

8-13-2020

Application of Improved Particle Filter and Wavelet Packet in Turbine Vibration Diagnosis

Xia Fei

1. School of Electronic and Information, Tongji University, Shanghai 201804, China;;2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;;

Shuotao Hao

2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;;3. Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Management and Control for Power Process, Shanghai 200090, China;

Zhang Hao

1. School of Electronic and Information, Tongji University, Shanghai 201804, China;;2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;;

Daogang Peng

2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;;3. Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Management and Control for Power Process, Shanghai 200090, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Application of Improved Particle Filter and Wavelet Packet in Turbine Vibration Diagnosis

Abstract

Abstract: A fault diagnosis method of improved particle filter and wavelet packet analysis was proposed in the application of turbine vibration. There was a sample degradation problem in the re-sampling stage of traditional particle filter. *And a re-sampling algorithm which was a weight sorting and the survival of the fittest to obtain the improved particle filter was studied. The signal was filtered by the improved particle filter. Then wavelet packet analysis was used to extract the features from the noise reduction signal. Finally the fault diagnosis results were obtained by using SVM.* It is shown that the fault identification rate of the noise reduction signal is significantly higher than that of original signal. No matter which kinds of signal are, the recognition rate of fault diagnosis using wavelet packet analysis is higher than that of FFT analysis. It shows the superiority of the improved particle filter and wavelet packet analysis in the stream vibration fault diagnosis.

Keywords

improved particle filter, weight sorting, survival of the fittest, wavelet packet analysis, fault diagnosis of vibration

Recommended Citation

Xia Fei, Hao Shuotao, Zhang Hao, Peng Daogang. Application of Improved Particle Filter and Wavelet Packet in Turbine Vibration Diagnosis[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(11): 2823-2831.

改进粒子滤波和小波包在汽轮机振动诊断中的应用

夏飞^{1,2}, 郝硕涛^{2,3}, 张浩^{1,2}, 彭道刚^{2,3}(1. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804; 2. 上海电力学院自动化工程学院, 上海 200090;
3. 上海发电过程智能管控工程技术研究中心, 上海 200090)

摘要: 提出了一种改进粒子滤波和小波包分析相结合的汽轮机振动故障诊断方法。针对传统粒子滤波的样本退化问题, 在重采样阶段提出了一种权值排序和优胜劣汰的改进粒子滤波算法。采用小波包分析的方法进行特征提取, 利用 SVM 得到故障诊断结果。由结果可知, 降噪信号的故障识别率明显高于原始信号的故障识别率。无论哪种信号, 采用小波包分析提取特征向量进行故障诊断的识别率要高于采用 FFT 分析得到特征向量进行故障诊断的识别率, 证明了本文提出方法的优越性。

关键词: 改进粒子滤波; 权值排序; 优胜劣汰; 小波包分析; 振动故障诊断

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 11-2823-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201611025

Application of Improved Particle Filter and Wavelet Packet in Turbine Vibration Diagnosis

Xia Fei^{1,2}, Hao Shuotao^{2,3}, Zhang Hao^{1,2}, Peng Daogang^{2,3}

(1. School of Electronic and Information, Tongji University, Shanghai 201804, China;

2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

3. Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Management and Control for Power Process, Shanghai 200090, China)

Abstract: A fault diagnosis method of improved particle filter and wavelet packet analysis was proposed in the application of turbine vibration. There was a sample degradation problem in the re-sampling stage of traditional particle filter. And a re-sampling algorithm which was a weight sorting and the survival of the fittest to obtain the improved particle filter was studied. The signal was filtered by the improved particle filter. Then wavelet packet analysis was used to extract the features from the noise reduction signal. Finally the fault diagnosis results were obtained by using SVM. It is shown that the fault identification rate of the noise reduction signal is significantly higher than that of original signal. No matter which kinds of signal are, the recognition rate of fault diagnosis using wavelet packet analysis is higher than that of FFT analysis. It shows the superiority of the improved particle filter and wavelet packet analysis in the stream vibration fault diagnosis.

Keywords: improved particle filter; weight sorting; survival of the fittest; wavelet packet analysis; fault diagnosis of vibration

引言

汽轮发电机组是火力发电厂的重要生产设备,



收稿日期: 2015-09-08 修回日期: 2016-01-04;
基金项目: 上海市“科技创新行动计划”高新技术领域
科研项目(15111106800); 上海市发电过程智能管控工
程技术研究中心项目(14DZ2251100); 上海市电站自
动化技术重点实验室开放课题(13DZ2273800);
作者简介: 夏飞(1978-), 男, 江西南昌, 博士生, 副
教授, 研究方向为故障诊断、图像处理。

随着机组容量的不断扩大, 其系统愈来愈复杂, 导致其故障的因素也愈来愈多变。汽轮发电机组如果出现了故障, 90%以上是由于振动造成的, 而且不同寻常的振动也是损坏设备的重要原因之一^[1]。所以对汽轮发电机组的振动状态进行监测和故障诊断是十分必要的。如何从含有随机噪声的振动信号中提取有效信息, 如何从提取的有效信息中提取故

