

doi: 10.7690/bgzd.2019.09.006

柴油机故障信号的形态学多尺度分形分析

史润泽¹, 李兵²

(1. 中国人民解放军 32382 部队, 武汉 430311; 2. 陆军工程大学石家庄校区导弹工程系, 石家庄 050003)

摘要: 为解决传统单一分形维数在表征信号时的缺陷, 提出一种基于形态学计算的多尺度分形维数估计方法。对柴油机正常、失火和气门间隙过大故障信号进行分析, 并与单一分形维数方法进行对比。结果表明: 基于形态学计算的多尺度分形维数能准确地对柴油机不同状态下的信号进行分类, 计算简单快速, 具有很好的故障诊断效果。

关键词: 数学形态学; 多尺度分形维数; 柴油机; 故障诊断; 特征提取

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Morphology Multi-scale Fractal Dimension Analysis on Diesel Engine Fault Signal

Shi Runze¹, Li Bing²

(1. No. 32382 Unit of PLA, Wuhan 430311, China; 2. Department of Missile Engineering, Shijiazhuang Campus of PLA University of Army Engineering, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: In order to solve the defect of traditional single fractal dimension in signal representation, a multi-scale fractal dimension estimation method based on morphological calculation was proposed. The normal, misfire, and excessive valve clearance fault signals of diesel engine were analyzed and compared with a single fractal dimension method. The results show that the multi-scale fractal dimension based on morphological calculation can accurately classify the signals of diesel engine in different states, and the calculation is simple and fast, which has good fault diagnosis effect.

Keywords: mathematical morphology; multi-scale fractal dimension; diesel engine; fault diagnosis; feature extraction

0 引言

振动信号分析在柴油机故障诊断方面的应用极其广泛^[1-3]。柴油机运动部件数量巨大、激励多且频率响应范围广。在柴油机表面测得的振动信号往往是系统噪声、周期与非周期运动等众多信号的混合, 采用传统的线性理论方法来表征这种复杂性具有较大的局限性。分形理论能刻画复杂信号, 已成功应用到很多领域中, 尤其是在机械故障信号分析中, 已经取得了丰富的研究成果^[4-6]。

分形维数是表征复杂几何结构的核心参数, 比较常见的有盒维数、信息维数、Lyapunov 维数和关联维数等。在这几种分形维数中, 盒维数的计算最高效、简单, 因此, 盒维数的应用更为广泛。然而有学者研究发现, 盒维数采用的是规则划分网格的计算方法, 会导致估计的分形维数存在较大误差^[7]。针对此问题, 有学者提出采用数学形态学估计信号分形维数的方法^[8]。该方法不受信号幅值范围及信号旋转平移等因素的影响, 估计的分形维数比盒维数估计的结果更稳定、更精确; 同时该方法采用 1 维信号处理, 计算复杂度也比盒维数更低。基于形态

学计算的分形维数估计方法已经得到广泛应用^[9-10]。

尽管形态学分形计算方法克服了盒维数的不足, 仍然假设信号具有严格的自相似性。自然世界中严格自相似的物体是不存在的, 柴油机故障信号也不例外, 在不同的观测尺度下其分形维数会发生变化。在前期工作中, 笔者将形态学分形维数用于轴承故障信号的分析中^[11], 在此基础上提出了多重分形维数的形态学计算方法, 将其应用于齿轮和发动机信号分析中^[12], 并与单一分形维数方法进行对比。

1 数学形态学

与传统的数值建模及分析不同, 数学形态学是从集合的角度来刻画和分析信号, 并在此基础上建立一套完整的理论和算法体系。数学形态学的显著优点是它与信号的几何特性具有直接关系, 因此, 非常适合对信号的几何结构特性进行分析。数学形态学的基本计算思想是采用特定的结构元素去提取和度量信号中的相应形态, 以实现信号分析和识别的目的。

收稿日期: 2019-04-18; 修回日期: 2019-05-23

基金项目: 国家自然科学基金(50705097); 河北省自然科学基金(E2007001048)

作者简介: 史润泽(1993—), 男, 湖北人, 硕士, 从事信号处理与模式识别, 状态监测与故障诊断研究。E-mail: shirunze1993@163.com。

