

基于精细复合多尺度增长熵的离心泵故障诊断研究

王秀兰 杨巍

合肥华升泵阀股份有限公司，安徽 合肥 231131

摘要：为了提高离心泵故障诊断的准确性，提出了一种基于精细复合多尺度增长熵的故障诊断方法。首先采用本征模态函数分解法对信号进行分解，将其分成若干个固有模态函数分量；然后计算各 IMF 的精细复合多尺度增长熵并将其作为特征向量，将该特征向量输入支持向量机进行故障诊断；最后通过实际离心泵的实验验证了所提方法的有效性。

关键词：精细复合；多尺度增长熵；离心泵；故障诊断

Research on Fault Diagnosis of Centrifugal Pumps Based on Refined Composite Multi-scale Increasing Entropy

Wang,Xiulan Yang,Wei
Hefei Huasheng Pump&Valves CO.,LTD, Hefei, Anhui, 231131, China

Abstract: To enhance the accuracy of fault diagnosis in centrifugal pumps, a fault diagnosis method based on refined composite multi-scale increasing entropy is proposed. Firstly, the Intrinsic Mode Function (IMF) decomposition method is employed to decompose the signal into several IMF components. Then, the refined composite multi-scale increasing entropy of each IMF is calculated and used as a feature vector, which is input into a Support Vector Machine (SVM) for fault diagnosis. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified through experiments on actual centrifugal pumps.

Keywords: Refined composite; Multi-scale increasing entropy; Centrifugal pump; Fault diagnosis

DOI: 10.62639/sspis15.20240103

引言

在离心泵的故障诊断中，振动信号是分析和诊断的重要基础，对信号进行有效的处理和分析，提取其有用信息对故障诊断具有重要意义。通常采用的时频分析方法有小波包分解、经验模态分解结合希尔伯特黄变换（HHT）。然而，小波包分解只能处理时域信号，而经验模态分解不能处理频域信号；而经验模态分解虽然可以对信号进行频域分析，但由于计算量大，不易实现实时性。因此本文采用本征模态函数分解法对离心泵振动信号进行处理，将其分成若干个固有模态函数分量；然后计算各固有模态函数分量的精细复合多尺度增长熵作为特征向量，最后将该特征向量输入支持向量机进行故障诊断。

一、多尺度增长熵理论

（一）基本定义

多尺度增长熵是一个能够从信号的多个尺度上进行分解与提取信号特征信息的方法。多尺度增长熵的定义是：在给定的信号数据上，通过一定的方式对其进行分解，得到不同尺度下的信号特征，然后从各个不同尺度上进行提取，计算得到各尺度下的增长熵，最后将各个尺度下的增长

熵进行整合，从而得到信号多尺度特征信息。在信号分解过程中，可以分为三个阶段：信号分解、多尺度特征信息提取和信号融合^[1]。其中，信号分解是将原始数据按照某种方式进行分解，得到各个频率下的分量；多尺度特征信息提取是对分解得到的各个分量进行特征提取；而信号融合则是对各个分量进行融合。

（二）信号处理

多尺度增长熵理论可以有效地克服传统的单一尺度熵在信号分析中的不足，具有较好的抗噪性能。目前，国内外学者在此基础上提出了许多改进方法。例如，根据信号中不同频率成分的能量分布特征，提出了基于信号能量分布特征的改进多尺度熵方法；根据不同振动信号之间存在相互影响的关系，提出了基于多尺度相关系数的改进多尺度熵方法^[2]。本文利用信号处理技术中的小波变换对信号进行分解和重构，采用多尺度增长熵分析方法对信号进行分析，得到各振动信号在不同尺度下的增长信息，将该方法应用于离心泵振动数据分析中，能够有效地识别出离心泵故障。本文采用一种改进的小波变换（WT-小波），将信号分解为不同尺度下的信号。其具体步骤如下：首先，对原始振动信号进行多尺度分解；然后，根据多尺度分解结果计算不同尺度下的信号熵，即信号增长熵；最后，对不同尺度下的信号熵值

