

基于混沌吸引子特征量的滚动轴承故障诊断

顾晓辉^{1,2}, 刘永强^{1,2}, 杨绍普^{1,2}, 廖英英²

(1. 石家庄铁道大学 机械工程学院 河北 石家庄 050043; 2. 河北省交通安全与控制重点实验室 河北 石家庄 050043)

摘要: 利用混沌吸引子特征量可以刻画滚动轴承在不同故障状态下振动特性的特点, 提出一种基于关联维数、最大李雅普诺夫指数和信息熵的故障诊断方法。结合试验数据, 应用支持向量机技术分析了 3 类特征量对滚动轴承的故障识别能力, 并对比了特征量两两组合的分类效果。研究表明: 3 类特征量都包含着不同的故障信息, 将其结合可以明显提高故障识别率。通过对实测轴承数据的故障分类研究发现, 与单一特征量方法相比, 该方法可以有效区分不同故障类型和故障严重程度, 为滚动轴承故障的超精密诊断提供了可能性。

关键词: 故障诊断; 混沌吸引子; 特征量; 支持向量机

中图分类号 TH165 文献标志码: A 文章编号: 2095-0373(2015)01-0091-05

在科学技术不断成熟的前提下, 旋转机械正朝着精密、高速、重载、高效的方向发展。然而, 故障甚至是轻微故障, 对旋转机械的危害也越来越严重。旋转机械中的异常振动, 小则影响正常的生产, 大则引发灾难性事故。在此过程中, 已有众多学者对旋转机械的重要部件滚动轴承的故障诊断做了大量地、深入地研究, 并取得了丰硕了成果。在故障信号处理方法方面主要包括: 小波与小波包变换^[1-2]、经验模态分解与 Hilbert 变换^[3-4]、共振解调方法^[5]等。不过这些方法对使用者的经验有较高的要求。利用非线性系统特性的故障信号检测方法有随机共振、混沌振子和差分振子等^[6], 虽然这些方法有从强噪声背景下提取微弱故障信息的优势, 但是其对非线性系统的参数选择有着苛刻的要求。而且这两大类常用的故障诊断方法仅能判断故障的存在与否, 并不能定量地识别故障程度。

混沌是自然界中的一大类现象, 它比有序更为普遍。混沌吸引子特征量是刻画吸引子某个方面特征的量, 包括李雅普诺夫指数、分数维数、熵等。已有研究表明这些特征量可以用于区分滚动轴承在不同故障状态下的振动特性, 从而对故障进行分类^[7-9]。

在前人研究的基础上, 提出以关联维数、最大李雅普诺夫指数和信息熵这 3 个吸引子特征量为特征参数, 结合支持向量机这一智能决策与诊断方法, 对不同故障类型和不同故障程度的滚动轴承实测数据进行了分类测试。

1 混沌吸引子特征量

1.1 关联维数

对于非线性时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$, 选定嵌入维数 m 和时间延迟 τ 重构相空间 $X(i)$

$$X_i = [x(i) \quad x(i + \tau) \quad x(i + 2\tau) \quad \dots \quad x(i + (m - 1)\tau)] \quad i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中, $M = N - (m - 1)\tau$ 。按照 Takens 定理, 重构的相空间可以在拓扑等价的意义下恢复吸引子的相空间。本文选用文献[10]中提出的 G-P 算法在重构的相空间基础上, 计算关联积分

收稿日期: 2013-08-29 责任编辑: 刘宪福 DOI: 10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.2015.01.19

作者简介: 顾晓辉(1988-), 男, 硕士研究生, 研究方向为机械系统非线性动力学。E-mail: guxh1988@126.com

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2012CB723301); 国家自然科学基金(11172182、11227201、11202141、11302137); 铁道部重点项目(2011J013-A); 河北省自然科学基金(A2013210013); 河北省教育厅项目(Z2011228)

顾晓辉, 刘永强, 杨绍普, 等. 基于混沌吸引子特征量的滚动轴承故障诊断[J]. 石家庄铁道大学学报: 自然科学版, 2014, 28(1): 91-95.