数学形态学的 2 种基本算子是腐蚀和膨胀算子。在保持原始信号基本结构特征的基础上,这 2 种算子能够将信号中尺寸比结构元素小的成分消除,以达到简化信号结构的目的。

设 $f(n)$ 和 $g(m)$ 分别定义在 $F = \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 和 $G = \{0, 1, 2, \dots, M-1\}$ 上的信号,且 $N \gg M$ 。此处 $f(n)$ 为原始待分析信号, $g(m)$ 为定义的结构元素。

$f(n)$ 关于 $g(m)$ 的腐蚀运算公式为

$$(f \ominus g)(n) = \min_{m \in G} \{f(n+m) - g(m)\}。 \quad (1)$$

$f(n)$ 关于 $g(m)$ 的膨胀运算公式为

$$(f \oplus g)(n) = \max_{m \in G} \{f(n-m) + g(m)\}。 \quad (2)$$

采用不同尺寸的结构元素就好比在不同的尺度下检测信号,当结构元素尺寸较小时,能够保留更多的细节;而结构元素尺寸较大时,保留的就只有信号的粗略轮廓。有关数学形态学基本理论的详细描述可参考文献[13]。

分形几何的基本思想是在不同的尺度下对信号进行度量,从这个意义上数学形态学与分形几何的基本思想不谋而合;因此,数学形态学为估计信号的分形维数提供了一个非常恰当的方法。

2 形态学多尺度分形维数

2.1 基于数学形态学的单一分形维数估计

假设 g 为单位结构元素(即在尺度为 1 时的结构元素),定义尺度 ε 下的结构元素为

$$\varepsilon g = \underbrace{g \oplus g \oplus \dots \oplus g}_{\varepsilon-1 \text{ times}}。 \quad (3)$$

也就是单位结构元素 g 自我膨胀 $\varepsilon-1$ 次。

信号 f 在尺度 ε 下的腐蚀、膨胀运算为:

$$f \ominus \varepsilon g(n) = f \ominus g \ominus \dots \ominus g(n); \quad (4)$$

$$f \oplus \varepsilon g(n) = \underbrace{f \oplus g \oplus \dots \oplus g(n)}_{\varepsilon-1 \text{ times}}。 \quad (5)$$

在此基础上定义信号在尺度 ε 下的测度为

$$A_g(\varepsilon) = \sum_{n=1}^N (f \oplus \varepsilon g(n) - f \ominus \varepsilon g(n))。 \quad (6)$$

$A_g(\varepsilon)$ 是一个测度,具有如下特点^[10]:

$$\log\left(\frac{A_g(\varepsilon)}{\varepsilon^2}\right) = D_M \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) + c, \quad \varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_L]。 \quad (7)$$

其中: D_M 为描述信号的分形维数; c 是常数。根据式(7)对 $\log(A_g(\varepsilon)/\varepsilon^2)$ 和 $\log(1/\varepsilon)$ 进行最小二乘线性拟合,得到的斜率即为信号的分形维数。这种由数

学形态学估计的分形维数称为形态学单一分形维数。

2.2 多尺度分形维数

虽然上述形态学分形计算方法克服了传统盒维数计算方法的不足,但仍然假设信号具有严格的自相似性。而在现实自然世界中,满足分形几何所定义的严格自相似信号几乎不存在。

对于严格自相似分形体来说,其几何特性在不同尺度下具有一致性;因此,在不同分析尺度下的分形维数均相同。然而,柴油机故障信号并非严格意义上的自相似信号,在不同分析尺度下计算出的分形维数不是一个不变量,而是一个具有一定变化范围的量。

笔者采用分段拟合的方式求取信号在不同尺度下的分形维数。设分析信号的尺度为 $\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_L]$,则定义在局部尺度 ε_i 下的局部分形维数为 $[\varepsilon_i, \varepsilon_{i+1}, \dots, \varepsilon_{i+w-1}]$ 窗内的最小二乘拟合值,其中 w 为窗的宽度值。如图 1 所示,从尺度 ε_1 依次移动窗的位置,可以得到 $L-w+1$ 个分形维数值。