障特征,如何从已有的故障诊断方法中选取合适的方法进行振动故障诊断,在汽轮机振动的故障诊断研究中具有重要的理论意义和应用价值。

针对非线性、非高斯动态系统最优估计的问题,粒子滤波是一个很有效的实时处理方法。它不仅适用于高斯噪声,更适用于在机械故障诊断中背景噪声较为复杂的情况^[2]。采用粒子滤波的方法对汽轮机振动信号进行降噪处理,具有重要的实际意义。由于传统粒子滤波在重采样过程中出现样本退化问题,张琪提出了一种基于权值选择的粒子滤波算法,缓解了粒子滤波的退化问题^[3]。将该算法应用于汽轮机振动信号时发现,会出现大量粒子权值相同的情况。因此本文提出了一种在重采样阶段基于权值排序的优胜劣汰粒子选择算法,解决了将粒子滤波算法应用于汽轮机振动信号降噪时的粒子多样性缺失问题。

对于待分析的故障信号,一般通过 FFT 变换的方法提取振动信号的故障分析特征向量。利用 FFT 变换只能分析频率不随时间变化的线性平稳信号^[4]。而汽轮机振动信号通常是非平稳的和突变的^[5],特别是当汽轮机发生故障时采集的信号。小波包分析可以将信号的频段划分为多个层次,从而可以对包含细节信息的高频部分进行细分^[6-8]。所以,在利用改进粒子滤波进行降噪处理后得到的汽轮机振动信号基础之上,本文采用了小波包分析的方法得到不同故障在不同频段上的能量分布情况。

近年来,随着人工智能技术的快速发展,越来越多的机器学习方法运用到了发电机组的振动故障诊断之中。其中,支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习算法^[9],它能够较好地解决以往困扰很多学习方法的小样本、非线性、过学习、高维数、局部极小点等实际问题^[10],被应用于汽轮发电机组的故障诊断^[11-12]。在本文的研究中,在得到了故障诊断的特征向量后,为了准确地诊断出汽轮机振动的故障类型也采用了 SVM 的方法进行诊断。综上,本文采用的汽轮机振动故障诊断方法如图 1 所示。

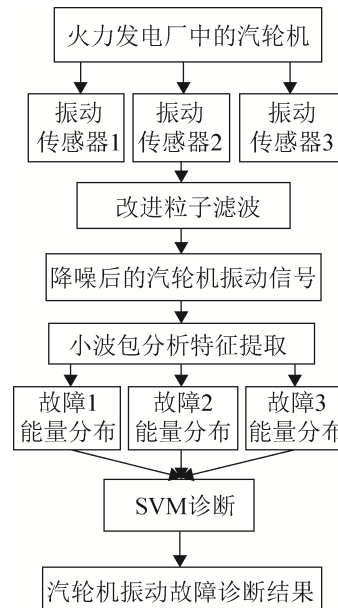


图 1 汽轮机故障诊断方法

1 粒子滤波原理及其改进方法

汽轮发电机组的故障诊断是通过采集到的振动信号来实现。在汽轮机上采集到的振动信号中含有大量的随机噪声信号,使振动信号中的有效信息被掩盖在强大的背景噪声之中。因此,为了从含有大量随机噪声的振动信号中得到有效信息,必须对其进行滤波降噪,再利用降噪后的信号进行故障诊断。

1.1 粒子滤波原理

蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计方法是粒子滤波统计方法的根据。其基本思想是利用由粒子本身和粒子的权重组成的离散随机测度来近似相关的概率分布,并根据算法递推更新离散随机测度^[13]。非线性系统凡是能用状态空间模型来表示的都可以在此适用粒子滤波。非线性系统作如下假设^[14-17]:

$$x_{t+1} = f(x_t, \omega_t) \quad (1)$$

$$y_t = h(x_t, v_t) \quad (2)$$

其中,式(1)为状态方程,式(2)为观测方程, x_t 、 y_t 分别表示系统在 t 时刻的状态值和观测值, $f(\bullet)$ 、 $h(\bullet)$ 都是非线性函数, ω_t 、 v_t 分别代表过程噪声和观测噪声。Bayes 滤波的目标是估计后验概率

$P(x_t | y_{1:t})$ 。

Chapman-Kolmogorov 等式:

$$P(x_t | y_{1:t-1}) = \int P(x_t | x_{t-1}) P(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (3)$$

Bayes 定理:

$$P(x_t | y_{1:t}) = \frac{P(y_t | x_t) P(x_t | y_{1:t-1})}{\int P(y_t | x_t) P(x_t | y_{1:t-1}) dx_t} \quad (4)$$

式(3)和式(4)的递归关系构成了 Bayes 滤波的基础。

在粒子滤波的框架中, 可得到的后验概率分布是由 N_s 个加权粒子来近似得出的:

$$P(x_t | y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_t^{(i)} \delta(x_t - x_t^{(i)}) \quad (5)$$

$$\tilde{\omega}_t^{(i)} = \omega_t^{(i)} / \sum_{j=1}^{N_s} \omega_t^{(j)} \quad (6)$$

粒子权值递推等式:

$$\omega_t^{(i)} = \omega_{t-1}^{(i)} \frac{P(y_t | x_t^{(i)}) P(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}^{(i)}, y_{1:t})} \quad (7)$$