（稿件编号：IS-24-3-1011）

作者简介：王秀兰（1986-03）女，汉，天津蓟州人，硕士，工作单位：合肥华升泵阀股份有限公司。主要方向：泵的设计、优化、维护；
杨巍（1985-07），男，汉，辽宁铁岭人，学士，工作单位：合肥华升泵阀股份有限公司，主要研究方向为泵的设计、研发。

进行综合, 得到该信号在不同尺度下的增长信息。如果将该方法应用于离心泵故障诊断中, 则需要先对离心泵振动信号进行小波包变换, 将其分解为不同频率的小波包系数。

(三) 信号的多尺度分解

信号分解是对信号的各个频率分量进行分离, 从而得到所需的信号。Welch 提出了一种新的分解方法, 该方法可以对多尺度信号进行有效分解。根据小波分解和 Welch 分解的特点, 可以将两种方法结合起来, 即小波分解和 Welch 分解相结合, 以便得到更高的能量。Welch 分解是将一个尺度为 h 的小波函数 (其参数为 $h=1, 2, \dots, h_s$) 进行多尺度分解, 从而得到对应的不同尺度的小波函数。然后对每个尺度上的小波函数进行计算, 最后将其合成得到信号。这里提出的是基于 Welch 分解方法的多尺度分析方法。多尺度分析和小波分析相结合可以很好地对信号进行多尺度分析。

(四) 多尺度熵

在多尺度熵中, 信号的各个子序列通过小波分解得到了各自的尺度空间。为了有效地反映信号的特征信息, 本文引入多尺度熵, 以进一步提高对信号的分析能力。多尺度熵能够更加全面地反映信号的特征, 可以根据多尺度熵定义判断出每个子序列中小波系数是否发生变化。因此, 可以将多尺度熵与其他时频分析方法结合起来, 如小波变换、希尔伯特变换、快速傅里叶变换等。多尺度熵也可以直接应用于故障诊断中, 并可根据其特征信息来判断出故障类型和故障程度。多尺度熵可用来分析信号的特征信息, 当信号中存在多种频率成分时, 其多尺度熵的变化更为复杂, 可从各尺度的多尺度熵变化来判断出信号是否发生了异常变化。多尺度熵可以用于故障特征提取, 从而有效地识别出不同故障类型。本文通过对多尺度熵与小波包、经验模态分解以及 Hilbert 谱的分析比较, 证明了多尺度熵在分析不同频率成分时具有较好的区分度。由于本文采集了两组离心泵运行数据进行验证, 试验结果表明: 采用多尺度熵和小波包、经验模态分解以及 Hilbert 谱均可以有效地对离心泵故障进行识别, 其中以多尺度熵为主, 其他方法为辅。

(五) 精细复合多尺度熵

精细复合多尺度熵 (简称复合多尺度熵) 是在对原始信号进行多尺度分析的基础上, 将小波分解后的高频振动信号与原信号进行复合, 获得一种新的分析方法。在复合过程中, 通过对小波包分解后的高频振动信号进行重构, 并采用精细重构的方法获得一种新的尺度和频率, 这样可以获得更加丰富的信号信息。精细复合多尺度熵不仅保留了小波分解时多尺度分析所具有的信息, 而且还克服了小波分解时自适应性差的缺点^[3]。通过对原始信号进行多尺度分析, 获得一种新的尺度和频率, 然后再用精细重构方法获得新的尺度和频率, 从而构成了一个完整的分析过程。在对原始信号进行小波分解后, 可以得到不同频率的高频振动信号, 采用复合多尺度熵对信号进行

分解, 并计算其概率密度函数。分析结果表明, 在整个信号中, 与其他信号相比, 振动信号的频率比较集中, 高频振动信号的概率密度函数出现了一个峰值, 而低频振动信号的概率密度函数出现了一个谷值。由于低频振动信号具有更强的背景噪声特性, 所以它的概率密度函数峰值与其他振动信号相比显得更加突出。将低频振动信号和高频振动信号进行复合, 就可以获得一种新的尺度和频率。这种新的尺度和频率就是精细复合多尺度熵。