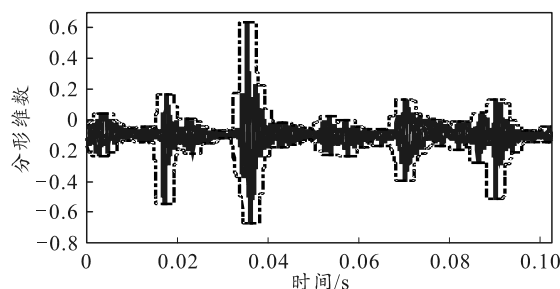


图 1 柴油机正常信号及其形态学覆盖

笔者以柴油机故障信号为例,来说明基于数学形态学的多尺度分形维数的计算过程。图 1 为某柴油机故障信号及其数学形态学覆盖。图中深色实线为采用长度为 15 的扁平结构元素对信号进行膨胀和腐蚀的结果,其中信号上方为膨胀,下方为腐蚀结果,腐蚀和膨胀结果之间的区域即为形态学覆盖的面积 A_g ;最外围的虚线为采用长度为 91 的扁平结构元素对信号进行覆盖的结果。可以看出,采用大尺度的结构元素得到的覆盖面积更大。

根据前述计算方法,采用尺度为 $\varepsilon = [1, 2, 4, 8, 4:72]$ 的结构元素对信号进行覆盖,得到 $\left\{ \lg \frac{A_g(\varepsilon)}{\varepsilon^2}, \lg \frac{1}{\varepsilon} \right\}$ 数据点对如图 2 所示。单一分形

维数即为拟合全部 20 个数据点对得到的斜率,而多尺度分形维数是对信号局部尺度的拟合。选择局部窗的长度为 5,局部尺度窗见图 2。

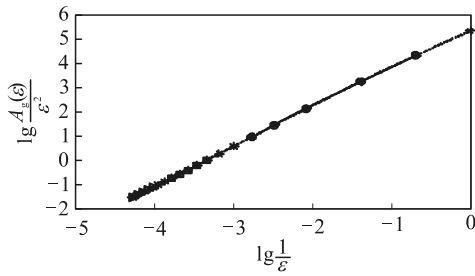


图 2 多尺度分形维数的局部尺度窗

图 3 为柴油机振动信号的多尺度分形维数。可以看出：在不同的尺度下，其局部分形维数并不是一个固定的值，而是一个变化范围比较大的区间。由此可以证明：现实世界中的大部分信号并不具备严格的自相似性，其分形维数在不同的尺度下是动态变化的，采用单一的分形维数对其进行表征具有一定的局限性。同时，采用多尺度分形维数为描述信号的分形特征提供了更多的信息，有利于区分不同的信号类型。

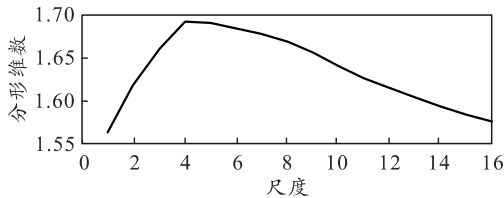


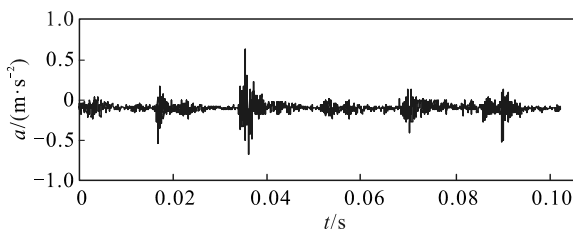
图 3 柴油机正常信号的多尺度分形维数

3 柴油机故障信号分析

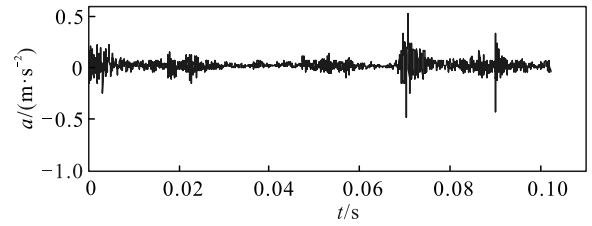
柴油机实际故障信号采集于某型三缸四冲程柴油机。实验中除采集正常运行工况的数据外，还根据实际的实验条件，采用人为手动设置故障的方式，对 2 种发动机典型的故障模式进行模拟，分别为正常、失火和进气门间隙过大。具体的实验设置如表 1 所示。实验时，柴油机转速为 1 200 r/min，采样频率为 40 kHz，采样点数为柴油机一个工作周期。柴油机 3 种状态下振动加速度信号时域波形如图 4 所示。