式中, $q(\cdot)$ 为重要性概率密度函数。

1.2 粒子滤波的改进方法

由于传统粒子滤波在重采样过程中出现样本退化问题, 在重采样阶段提出了一种权值排序和优胜劣汰的重采样算法, 进而得到了改进粒子滤波算法。权值优胜劣汰的重采样算法旨在解决样本多样性丧失问题, 其本质想法是: 在粒子被初始化时, 生成足够多满足需求的粒子, 计算出粒子对应的权值, 首先粒子的权值按照从小到大的顺序进行排序, 把与之相对应的估计值与真实值的差值进行排序, 把粒子的权值除以其对应的估计值与真实值的差值得到结果, 然后结果按照从小到大的顺序排序, 进行优胜劣汰即保留结果比较大的粒子, 淘汰结果比较小的粒子, 其中有结果相等的两组数据, 选择粒子权重较大的一组进行保留。这样的策略有利于粒子的初始化是具有选拔性的, 通过改进粒子滤波算法步骤选取差值比较小的粒子参与估计, 在某种程度上解决了样本退化问题。改进粒子滤波算法流程如图 2 所示。

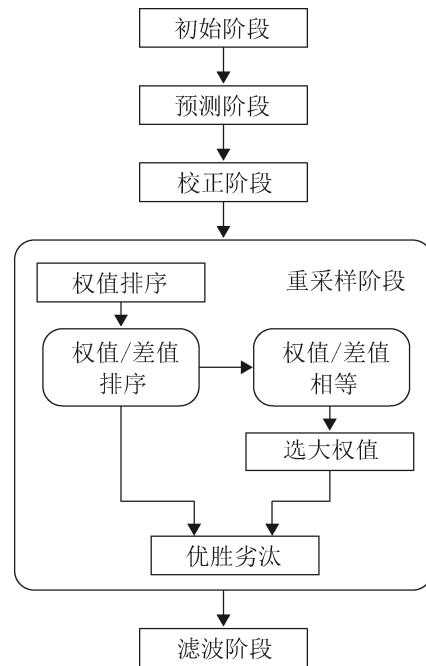


图 2 改进粒子滤波流程

改进以后的粒子滤波算法具体步骤如下:

(1) 初始阶段: 用大量粒子模拟 x_t , 粒子在空间内均匀分布, 总共有 N_s 个粒子;

(2) 预测阶段: 根据状态方程也就是公式(2), 可以得到各个粒子对应的预测粒子;

(3) 校正阶段: 对预测粒子进行评价, 越接近真实状态的粒子, 其权重越大, 其方差越小;

(4) 重采样阶段: 根据粒子权重对粒子进行筛选, 筛选过程即对粒子权重按照从小到大的顺序排序, 把与之相对应的观测值与真实值的差值进行排序, 把粒子的权值除以其对应的估计值与真实值的差值得到结果, 然后结果按照从小到大的顺序排序, 进行优胜劣汰即保留结果比较大的 N 个粒子, 淘汰结果比较小的 $N_s - N$ 个粒子, 其中有结果相等的两组数据, 选择粒子权重较大的一组进行保留。具体过程如下:

1) 权值排序: $\omega_t^{(1)} < \omega_t^{(2)} < \dots < \omega_t^{(i)}$;

2) 权值除以其估计值与真实值的差值排序:

$$\frac{\omega_t^{(1)}}{y_t^{(1)} - x_t^{(1)}} < \frac{\omega_t^{(2)}}{y_t^{(2)} - x_t^{(2)}} < \dots < \frac{\omega_t^{(i)}}{y_t^{(i)} - x_t^{(i)}}$$

3) 保留其中比较大的结果, 淘汰其中比较小的结果;

4) 通过以上改进方法既保留权重大的粒子, 又保留一小部分权重小的粒子, 保证粒子的多样性。

(5) 滤波阶段: 将重采样阶段得到的粒子带入到状态方程, 从而得到新的预测粒子, 即步骤(2)。

1.3 仿真实例

对于提出的算法, 采用一种常用基础模型来验证其有效性。

状态方程:

$$x_k = 0.5x_{k-1} + \frac{25x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos(1.2(k-1)) + u_k \quad (8)$$

$$\text{观测方程: } y_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k \quad (9)$$

式中: k 表示状态时刻; x_k 表示状态量; y_k 表示观测值; 初始状态 x_0 为 0.1; 初始粒子分布 $p(x_0) \sim N(0,5)$; 过程噪声 $u_k \sim N(0,10)$; 观测噪声 $v_k \sim N(0,1)$, 粒子数取 100, 仿真总共时间为 100 个时刻, 做 100 次蒙特卡洛仿真。改进后粒子滤波的总体误差和均方根植误差小于标准粒子滤波, 得到如表 1 和图 3。