$$C(r) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - |X(i) - X(j)|) \quad (2)$$

式中, $\theta(x)$ 为 Heaviside 函数; $|X(i) - X(j)|$ 表示 $X(i)$ 和 $X(j)$ 之间的距离。 $C(r)$ 是对重构后的相空间中各向量之间的距离小于 r 的统计。关联维数 $D = \ln C(r) / \ln r$, 做 $\ln C(r) - \ln r$ 曲线, 选取其线性部分的斜率为关联维数。

对于无噪声、无限长的时间序列, 时间延迟 τ 可以任意选取, 但对本文问题, 时间延迟 τ 的选取对重构的相空间至关重要。目前采用的方法一般有自相关法、复相关法、互信息量法和 C-C 方法等, 笔者选用文献 [11] 提出的 C-C 方法同时求出嵌入维数 m 和时间延迟 τ 。需要说明的是, 为了降低噪声对特征量的影响, 预先对轴承实测数据进行了小波降噪处理。

1.2 李雅普诺夫指数

李雅普诺夫指数是对相空间内临近轨迹的平均指数发散率的一种度量。应用 Wolf 方法^[12] 计算最大李雅普诺夫指数的过程如下: 在 (1) 式相空间重构的基础上, 选取 $X(t_0)$ 为初始点, 并寻找与其距离最近的点 $X_0(t_0)$, 两点之间距离记为 L_0 。设随着时间的推移, 到 t_1 时刻这两点间距 $L_0' = |X(t_1) - X_0(t_1)| > \varepsilon$, ε 为规定正值。选取 $X(t_1)$ 并在其附近寻找 $X_1(t_1)$, 使 $L_1 = |X(t_1) - X_1(t_1)| < \varepsilon$, 且与之夹角尽可能的小, 延续上述过程直到时间序列终点。设此过程中迭代次数为 N , 则最大李雅普诺夫指数为

$$\lambda = \frac{1}{t_N - t_0} \sum_{i=0}^N \ln \frac{L_i'}{L_i} \quad (3)$$

1.3 信息熵

熵的概念源于热力学, 表征的是体系混乱或无序的程度。申农(Shanon) 将熵的概念引入到信息论中, 将平均信息量定义为信息熵。

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 在随机过程中, x_i 出现的概率为 P_i , 且 $\sum_{i=1}^n P_i = 1$, 则 X 的信息熵定义为

$$S = - \sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (4)$$

在信息论中信息熵反应信息源的无序程度, 即信息熵越大的信息源越无序。对于非线性时间序列, 信息熵可以反应混沌吸引子的复杂程度。

2 支持向量机理论

支持向量机是 Vapnik^[13] 提出的一种从统计学习理论上发展而来, 建立在结构风险最小化原则上用于模式分类和非线性回归的机器学习方法, 其基本思想是: 通过非线性映射将训练数据样本映射高维特征空间, 并在此高维空间寻求一个最优分类超平面来分割训练样本, 使训练样本集中的点距离该超平面尽可能地远。求最优分类面的问题可以转化为一个二次规划问题, 即

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \right\} \quad (5)$$

约束条件: $y_i(w x_i + w_0) \geq 1 - \xi_i$

式中, $\xi \geq 0$ 为松弛变量; $c > 0$ 为惩罚系数。

同时, 利用满足 Mercer 条件的核函数可以将高维特征空间上的复杂运算转化为较为简单的内积运算。

3 实验分析

3.1 实验数据

实验数据来自 Case Western Reserve University 轴承数据中心, 轴承型号为 6205-2RS JEM SKF。选择采样频率为 12 k, 负载为 0 的 10 组数据, 包括 1 组正常轴承数据, 3 组内圈故障数据, 3 组滚动体故障数据和 3 组外圈故障数据, 每组故障轴承数据的故障程度(盲孔直径) 分别为 0.177 8 mm(7 mils)、0.355 6 mm

