

改进粒子滤波在汽轮机故障诊断中的应用

夏飞^{1,2}, 郝硕涛^{1,3}, 张浩^{1,2}, 彭道刚^{1,3}

(1. 上海电力学院 电力与自动化工程学院, 上海 200090; 2. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804;
3. 上海发电过程智能管控工程技术研究中心, 上海 200090)

摘要: 针对汽轮机的振动信号容易受到较为复杂的随机噪声污染, 提出了一种改进粒子滤波的振动信号降噪方法; 首先建立采集振动信号的数学模型, 将其作为粒子滤波的状态方程; 然后利用小波分析提取采集振动信号的背景噪声, 将其和状态信号一起作为观测信号, 得到观测方程, 把降噪问题转化成在状态空间模型下的滤波问题; 由于采用序贯重要性采样的粒子滤波存在着样本退化问题, 在重采样阶段采用了一种权值排序、优胜劣汰的重采样算法, 就是对各粒子的归一化权值从小到大的排列顺序, 并根据权值方差大小淘汰粒子, 从而得到了改进的粒子滤波算法, 在一定程度上解决了标准粒子滤波的退化问题; 进而运用改进粒子滤波算法对振动信号进行降噪处理, 降噪前信号和降噪后信号分别通过小波包分解系数求取频带能量, 根据各个频带能量的变化提取故障特征向量浓缩了汽轮机振动故障的全部信息, 对提取的故障特征向量应用诊断识别算法进行故障模式识别; 通过对比降噪前信号和降噪后信号的故障诊断识别率, 证明了改进粒子滤波在汽轮机故障诊断中的应用效果更佳。

关键词: 改进粒子滤波; 状态方程; 权值排序; 优胜劣汰; 小波分析

Improved Particle Filter Applied in Fault Diagnosis of Steam Turbine

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

(1. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;
2. School of Electronic and Information, Tongji University, Shanghai 201804, China;
3. Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Management and Control for Power Process, Shanghai 200090, China)

Abstract: In view of the steam turbine vibration signal being vulnerable to more complex random noise pollution, it puts forward an improved particle filter method of vibration signal de-noising. First, it establishes the mathematical model of the vibration signal acquisition as the state equation in the particle filter. Then wavelet analysis is used to extract the background noise of the signal acquisition. The background noise and the state signal are used as the observation signal, and the observation equation is obtained. It converts into the problem under state space model. Because there is a sample degradation problem in the particle filter using the sequential importance sampling. In the re-sampling stage, it proposes a re-sampling algorithm of weight sorting and survival of the fittest. It normalizes weight of each particle from small to large. It eliminates the large variance of the particles and keeps the small variance of the particles when their weights are equal. To a certain extent, the improved particle filter algorithm solves the degradation problem of the particle filter. The improved particle filter algorithm is applied to the vibration fault signal. The signal and de-noised signal are decomposed by the wavelet packet to obtain the frequency band energy. According to the change of each frequency band energy extracts fault parameter. The fault symptoms condense the whole information of turbine vibration faults. By comparing the recognition rate of the signal and de-noised signal through different fault diagnosis method, the improved particle filter is proved to be better in the fault diagnosis of steam turbine.

Keywords: improved particle filter; state equation; weight sorting; survival of the fittest; wavelet analysis

0 引言

随着汽轮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。据研究发现, 汽轮机如果出现故障, 90%以上是因为振动造成的, 而且不同寻常的振动也是损坏设备的重要原因之一, 正因为如此, 衡量汽轮机运行状态良好与否的一个重要因素就是振动的状态^[1]。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进行特征提取, 对研究汽轮机的故障诊断方法具有重要的理论意义和实用价值。

实际上从汽轮机上面采集得到的振动信号含有大量的随机噪声信号, 使得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, 采用什么样降噪方法把微弱的有效信息同噪声分开值得考虑。因为粒子滤波能实时有效的处理非线性、非高斯动态系统最优估计的问题。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]。

本文将采用一种改进粒子滤波算法对汽轮机振动信号进行滤波处理, 再对其进行故障诊断。首先对采集到的振动信号进行数学建模, 把建立的数学模型作为改进粒子滤波的状态方程; 然后利用小波分析提取振动信号的随机噪声, 把随机噪声和状态信号叠加在一起作为观测信号, 得到改进粒子滤波的观测方程。通过改进粒子滤波的状态方程和观测方程对原始的真