表 1 标准与改进粒子滤波的 RMSE 对比

Method	RMSE
标准粒子滤波	3.950 4
改进粒子滤波	1.444 9

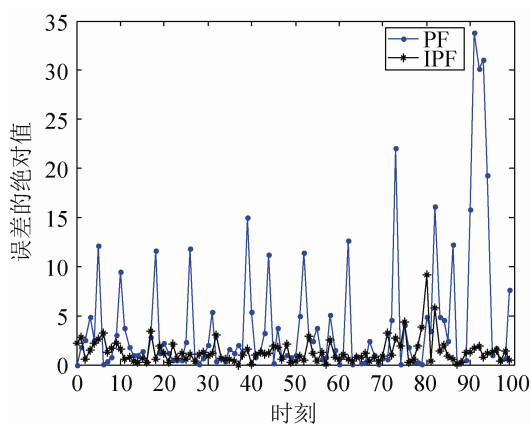


图 3 标准与改进粒子滤波的误差比较

从表 1 和图 3 可以看出, 改进粒子滤波的误差绝对值比标准粒子滤波的误差绝对值要小, 说明改进粒子滤波对状态进行估计, 与真实值拟合的比较

好, 误差比较小。进一步说明改进粒子滤波比标准粒子滤波效果更佳。

2 滤波方法降噪比较

转子质量不平衡、轴向碰磨、转子不对中、油膜振动和油膜涡动等故障作为汽轮发电机组的常见振动故障。这些故障振动信号往往含有大量噪声, 为了从含有随机噪声的振动信号中提取有效信息, 必须首先对振动信号及进行降噪处理。下面以转子不对中故障信号为例来比较卡尔曼滤波、小波变换、粒子滤波和改进粒子滤波等四种降噪方法的降噪效果。转子不对中故障原始信号如图 4 所示。

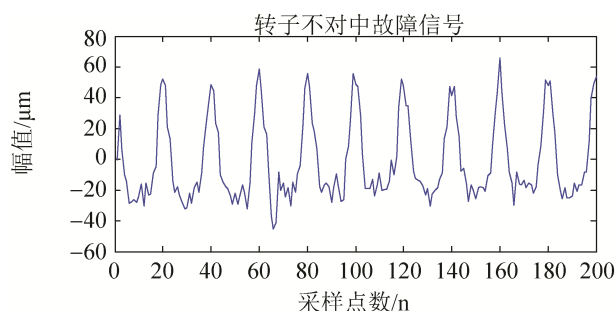
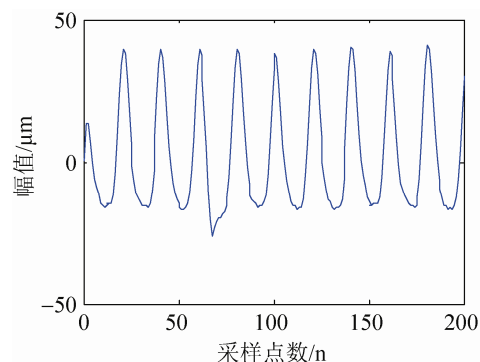
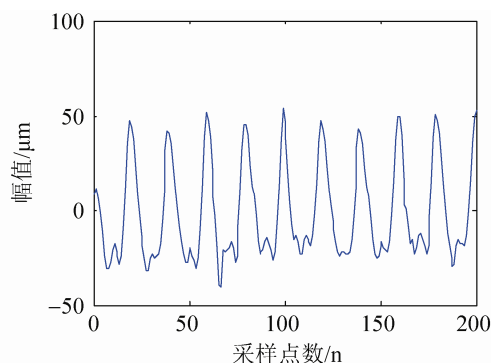


图 4 原始信号

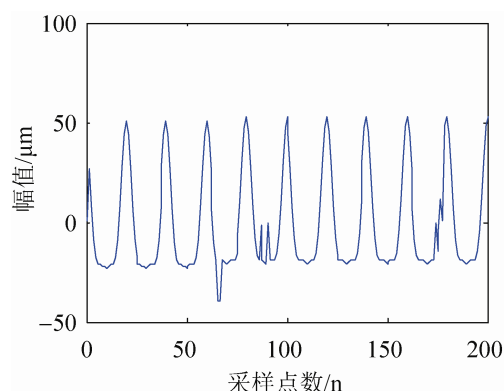
在汽轮发电机组转子不对中故障信号的降噪过程中, 由于卡尔曼滤波是一种利用线性系统状态方程, 通过系统输入输出观测数据, 对系统状态进行最优化估计, 计算出的估计信号即为降噪信号, 从而实现信号的降噪。由于小波分析既能对信号的时域进行分析也能对信号的频域进行分析, 所以它能把信号的突出部分和随机噪声在不同的分解层上很好地区分出来, 从而实现信号的降噪。利用粒子滤波和改进粒子滤波对转子不对中故障信号进行降噪处理。首先利用故障振动信号的数据建立对应的数学模型, 将其作为改进粒子滤波的状态方程; 然后利用小波分析提取随机噪声, 将提取的随机噪声信号和状态信号放在一起作为观测信号, 将其作为改进粒子滤波的观测方程。通过状态方程和观测方程组成状态空间方程对故障振动信号进行估计, 计算出的估计信号即为降噪信号。4 种降噪方法的降噪信号如图 5 所示。