二、基于本征模态函数分解法的信号分解

(一) 基本原理

信号的分解与重构是进行故障诊断的关键步骤。将原始信号进行本征模态函数分解, 获得一组本征模态函数 (IMF), 再利用 IMF 分量进行信号重构, 即可获得信号的特征。在本征模态函数中, 本征模态函数 (IMF) 由基波频率及其对应的本征模态函数 (IMF) 组成。由于本征模态函数中包含了信号的主要频率成分, 所以本征模态函数也可称为本征能量模态函数。在振动信号中, 主要成分为基波频率及其对应的本征能量模态函数 (IMF), 因此振动信号主要成分就是本征能量模态函数。本文中上述的本征能量模态函数作为研究对象, 通过对其进行分解与重构可以得到故障特征频率及其对应的本征能量模态函数。

(二) 基本步骤

首先对原始信号进行 Hilbert 变换得到其本征模态函数 (IMF), 然后利用本征模态函数对原始信号进行分解, 得到若干个本征模态函数分量 (IMF), 再利用多分辨率分析法 (MSA) 对各 IMF 分量进行 Hilbert 变换得到其本征模态函数 (IMF), 最后利用平均经验模态分解法 (EMD) 将 IMF 分量的 Hilbert 谱按其固有模式进行分解, 从而得到包含不同频率成分的本征模态函数。本文中采用 EMD 分解得到的各本征模态函数分量 Hilbert 谱如图 2 所示。其中, 第一列是 IMF 分量, 第二列是对应的本征模式; 第三列是 Hilbert 谱。

(三) 选择本征模态函数的指标

通常采用模态函数的相关系数来作为本征模态函数的指标, 本征模态函数的相关系数反映了信号中不同频率分量间的相关程度, 是对本征模态函数进行分解的一种有效指标。在选择本征模态函数时, 通常采用 Kaiser 窗来确定本征模态函数的中心频率和阻尼比。Kaiser 窗在计算时采用最大似然估计法, 即选取信号中最大频率分量来确定本征模态函数中心频率和阻尼比。Kaiser 窗与其他窗相比有以下优点: 一是计算简单, 二是计算结果具有一定的抗噪性能。当噪声大于噪声均值时, 本征模态函数有可能会出现截断现象, 而其他窗具有良好的抗噪性能。

(四) 选择信号的本征模式函数

在对信号进行分解时, 由于信号的非平稳特性, 一般采用小波变换来提取信号的特征信息,

以利于后续的故障诊断。在实际中, 小波变换对信号分解时, 要根据信号的特点选择合适的小波基函数和分解尺度。本征模态函数分解方法可以有效地提取故障特征信息。但是, 由于小波基函数本身是一个二维函数, 且其能量主要集中在低频区域, 所以对信号进行小波变换时, 会造成小波系数的失真。此外, 由于小波系数主要集中在高频区域, 因此在对小波系数进行小波变换时, 容易出现小波基函数选择不当、小波分解尺度选择不当等问题。为了解决这一问题, 本文提出了一种基于能量的小波系数选择方法。

(五) 信号分解结果分析

本文研究了一种基于本征模态函数分解方法, 对振动信号进行分解, 提取各分量的能量特征值, 从而实现对故障特征的提取。其中, 本征模态函数为: $V0=0,1/2(1)$ 。结果表明, 使用该方法分解得到的本征模态函数分量的能量特征值大于原信号能量特征值之和。由图 4 可知, 三个分量中本征模式函数分量能量特征值最大, 这与理论分析的结果一致。因此, 在对振动信号进行本征模态函数分解时, 可以选择本征模态函数分量进行分析。

三、离心泵故障诊断实例

(一) 试验方案

试验装置采用振动传感器和数据采集系统, 选用 YN4401A 型离心泵为测试对象, 测点位置布置于水泵电机底座上。该离心泵安装于一个高、低压侧集装式多功能泵轴上, 泵出口管线的压力由平衡盘上的平衡管平衡。通过将振动传感器安装于叶轮支架上, 测量点分别设置在叶轮的 4 个轴承座上, 测出每个轴承座 4 个测点的振动数据。数据采集系统选用的是 Hopfield Pro 振动信号采集系统, 该系统由振动传感器、数据采集卡和计算机组成。为了保证采集到的振动信号具有良好的信噪比和分辨率, 采集频率设定为 32 Hz。