收稿日期: 2015-06-21; 修回日期: 2015-09-06。

基金项目: 上海市“科技创新行动计算”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, 副教授, 博士在读, 主要从事发电设备故障诊断方向的研究。

实振动信号进行估计，得到的估计信号即为降噪后的信号。利用改进粒子滤波对故障振动信号进行滤波降噪，通过对降噪前信号和降噪后信号分别进行小波包分解，得到的能量特征向量用来作为故障识别的特征向量。最后，利用多种故障诊断算法分别对降噪前信号和降噪后信号进行故障诊断，比较改进粒子滤波对于汽轮机振动故障诊断的效果。

1 振动信号的状态空间模型

1.1 状态方程的建立

根据采集的振动信号在时域波形进行曲线拟合找出振动幅值与时间的关系式，从而得到振动信号的方程。任何周期函数都可以用正弦函数和余弦函数构成的无穷级数来表示（选择正弦函数与余弦函数作为基函数是因为它们是正交的）^[3]，在实际工程应用中的不能用正弦函数或余弦函数表示的周期函数，一般情况下满足狄里赫利条件，可以用一个收敛的傅里叶级数表达式来代替函数 $f(t)$ ，即

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(n\omega)t + b_n \sin(n\omega)t] \quad (1)$$

式中， a_0, a_n, b_n 称为傅里叶级数，上式是由无限个正弦信号和余弦信号叠加而成，但对采集的振动信号来说，其采样样本容量有限，用傅里叶级数拟合只能取有限项。

本文对采集振动信号进行拟合，通过拟合方程的残差和残差平方和这两个判断拟合优劣的标准，确定利用傅里叶级数并且它的拟合项数为 n ，得到的拟合公式为：

$$f(t) = a_0 + \sum_{k=1}^n [a_k \cos(k\omega t) + b_k \sin(k\omega t)] \quad (2)$$

粒子滤波的状态方程：

$$x(k+1) = f(k)t + \omega \quad (3)$$

其中： ω 代表是拟合采集振动信号公式 $f(k)t$ 的模型误差。

1.2 观测方程的建立

首先对采集振动信号采用小波基函数为 db1 的小波变换进行 5 层分解，并用 ddenpcm 函数对分解后的系数提取阈值，将小于阈值的小波系数保留，而将大于阈值的小波系数置为零，然后对经过上述处理过的小波系数用 waverec 函数进行重构，经过重构得到的信号即为噪声信号。

粒子滤波观测方程：

$$z(k)t = x(k)t + v \quad (4)$$

其中： v 代表是小波提取采集振动信号的噪声信号。状态空间的建立流程图如图 1 所示。

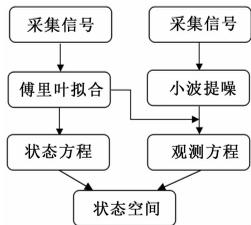


图 1 状态空间的建立流程图

2 汽轮机振动信号的滤波降噪

在实际中采集到的汽轮机振动信号含有大量的随机噪声信号，使得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，必须进行滤波降噪，再利用降噪后的信号进行故障诊断。本文采用了改进粒子滤波的方法对原始振动信号进行滤波降噪。

2.1 改进粒子滤波原理

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基础。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。粒子滤波适用于任何能用状态空间模型表示的非线性系统^[4-8]。

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。权值排序和优胜劣汰的重采样算法旨在解决样本多样性丧失问题，其基本思想是：在初始化粒子时，生成总够量的粒子，计算出粒子对应的权值，对各粒子的归一化权值由小到大排序，将权值方差较大的粒子淘汰，将权值方差较小的粒子保留，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权值方差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。