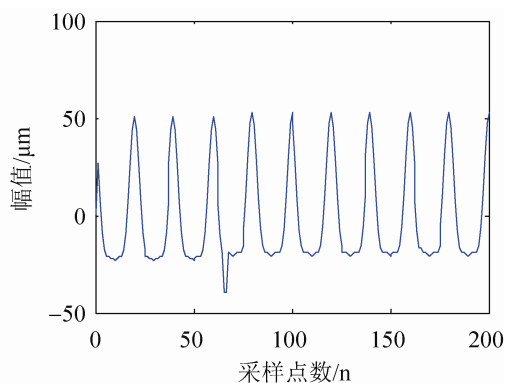
(a) 卡尔曼滤波



(b) 小波降噪



(c) 粒子滤波



(d) 改进粒子滤波

图 5 4 种降噪方法的降噪信号

计算 4 种不同降噪后信号的能量百分比和标准差, 其体现了四种不同降噪方法的降噪效果, 结果见表 2。

表 2 4 种降噪方法的降噪效果

降噪方法	能量百分比/%	标准差
卡尔曼滤波	76.57	183.300 7
小波降噪	95.76	93.604 8
粒子滤波	97.66	82.901 4
改进粒子滤波	97.67	67.171 1

通过表 2 可以看出, 改进粒子滤波降噪信号能量百分值比卡尔曼滤波和小波降噪的百分值要高, 这体现了改进粒子滤波的降噪信号完整性较好; 改进粒子滤波降噪和小

波降噪后的标准差远比卡尔曼滤波降噪后的信号小, 这体现了改进粒子滤波降噪和小波降噪后的信号与原信号更加接近。而粒子滤波和改进粒子滤波的能量百分比没有多大差别, 但改进粒子滤波的标准差比粒子滤波要小。综上所述, 改进粒子滤波的降噪效果比卡尔曼滤波、小波降噪和粒子滤波等 3 种不同降噪方法的效果要好。

3 基于小波包分析的特征提取

3.1 小波包分析原理

小波包分析是由小波分析进一步拓展得来的, 其实质是使得信息能量能够集中, 从细节中找寻有序性, 并且把其中隐含的规律迅速而有效的筛选出来, 从而为针对振动信号分析提供了一种更为精细的方法。在使用小波包分析时, 可应用小波包分解信号的均方根值, 以此来表示所在频带的信号能量的大小^[18]。

利用小波包变换方法时, 既能对每个分解层的低频信号进行分解, 也能对每个分解层的高频信号的进行分解。按小波包基函数展开离散信号时, 会包括低通滤波与高通滤波两部分, 每一次分解时, 上层 $j+1$ 的第 n 个频带就会被进一步分割变细为下层 j 的第 $2n$ 与 $2n+1$ 两个子频带^[19]。

3.2 基于小波包能量特征提取

Daubechies 小波是有限紧支撑正交小波的,其局部化能力不管是在时域还是频域方面都是很强大的,最重要的是在数字信号的小波分解过程中可以提供有限的更实际更具体的数字滤波器^[20],正因此,对汽轮发电机组振动信号进行小波包分析时采用 Daubechies 小波函数作为基函数。Daubechies 小波中的 N 的取值很重要, N 取不相同值时各个频段能量值是不相同,因此 N 取值不相同 Daubechies 小波函数对信号特征的刻画能力是有差别的。分别取 $N=3, 5, 7, 9$ 四个不同的值,在分解层数相同的情况下,研究 N 取不同值的 Daubechies 小波函数对转子不对中和轴向碰磨两组故障信号的区分能力。

原始信号采样频率为 1 000 Hz,记录转子不对中和轴向碰磨两个状态的各 6 组信号。分别用 Db3、Db5、Db7、Db9 的整簇小波对每个信号做 3 层小波包分解,计算 8 个频带上的能量值。以 X_{ij} 表示第 i 个转子不对中降噪信号的第 j 个频段上的能量值, Y_{ij} 表示第 i 个轴向碰磨降噪信号的第 j 个频段上的能量值。定义转子不对中与轴向碰磨在第 j 个频段上的区分度为:

$$Q_j = \frac{\bar{X}_j - \bar{Y}_j}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_j)^2}{n} + \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2}{n}}} \quad (10)$$

其中 $n=10, i=1, 2, 3, \dots, 6, j=1, 2, 3, \dots, 8$, $\bar{X}_j$ 、 $\bar{Y}_j$ 分别表示 6 组转子不对中、轴向碰磨降噪信号的第 j

个频段的能量平均值。因此,信号区间的总区分度 Q 定义为:

$$Q = \sum_{j=1}^{2^N} Q_j \quad (11)$$

其中 N 为小波包分解层数。 Q 越大,说明两组信号的区别越大。

根据式(10)、(11)计算转子不对中和轴向碰磨降噪信号个频段的区分度和总区分度,见表 3。

从表 3 中可以看出,Db5 对转子不对中和轴向碰磨降噪信号的区分度最大。Db5 对其他两两故障信号的区分度最大,在这里就不详细列出。所以,对转子不对中的原始信号和改进粒子滤波降噪信号分别采用 Db5 小波进行 3 层小波包分解,在尺度 3 上得到 $2^3=8$ 个频带,分别为(0~62.5 Hz), (62.5~125 Hz), (125~187.5 Hz), (187.5~250 Hz), (250~312.5 Hz), (312.5~375 Hz), (375~437.5 Hz), (437.5~500 Hz)。然后对各个频带上得到的能量特征向量进行归一化处理,再把归一化后的能量特征向量作为汽轮机振动故障诊断算法的输入量。每个节点的小波包系数图如图 6 所示。