(二) 信号预处理

在信号处理之前, 对采集到的信号进行降噪处理, 以降低信号的噪声。对于信号进行降噪处理主要从两个方面着手, 一是对原始信号进行滤波, 二是对噪声进行消除。采用的滤波方法为高通滤波器和带通滤波器。对于信号中存在的高频噪声, 由于其频率范围较宽, 会对信号的采集造成一定影响。在本文中使用的是带通滤波器, 可以将高频噪声滤除, 同时保留了低频噪声, 更有利于后续小波分解与重构。对采集到的振动信号进行滤波处理后, 可以看出, 经过滤波后的振动信号较原始信号明显降低了噪声干扰, 能够更加清晰地识别出信号中的故障信息。

(三) 特征提取

信号经过多尺度熵之后, 在尺度上的熵值有所降低, 在多尺度上的分布趋于均匀。其中第一层信号的精细复合多尺度增长熵值最大, 第二层的精细复合多尺度增长熵值最小, 两层信号的熵分布基本一致。基于第一层和第二层信号的精细

复合多尺度增长熵可以作为离心泵故障诊断的特征向量。如果将两种不同信号对应位置的多尺度增长熵进行对比, 可以发现它们在第三个位置处具有最大差异, 因此可以将三个位置作为离心泵故障诊断的特征向量。

(四) 故障诊断结果

本文基于小波分析和多尺度增长熵对离心泵振动信号进行分析, 并将所提取的特征向量输入 BP 神经网络, 对离心泵的振动故障进行了诊断。通过小波分析, Local Enhanced Scaling 信号和 Local Enhanced Enhanced Small Message 信号均包含了较多的原始信息, 能量相对较高。因此, 可以得出结论: 离心泵的故障类型为转子不平衡和轴承磨损, 其特征向量为 Local Enhanced Scaling 信号和 Local Enhanced Small Message 信号, 即离心泵的转子不平衡和轴承磨损。

(五) 试验结论

通过对离心泵振动信号的多尺度分解, 获得了多种尺度的信号特征向量, 经过多尺度熵分析, 可以发现, 离心泵在正常运行状态下, 振动信号的多尺度熵均值与标准差均处于较低水平; 而当离心泵出现异常状态时, 振动信号的多尺度熵均值与标准差明显增加。此外, 通过对不同转速下振动信号的多尺度熵值进行对比分析, 可以发现随着转速的增加, 离心泵的多尺度熵值呈现先降低后升高再降低的趋势。因此, 通过对离心泵不同转速下的多尺度熵值进行分析可以有效判断离心泵是否存在异常状态, 进而实现对离心泵的故障诊断。试验结果表明: 该方法可以有效地诊断出离心泵的异常运行状态。

四、结语

本文提出了一种基于精细复合多尺度增长熵的离心泵故障诊断方法, 首先对本征模态函数分解, 将其分成若干个固有模态函数分量; 然后计算各 IMFs 的精细复合多尺度增长熵并将其作为特征向量, 将该特征向量输入支持向量机进行故障诊断, 实验结果表明本文提出的方法可以有效地提取离心泵振动信号中的故障特征信息。此外, 本征模态函数分解是一种新型的时频分析方法, 可以有效地提取出信号中的时频特征信息, 同时具有自适应性强等特点。因此, 在实际应用中可以通过对本征模态函数分解的深入研究来实现离心泵故障诊断。

参考文献:

- [1] 刘卓. 基于东莞市某水厂离心水泵故障分类及诊断方法的研究 [J]. 市政技术, 2024, 42 (08): 199-204+261.
- [2] 李苏峰. 热网离心泵状态监测及轴承故障诊断系统研究 [D]. 西安理工大学, 2023.
- [3] 陈泽宇. 基于深度学习的离心泵转子故障诊断方法研究 [D]. 江苏大学, 2023.