(14 mils) 和 0.533 4 mm(21 mils)。为了测试以混沌吸引子特征量为特征参数的支持向量机分类效果, 参考文献[14]将这 10 组数据进行组合。为了测试故障类别的分类效果, 将正常轴承数据和 3 类故障数据组合为 6 个测试集, 记为 D070707, D141414, D212121, D071421, D142107, D210714(070707 表示内圈故障程度为 0.177 8 mm, 滚动体故障程度为 0.177 8 mm, 外圈故障程度为 0.177 8 mm)。为了测试故障程度的分类效果将正常轴承数据和每组故障数据组合为 3 个测试集, 记为 DIN, DBALL, DOUT。

3.2 实验结果

选取样本长度为 2 048, 可以得到 119 个正常轴承数据样本和 59×9 个故障数据样本, 所有样本的混沌吸引子特征量在空间上的分布见图 1。选择其中 1/2 做训练, 1/2 做预测。支持向量机核函数选择径向

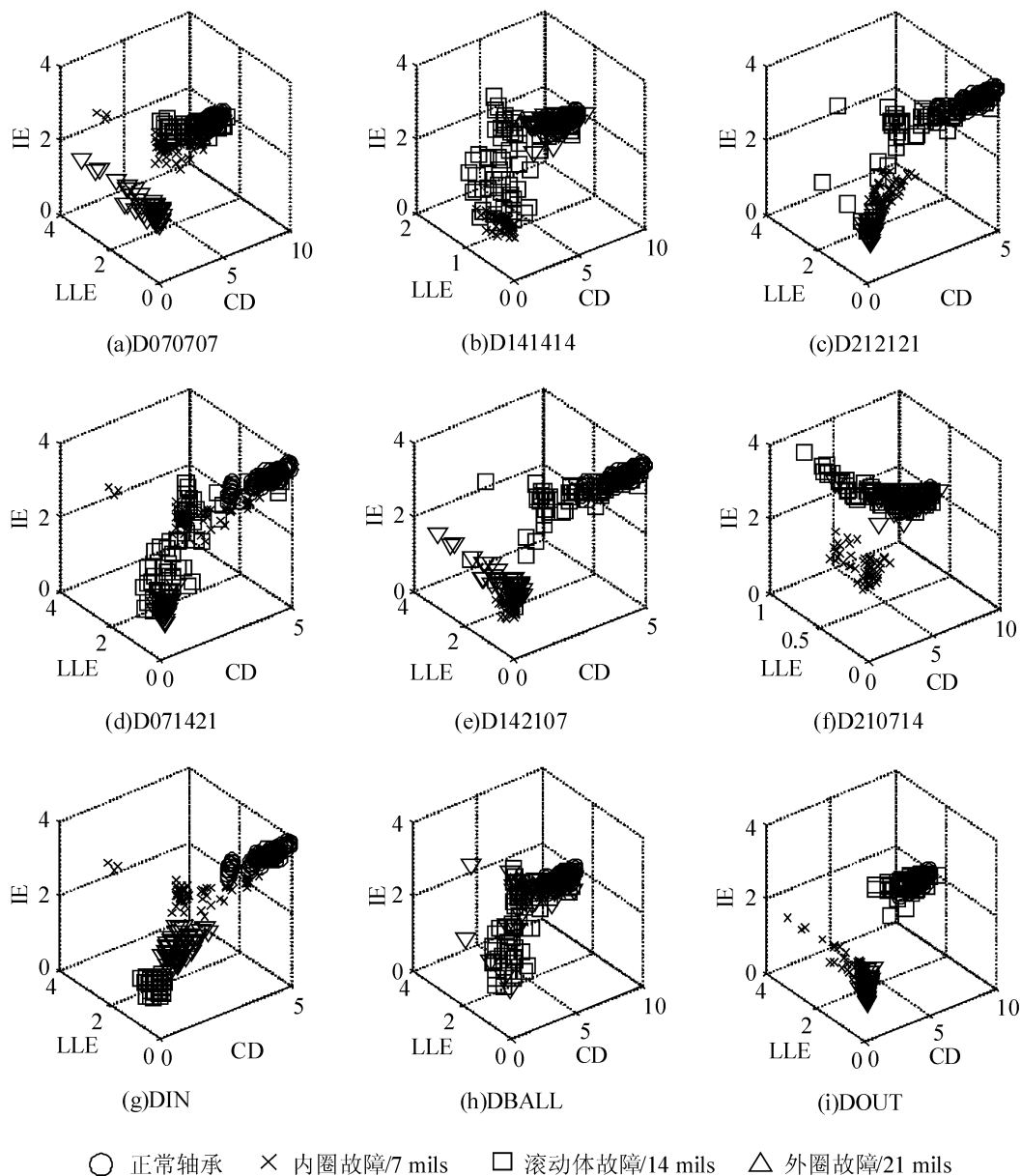


图 1 测试集样本在特征值空间的分布

基核函数, 其表达式为

$$K(x, y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

式中, σ 为核函数宽度参数。

对于支持向量机参数 c 与 σ 的选取采用网格划分法, 其搜寻范围为 $2^{-10} \sim 2^{10}$ 。应用本文特征参数对实验数据进行分类识别的效果见表 1。其中, “CD”表示关联维数, “LLE”表示最大李雅普诺夫指数, “IE”

表示信息熵。

表 1 单一和两两特征量测试集分类正确率

测试集	故障类型	单一混沌吸引子特征量						两两混沌吸引子特征量					
		特征量	识别率/%	特征量	识别率/%	特征量	识别率/%	特征量	识别率/%	特征量	识别率/%	特征量	识别率/%
D070707	NIBO		80.8		50.7		77.4		82.2		91.8		90.4
D141414	NIBO		83.6		60.3		74.0		87.0		84.2		80.1