通过图 5 发现降噪信号的能量主要集中在[3 0](0~62.5 Hz)、[3 1](62.5~125 Hz)、[3 3](187.5~250 Hz) 3 个频段内。汽轮机振动的三种典型故障信号通过小波包特征提取得到特征向量(能量数值),即能量分布图如图 7 所示。其中故障信号 1 为转子不对中故障,故障信号 2 为轴向碰磨,故障信号 3 为质量不平衡。如表 4 所示为 3 种故障降噪信号的能量特征向量。

表 3 转子不对中和轴向碰磨降噪信号各个频段的区分度和总区分度

Dbn	频段 1	频段 2	频段 3	频段 4	频段 5	频段 6	频段 7	频段 8	总数
Db3	6.013 2	6.457 4	6.852 7	4.825 8	1.802 3	0.669 2	2.205 9	2.330 9	31.157 5
Db5	3.566 3	17.714 7	5.092 1	1.011 9	2.171 1	3.818 9	3.203 5	0.082 0	36.660 6
Db7	2.749 4	8.889 7	5.401 0	0.017 8	4.522 5	2.111 5	3.950 2	2.010 7	29.652 8
Db9	2.110 5	7.768 2	4.885 3	0.862 5	3.942 3	1.317 1	2.319 6	2.345 1	25.550 5

