & 质量不平衡	20	16	80%	20	20	100%
转子不对中 & 质量不平衡	20	19	95%	20	20	100%

Table 4. DAG SVM recognition results

表 4. 有向无环图 SVM 识别结果

故障样本	原始 Hu 不变矩			改进 Hu 不变矩		
	待测样本	正确识别	准确率	待测样本	正确识别	准确率
动静碰摩	10	10	100%	10	10	100%
转子不对中	10	4	40%	10	9	90%
油膜涡动	10	6	60%	10	9	90%
质量不平衡	10	10	100%	10	10	90%
总计	40	30	75%	40	38	95%

可行的，而且克服了原始不变矩比例因子的影响，在识别的准确性上明显优于原始不变矩，具有很高的研究和实用价值。

参考文献 (References)

- [1] 解芳芳. 基于流形学习的汽轮机振动故障诊断技术和监测系统研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [2] 曾攀, 等. 有限元分析基础教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [3] 蒋炎坤. 基于动力学方程及几何模型的高速转子动力学特性[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2006, 34(10): 74-76.
- [4] 缪红燕, 高金吉, 徐鸿. 转子系统瞬态不平衡响应的有限元分析[J]. 振动与冲击, 2004, 23(3): 1-4.
- [5] 钟一镔, 等. 转子动力学[M]. 北京: 清华大学出版社, 1987.
- [6] 杨光, 程胜文. 高速转子的动力学研究[J]. 武汉理工大学学报, 2002, 24(2): 119-121.
- [7] 王腾. 基于信号稀疏表征的轴心轨迹提取方法研究[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- [8] 许林虎. 基于多核支持向量机的滚动轴承故障识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2015.
- [9] 祝晓燕, 常宏飞, 朱霄珣, 卢盛阳. 基于 SVM 与轴心轨迹不变矩的转子状态识别方法[J]. 汽轮机技术, 2012, 54(6): 469-472+414.
- [10] Wood, J. (1996) Invariant Pattern Recognition: A Review. *Pattern Recognition*, **29**, 1-17.
[https://doi.org/10.1016/0031-3203\(95\)00069-0](https://doi.org/10.1016/0031-3203(95)00069-0)
- [11] Jiang, X.Y. and Bunke, H. (1991) Simple and Fast Computation of Moments. *Pattern Recognition*, **24**, 801-806.
[https://doi.org/10.1016/0031-3203\(91\)90047-9](https://doi.org/10.1016/0031-3203(91)90047-9)
- [12] 丁明跃, 常金玲, 彭嘉雄. 不变矩算法研究[J]. 数据采集与处理, 1992, 7(1): 1-9.
- [13] 柏正尧, 周纪勤. 离散情况下不变矩的不变性分析[J]. 云南大学学报, 2000, 22(3): 158-188.
- [14] 李彦彦. 水轮发电机组轴心轨迹的提纯与形状识别[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2009.
- [15] Yan, C.F., Zhang, H. and Wu, L.X. (2010) Automatic Recognition of Orbir Shape Fault Diagnosis in Steam Turbine Generator Sets. *Journal of Computational Information Systems*, **6**, 1995-2008.

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2167-6631, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>
期刊邮箱: met@hanspub.org