D212121	NIBO		88.4		56.9		85.0		91.8		91.8		91.1
D071421	NIBO		80.8		51.4		85.0		81.5		87.7		89.0
D142107	NIBO	CD	82.2	LLE	60.3	IE	83.6	CD	91.8	LLE	89.7	CD	89.7
D210714	NIBO		75.3		40.4		63.0	LLE	75.3	IE	76.7	IE	82.2
	DIN		96.6		89.7		97.3		93.8		100		100
	DBALL		85.6		84.9		79.5		91.1		90.4		87.7
	DOUT	N000	87.7		83.6		82.9		93.2		91.8		90.4

对比 3 种单一特征量的分类效果 ,关联维数和信息熵明显优于最大李雅普诺夫指数 ,最大李雅普诺夫指数仅对不同故障程度的识别较为敏感。但对比特征量两两结合的分类识别效果 ,可发现并无太大的差别 ,其平均正确率分别为 87.5%、89.3% 和 89.0%。由此可以发现 ,每类特征量都包含了不同的故障信息 ,只有将其结合 ,才能获得更好的分类效果 ,这也验证了本文从每类混沌吸引子特征量中选取一个典型作为特征参数的合理性。

以关联维数、最大李雅普诺夫指数和信息熵这 3 种混沌吸引子特征量为特征参数对实验数据进行分类识别的效果见表 2 ,可以发现相对于前文的单一特征量和两两特征量 ,3 种特征量可以取得较为满意的结果。为了进一步提高分类正确率 ,加入峭度、均方根值和峰值这 3 个常用的时域特征参数进行分类识别 ,其正确率可以达到令人满意的程度。

表 2 多特征量测试集分类正确率

测试集	混沌吸引子特征量		混沌特特征量与时域特征参数	
	特征参数	识别率/%	特征参数	识别率/%
D070707		94.5		99.3
D141414		90.4	CD	95.2
D212121		93.8	LLE	99.3
D071421	CD	90.4	IE	97.9
D142107	LLE	91.1	峭度	96.6
D210714	IE	80.1	均方根值	87.7
DIN		100	峰值	100
DBALL		92.5		100
DOUT		95.2		100