表 1 柴油机运行状态设置

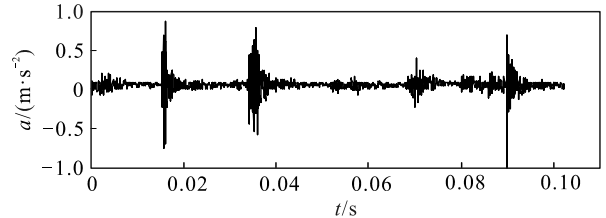
编号	运行状态	设置位置	备注
1	正常	-	进气门间隙为 0.2 mm
2	失火	1#缸	拔掉 1#喷油器
3	进气门间隙过大	1#缸	进气门间隙为 0.6 mm



(a) 正常



(b) 失火



(c) 进气门间隙过大

图 4 柴油机 3 种状态下振动加速度信号时域波形

形态学多尺度分形维数估计涉及到 3 个参数：单位结构元素 g 、尺度 ε 和窗宽 w 。

文中选择尺寸 3 的扁平结构元素为单位结构元素，即 $g = \{0,0,0\}$ 。选择该结构元素的主要优点有 2 个：1) 形态学运算结果可以免受信号幅值变化的影响；2) 计算量相比其他结构元素有所降低。由式(1)和(2)可以发现，采用扁平结构元素的腐蚀和膨胀中可以将加和减计算省略。

尺度 ε 和窗宽 w 的选择并没有确定的依据，只能依据经验来选择，但尺度过大计算量会迅速增加；根据柴油机故障信号的特点，笔者将尺度定为 $\varepsilon = [1, 2, 4, 8 : 4 : 72]$ ，一共为 20 个尺度；同时，窗宽 w 长度设置为 5。

由此，拟合全部 20 个数据点对得到的斜率即为信号的形态学单一分形维数，通过移动局部窗计算出的即为信号的形态学多尺度分形维数，根据前述设置可计算出每个信号一共有 16 个分形维数值。

图 5 和图 6 分别给出了柴油机在 3 种状态下的形态学单一分形维数和形态学多尺度分形维数分布。图中每种柴油机状态给出了 5 个样本。

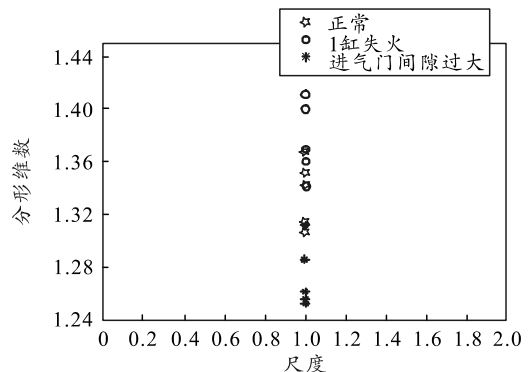


图 5 柴油机 3 种状态的形态学单一分形维数

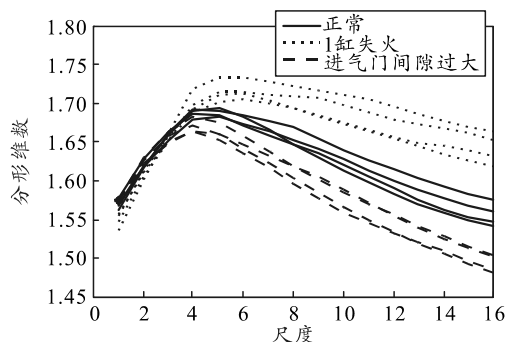


图 6 柴油机 3 种状态的形态学多尺度分形维数

由图 6 可以看出：柴油机故障信号在不同的尺度下，其分形维数具有明显的差异。对比图 5 和图 6 可以看出：与单一分形维数相比，多尺度分形维数能够更好地区分柴油机的 3 种状态，在某些尺度下，柴油机的各种状态之间存在部分重叠，但在其他尺度下又具有很好的可分性。由此可见，形态学多尺度分形维数为区分柴油机的状态提供了更全面的信息，能更好地对柴油机工作状态进行分类。