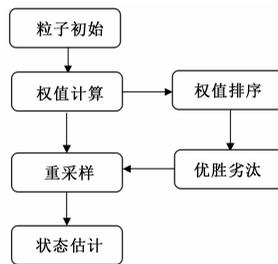


图 2 改进粒子滤波流程

改进以后的粒子滤波算法具体步骤如下：

- 1) 初始化： $t = 0$ ，抽取服从状态先验分布 $p(x_0)$ 的 N_s 个粒子 $x_0^{(i)}$ ，其权值 $\omega_0^{(i)} = \frac{1}{N_s}$ ；
- 2) 从建议重要性密度函数中抽取 N_s 个粒子 $x_t^{(i)}$ ，由式 $\omega_t^{(i)} = \omega_{t-1}^{(i)} \frac{P(y_t | x_t^{(i)})P(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}^{(i)}, y_{1:t})}$ 计算其对应权值；
- 3) 对 N_s 个粒子按归一化后的权值从小到大进行排序，选择前 N_p 个粒子，在权值相同时，保留权值方差较小的粒子；
- 4) 将更新后的 N_p 个粒子进行计算，由 N_{eff} 和 N_{th} 的关系判定是否需要重采样，若 $N_{eff} < N_{th}$ ，进行重采样，否则，直接转向步骤 5)；
- 5) 产生新的点集 $\{\tilde{x}_{0:t}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ ，权值为 $\tilde{\omega}_{0:t}^{(i)} = \frac{1}{N_s}$ ；
- 6) 根据式 $P(x_t | y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_t^{(i)} \delta(x_t - x_t^{(i)})$ 计算此刻刻状态后验概率密度的估计值；
- 7) 令 $k = k + 1$ ，当得到新的观测值时，重复步骤 (2)。

2.2 汽轮机振动信号的滤波降噪

汽轮机常见的振动故障主要包括转子质量不平衡、轴承座松动、轴向碰磨、转子不对中、油膜振动、油膜涡动等故障，而这些故障振动信号往往含有大量噪声。因此，要获得振动信号的准确特征并依据这些特征进行汽轮机的故障诊断，必须首先进行信号的滤波降噪处理。根据图 1 所示，通过建立振动信

号的数学模型, 得到改进粒子滤波的状态方程; 然后利用小波提取随机噪声, 把随机噪声和状态信号掺杂在一起作为观测信号, 得到改进粒子滤波的观测方程^[9-11]。通过状态方程和观测方程对原始的真实信号进行估计, 得到的估计信号即为降噪后的信号。汽轮机振动信号的降噪前信号与降噪后信号如图 3 所示。

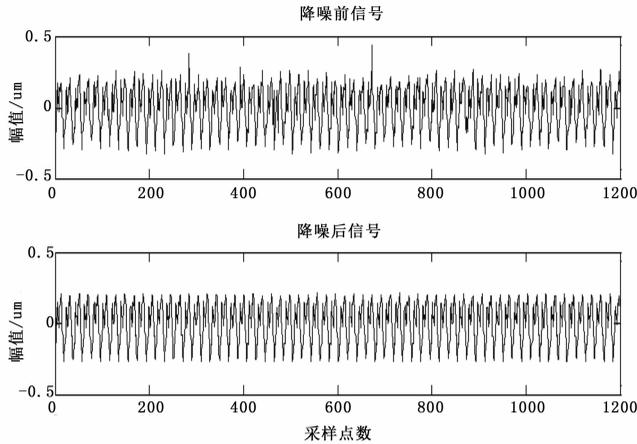


图 3 降噪前信号和降噪后信号时域波形图

表 1 无故障数据的降噪前后参量变化

信号	均方根	方差	信噪比
降噪前	0.1423	0.0203	1.5149
降噪后	0.1380	0.0191	12.1718

从图 3 和表 1 可以看出, 经过改进粒子滤波降噪无故障数据信号的幅值和均方根都有明显减少, 方差也有所减少, 信噪比有明显的提高, 可见改进粒子滤波具有一定的降噪效果。

3 振动实例分析

通过对降噪后的振动正常信号进行小波包分解, 把各个频带上面的能量特征向量进行归一化处理, 提取能量特征向量用来作为诊断识别算法的输入信号^[12-15]。能量比例图如图 4 所示。

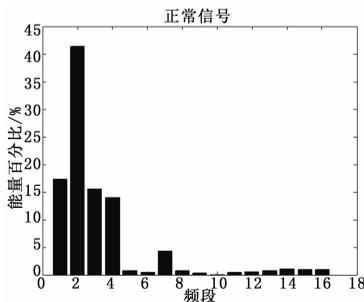


图 4 汽轮机振动信号各个频段能量比例图

从图 4 可以看出, 汽轮机振动信号的能量主要集中在 1~8 个频段上, 所以取 1~8 个频段能量特征向量作为汽轮机振动故障诊断的特征向量, 以便更有效的对各种故障信号进行识别、诊断。

在得到汽轮机振动信号的特征向量后, 利用 BP 网络、LM-BP 网络、PSO-BP 网络和 SVM 等诊断识别算法分别对降噪前信号和降噪后信号进行故障诊断。所采用的学习样本如表 2~3 所示。表中所列的能量值为小波包节点归一化后能量值。状态 1、2、3、4 分别代表的是正常信号、不平衡信号、