4 结论

本文的研究进一步证明混沌吸引子特征量可以刻画旋转机械的运行状态。本文提出的以关联维数、最大李雅普诺夫指数和信息熵为特征参数应用支持向量机技术在滚动轴承故障分类中表现出色 ,不但可以有效地区分故障类型 ,还可以高准确率地识别出同种故障的不同故障程度 ,既可以进行定性的故障识别 ,又可以实现定量的故障诊断。在加入少许时域指标后支持向量机的分类能力得到了进一步的提高 ,对比文献 [14] ,本文用较少的特征参数即取得了相当的分类效果。通过实验数据的分类效果充分说明了本文提出的故障诊断方法的合理性和有效性。

参 考 文 献

[1] 林京, 屈梁生. 基于连续小波变换的信号检测技术与故障诊断[J]. 机械工程学报, 2000 ,36(12): 95-100.
[2] 赵志宏, 杨绍普. 基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012 ,32(4): 640-644.
[3] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A, 1988 ,454: 903-995.

- [4] 高强, 杜小山, 范虹, 等. 滚动轴承故障的 EMD 诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2007, 20(1): 15-48.
- [5] 唐德尧, 王定晓, 杨政明, 等. 共振解调技术与机车车辆传动装置故障诊断[J]. 电力机车技术, 2002, 25(5): 1-5.
- [6] 胥永刚, 马海龙, 付胜, 等. 机电设备早期故障微弱信号的非线性检测方法[J]. 振动工程学报, 2011, 24(5): 529-538.
- [7] 吕志民, 徐金梧, 翟绪圣. 分形维数及其在滚动轴承故障诊断中应用[J]. 机械工程学报, 1999, 35(2): 88-91.
- [8] 王利英, 杨绍普, 王欢, 等. 李雅普指数在轴承故障诊断中的应用研究[J]. 噪声与振动控制, 2007, 5(1): 104-106.
- [9] 关贞珍, 郑海起, 杨云涛, 等. 基于非线性几何不变量的轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(11): 130-133.
- [10] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors[J]. Physica D, 1983, 9: 189-208.
- [11] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows[J]. Physica D, 1999, 127: 48-60.
- [12] Wolf A, Swift J B, Swinney H L, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. Physica 16D, 1985, 16: 285-317.
- [13] Vapnik V N. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [14] Yang J Y, Zhang Y Y, Zhu Y S. Intelligent fault diagnosis of rolling element bearing based on SVMs and fractal dimension [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2007, 21(5): 2012-2024.

Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Characteristic Auantities of Chaotic Attractor

Gu Xiaohui^{1 2}, Liu Yongqiang^{1 2}, Yang Shaopu^{1 2}, Liao Yingying²

(1. School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. Key Laboratory of Traffic Safety and Control in Hebei, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: The characteristic quantities have good performance in reflecting the nonlinear dynamics of rolling bearing in different fault conditions. A method of fault diagnosis of rolling bearing based on correlation dimension, largest Lyapunov exponent and information entropy is proposed. The classification abilities of each feature are evaluated by using support vector machines, as well as the combination of two quantities. The study shows that each type of quantity contains different fault information and the combination of these can significantly improve the recognition rate. The experimental results also show that these three characteristic quantities can effectively identify the different types of fault and also the same fault with different levels.

Key words: fault diagnosis; chaotic attractor; characteristic quantities; support vector machines

~~~~~

(上接第 90 页)

## Dynamical Analysis of Two-degree of Freedom Suspension System with Fractional-order Derivative

Fan Minghui, Shen Yongjun, Yang Shaopu

( Department of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, ShiJiazhuang 050043, China)

**Abstract:** The passive suspension system with fractional-order derivative is studied. Analytic solutions of system under harmonic excitation eventually are obtained by improved averaging method, laplace-transform method, harmonic balance method and complex frequency-domain method. The analytic solutions prove to be accurate compared with numerical solutions. Effect of fractional-order parameters on dynamical behavior is analyzed. The research indicates that, the steady-state amplitude of passive suspension system with fractional-order derivative could be significantly reduced and dynamical behavior can be greatly improved.

**Key words:** fractional-order; two degree-of-freedom suspension; averaging method; laplace-transform method; harmonic balance method; complex frequency-domain method