为测试前述 2 种形态学分形维数的故障诊断能力，笔者采用常见的 3 种分类器，即最近邻分类器 (KNNC)、朴素贝叶斯分类器 (NBC) 和支持向量机分类器 (SVM)，对 2 种形态学分形维数的分类性能进行对比。

实验中，每种柴油机状态采集 20 个样本，随机选择其中 10 个样本作为训练样本，其余 10 个样本作为测试样本。为保证结果的有效性，笔者重复此过程 50 次，并取其平均值作为最终的结果。

表 2 列出了采用单一分形维数和多尺度分形维数对柴油机 3 种状态分类的精度。由表可以看出：形态学多尺度分形维数在 3 种分类器上均获得了较高的识别率，均超过了 90%，而单一的形态学分形维数分类效果较差，最好的只达到了 83.87%。上述结果表明：形态学多尺度分形维数能对柴油机振动信号进行更全面的表征，更好地区分柴油机的工作状态。

表 2 2 种分形维数对柴油机 3 种工作状态的分类精度

分类器	形态学单一分形维数	形态学多尺度分形维数
KNNC	0.803 3	0.941 3
NBC	0.735 3	0.924 0
SVM	0.838 7	0.925 3

4 结论

笔者研究了柴油机故障信号在尺度上的非严格自相似性，提出采用形态学多尺度分形维数来表征柴油机故障信号。结果表明：柴油机故障信号不具备在尺度上的严格自相似性，在不同的局部尺度下

具有不同的分形维数。与单一分形维数相比，形态学多尺度分形维数为区分柴油机的状态提供了更全面的信息，能更好地对柴油机工作状态进行分类。

参考文献：

- [1] CHEN J, RANDALL R B, PEETERS B. Advanced diagnostic system for piston slap faults in IC engines, based on the non-stationary characteristics of the vibration signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 434-454.
- [2] MOOSAVIAN A, NAJAFI G, GHOBADIAN B, et al. The effect of piston scratching fault on the vibration behavior of an IC engine[J]. Applied Acoustics, 2017, 126: 91-100.
- [3] 赵玉刚, 鞠建波, 杨兵兵. 基于小波变换的电子设备故障诊断技术研究[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(5): 49-52.
- [4] LIU H, ZHANG J, CHENG Y, et al. Fault diagnosis of gearbox using empirical mode decomposition and multi-fractal detrended cross-correlation analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 385: 350-371.
- [5] SHI J, LIANG M. A fractal-dimension-based envelope demodulation for rolling element bearing fault feature extraction from vibration signals[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C-Journal of Mechanical Engineering Science, 2016, 230(18): 3194-3211.
- [6] 何四华, 吴春光, 丛滨. 基于改进二维分形模型的海面模拟方法[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(5): 155-158.
- [7] CHAUDHURI B B, SARKAR N. Texture segmentation using fractal dimension[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(1): 72-77.
- [8] MARAGOS P, SUN F K. Measuring the fractal dimension of signals: morphological covers and iterative optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(1): 108-121.
- [9] XIA Y, FENG D, ZHAO R. Morphology-based multifractal estimation for texture segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(3): 614-623.
- [10] PASKAS M P, RELJIN B D, RELJIN I S. Revision of multifractal descriptors for texture classification based on mathematical morphology[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 83: 75-84.
- [11] 李兵, 张培林, 任国全, 等. 基于数学形态学的分形维数计算及在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(5): 49-52.
- [12] 李兵, 张培林, 米双山, 等. 齿轮故障信号多重分形维数的形态学计算方法[J]. 振动.测试与诊断, 2011, 31(4): 450-453.
- [13] 李兵, 张培林, 米双山, 等. 机械故障信号的数学形态学分析与智能分类[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 123-126.