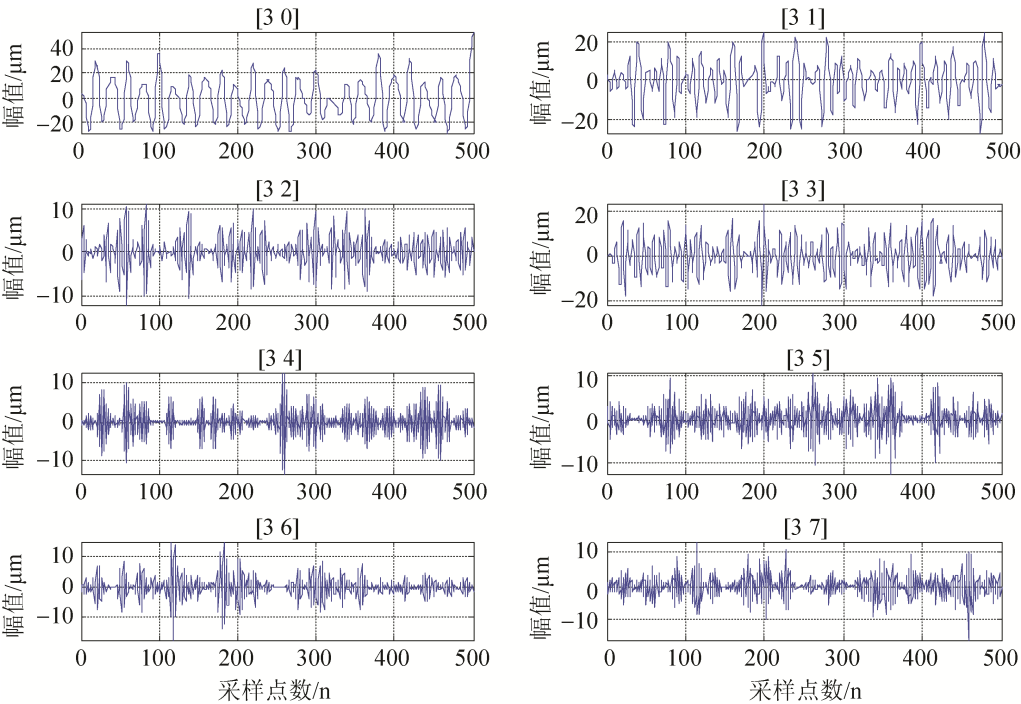


图 6 每个节点的小波包系数图

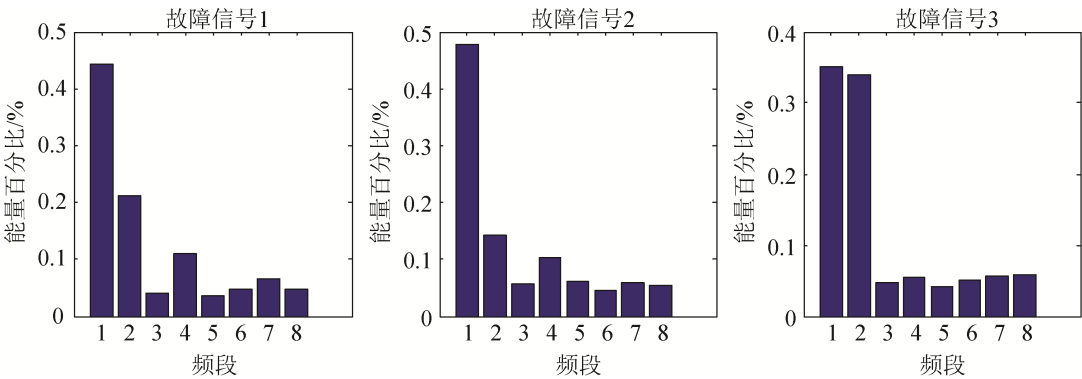


图 7 3 种故障信号的小波包能量分布图

表 4 3 种故障降噪信号的能量特征向量

状态	能量特征向量								编码
	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	E_8	
1	0.533 2	0.303 7	0.024 9	0.034 4	0.028 4	0.028 3	0.025 4	0.021 7	100
1	0.526 1	0.305 2	0.031 1	0.042 1	0.023 2	0.023 5	0.018 2	0.030 7	100
1	0.515 6	0.285 0	0.033 3	0.042 7	0.030 1	0.036 8	0.021 6	0.034 9	100
1	0.538 1	0.315 5	0.021 8	0.034 7	0.022 0	0.028 5	0.019 0	0.020 4	100
2	0.562 5	0.247 6	0.033 6	0.029 2	0.029 3	0.026 1	0.033 7	0.038 0	010
2	0.552 8	0.201 7	0.047 1	0.078 1	0.022 5	0.033 2	0.035 8	0.028 8	010
2	0.581 8	0.254 9	0.026 9	0.054 4	0.015 1	0.021 1	0.022 8	0.023 0	010
2	0.568 8	0.248 0	0.054 8	0.038 9	0.013 0	0.028 0	0.026 2	0.022 4	010
3	0.426 7	0.416 7	0.034 6	0.029 0	0.022 4	0.018 1	0.022 5	0.027 0	001
3	0.406 2	0.377 1	0.042 7	0.080 9	0.017 3	0.014 9	0.029 2	0.031 6	001
3	0.406 6	0.418 0	0.028 1	0.040 1	0.028 9	0.023 4	0.029 6	0.025 4	001
3	0.437 6	0.395 5	0.031 3	0.041 2	0.015 5	0.020 6	0.030 8	0.027 6	001

4 振动诊断实例分析

通过比较 4 种降噪方法,选定改进粒子滤波对 3 种故障振动信号(转子不对中、轴向碰磨、质量不平衡)进行降噪,然后对降噪信号采用小波包分析进行特征提取,得到特征向量。由于汽轮机振动故障是小样本数据,所以采用了 SVM 方法进行故障诊断。本文研究中使用了林智仁教授编写的 libsvm-3.11 工具箱,将其添加到 MATLAB 中,利用函数 svmtrain 函数得到模型里面参数,然后利用得到的诊断模型进行故障诊断。

这里,分别选取了汽轮机振动的三种故障信号各 30 组样本数据,总共 90 组样本数据。为了比较改进粒子滤波方法和小波包特征提取方法对于汽轮机振动故障诊断的效果,对于以上 90 组数据分别采用原始信号和改进粒子滤波降噪后的信号进行 FFT 特征提取和小波包特征提取。

在 90 组样本数据中,把其中的 60 组样本数据当作 SVM 的训练样本,剩余的 30 组样本数据当作故障诊断的测试数据。利用 SVM 分别对不同特征提取方法的原始信号和降噪信号进行故障诊断,识别率如图 8 所示。

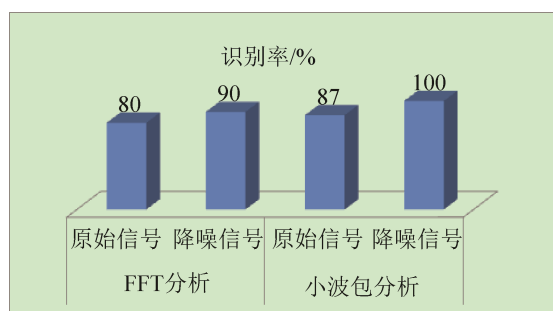


图 8 不同特征提取方法下的识别率比较

本文的所有程序均在 AMD Athlon II X2 240 双核处理器和 4 GB 内存条件下运行,使用软件为 matlabR12b,在图 9 中对本文采用的几种诊断方法的运行时间进行了比较。

通过图 8 可以看出,无论使用 FFT 的特征提取方法还是小波包的特征提取方法,对汽轮机振动故障信号采用改进粒子滤波降噪后再利用 SVM 进

行诊断,故障诊断识别率均高于原始信号的故障诊断识别率。而对于同样的故障诊断信号,采用 FFT 分析方法进行特征提取的故障诊断识别率要低于采用小波包分析方法提取特征向量的识别率。其中采用本文提出的算法时,故障诊断率达到了 100%,优于采用其他方法进行故障诊断时的识别率。当然,由于采用了信号降噪和小波包特征提取的方法,程序的运行时间也达到了 0.926 6 s,要高于其他方法程序的运行时间。虽然本文方法在运行时间上比不进行降噪处理,仅采用小波包分析和进行了降噪处理却采用 FFT 分析的方法相比,运行时间要长 0.3 s 左右,但识别准确率分别高出 13% 和 10%。从诊断效果上来看,系统的准确性得到了大幅度提高,而且这一运行时间也是可以接受的。由此可知,本文提出的方法在汽轮机振动故障诊断中具有较好的可行性。

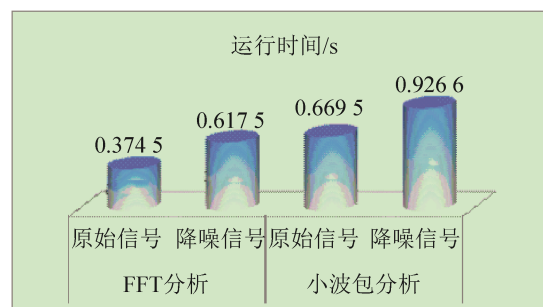


图 9 不同特征提取方法下的运行时间比较

5 结论

针对实际生产中汽轮发电机组振动故障信号会含有大量随机噪声的情况,本文提出的改进粒子滤波方法在某种程度上解决了样本退化问题。利用卡尔曼滤波、小波变换、粒子滤波和改进粒子滤波分别对汽轮机振动信号进行降噪,通过比较四种降噪结果,发现了改进粒子滤波在振动故障信号降噪中的优越性。对原始信号和降噪信号分别采用 FFT 分析和小波包分析的方法得到相对应的特征向量,再利用 SVM 方法进行故障诊断,发现降噪信号的故障诊断识别率更高。但无论是对降噪前信号还是对降噪后信号,采用 FFT 分析提取特征向量时的

故障诊断识别率均低于采用小波包分析方法提取特征向量时的故障诊断识别率。通过本文的研究, 证明了采用改进粒子滤波和小波包分析相结合的方法, 在汽轮机振动故障诊断中具有不错的应用效果。

参考文献:

- [1] 徐红燕, 张浩, 王晓平, 等. 基于小波分析的汽轮发电机组振动信号消噪和特征提取 [J]. 华东电力, 2006, 34(9): 10-13.
- [2] 刘晓平, 郑海起, 祝天宇. 粒子滤波在含噪齿轮箱故障盲源分离中的应用 [J]. 中国机械工程, 2011, 22(15): 1853-1857.
- [3] 张琪, 胡昌华, 乔玉坤. 基于权值选择的粒子滤波算法研究 [J]. 控制与决策, 2008, 23(1): 117-120.
- [4] 韩晓娟, 董泽, 孟磊, 等. Hilber-Huang 变换在汽轮机故障诊断中的应用 [J]. 华北电力大学学报, 2008, 35(1): 18-21.
- [5] 王旭慧, 江琦. 小波分析在汽轮机振动故障诊断中的应用研究 [J]. 电力学报, 2014, 29(1): 80-83.
- [6] 陈景龙, 瞿艳阳, 何正嘉, 等. 自适应冗余多小波及其在故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(7): 44-49.
- [7] 赵永刚. 汽轮机轴瓦振动故障特征提取研究 [J]. 电站系统工程, 2013, 29(4): 59-60, 63.
- [8] 艾瑞波. 基于小波包能量谱的汽轮机转子故障识别仿真 [J]. 计算机仿真, 2013, 30(7): 133-136.
- [9] 司娟宁, 刘金园, 董泽, 等. 基于主成分分析与支持向量机的汽轮机故障诊断 [J]. 汽轮机技术, 2011, 53(2): 139-142.
- [10] 韩中合, 刘浩明. 基于支持向量机的汽轮机振动故障诊断系统 [J]. 汽轮机技术, 2013, 55(2): 127-130.
- [11] 石志标, 宋全刚, 马明钊, 等. 基于改进粒子群优化支持向量机的汽轮机组故障诊断 [J]. 动力工程学报, 2012, 32(6): 454-457, 462.
- [12] Lin Sang, Tieshan Zhang. Fault diagnosis of Steam Turbine Generator Unit Based on Support Vector Machine [J]. International Journal of Hybrid Information Technology (S1738-9968), 2013, 6(6): 101-1008.
- [13] 徐涛. 基于多传感器融合的水下机器人自主导航方法研究 [D]. 青岛: 中国海洋大学, 2010.
- [14] 刘晓平, 郑海起, 张训敏. 粒子滤波在轴承故障振动信号降噪中的应用 [J]. 轴承, 2010, 45(9): 37-40.
- [15] 潘宏侠, 门吉芳. 粒子滤波在轴承故障振动信号降噪中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(3): 354-356, 398.
- [16] Gustafsson F, Gunnarsson F, Bergman Niclas, et al. Particle Filter for Positioning, Navigation, and Tracking [J]. Signal Processing (S1053-587X), 2002, 50(2): 425-437.
- [17] Hektor T, Karlsson H, Nordlund P J. A Marginalized Particle Filter Approach to an Integrated INS/TAP System [C]// IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium, California, USA. USA: IEEE, 2008: 766-770.
- [18] 于志伟, 苏宝库, 曾鸣. 小波包分析技术在大型电机转子故障诊断系统中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(22): 158-162.
- [19] 许小刚, 王松岭, 刘锦廉. 基于小波包能量分析及改进支持向量机的风机机械故障诊断 [J]. 动力工程学报, 2013, 33(8): 606-612.
- [20] 齐俊德, 李山, 陈冰. 基于小波包能量矩阵的轴承信号特征提取 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(21): 107-111.