不对信号、轴承座松动信号等 4 种状态信号。对降噪前信号和降噪后信号进行诊断的结果如表 4 和表 5 所示。

表 2 学习样本(降噪前信号)

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	0.0025	0.4991	0.1545	0.1603	0.0052	0.0081	0.0631	0.0134	1000
1	0.0201	0.4810	0.1682	0.1643	0.0081	0.0080	0.0486	0.0106	1000
1	0.0103	0.4428	0.1922	0.1622	0.0052	0.0092	0.0613	0.0124	1000
1	0.0132	0.5203	0.1567	0.1474	0.0084	0.0088	0.0351	0.0092	1000
2	0.0144	0.3057	0.1701	0.1204	0.0058	0.0342	0.1395	0.0387	0100
2	0.0168	0.3134	0.2439	0.0958	0.0147	0.0179	0.0219	0.0154	0100
2	0.0216	0.3493	0.1659	0.1012	0.0141	0.0306	0.0873	0.0317	0100
2	0.0164	0.3368	0.1918	0.1117	0.0122	0.0334	0.0951	0.0214	0100
3	0.0100	0.5076	0.1363	0.1471	0.0157	0.0235	0.0465	0.0094	0010
3	0.0151	0.4582	0.1758	0.1570	0.0130	0.0185	0.0455	0.0086	0010
3	0.0090	0.5390	0.0989	0.1736	0.0038	0.0109	0.0473	0.0150	0010
3	0.0102	0.5229	0.1240	0.1386	0.0175	0.0164	0.0453	0.0188	0010
4	0.0197	0.4970	0.2093	0.1431	0.0050	0.0081	0.0295	0.0051	0001
4	0.0168	0.5277	0.1080	0.1436	0.0061	0.0123	0.0715	0.0160	0001
4	0.0195	0.5676	0.1190	0.1356	0.0079	0.0096	0.0361	0.0066	0001
4	0.0183	0.4647	0.1652	0.1877	0.0050	0.0119	0.0412	0.0119	0001

表 3 学习样本(降噪后信号)

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	0.0051	0.5156	0.1636	0.1521	0.0108	0.0114	0.0543	0.0201	1000
1	0.0232	0.5119	0.1709	0.1630	0.0065	0.0067	0.0452	0.0104	1000
1	0.0092	0.5075	0.1590	0.1763	0.0064	0.0092	0.0610	0.0116	1000
1	0.0089	0.5423	0.1756	0.1498	0.0064	0.0075	0.0429	0.0089	1000
2	0.0573	0.3375	0.1797	0.1118	0.0100	0.0232	0.1330	0.0351	0100
2	0.0553	0.3259	0.3167	0.1167	0.0157	0.0170	0.0236	0.0088	0100
2	0.0636	0.3293	0.2180	0.1152	0.0142	0.0174	0.1038	0.0263	0100
2	0.0663	0.3278	0.2019	0.1183	0.0095	0.0300	0.1145	0.0270	0100
3	0.0045	0.5742	0.1441	0.1362	0.0094	0.0112	0.0499	0.0074	0010
3	0.0191	0.5463	0.1484	0.1585	0.0063	0.0102	0.0426	0.0070	0010
3	0.0070	0.5502	0.1258	0.1858	0.0065	0.0089	0.0483	0.0096	0010
3	0.0072	0.5814	0.1416	0.1559	0.0061	0.0089	0.0367	0.0064	0010
4	0.0197	0.5259	0.1878	0.1345	0.0068	0.0094	0.0469	0.0071	0001
4	0.0103	0.5372	0.1446	0.1409	0.0066	0.0111	0.0720	0.0158	0001
4	0.0207	0.5452	0.1662	0.1412	0.0064	0.0065	0.0453	0.0078	0001
4	0.0162	0.5104	0.1572	0.1893	0.0045	0.0127	0.0394	0.0089	0001

表 6 4 种不同算法故障诊断识别率

信号种类	故障诊断识别率			
	BP	LM-BP	PSO-BP	SVM
降噪前信号	50%	50%	50%	75%
降噪后信号	62.5%	62.5%	75%	87.5%

通过表 6 可以看出, BP 网络、LM-BP 网络、PSO-BP 网络的方法对于原始信号的故障诊断识别率均为 66.67%, 而采用 SVM 的方法时, 故障诊断识别率有所提高达到 83.33%。但是采用改进粒子滤波方法对原始信号进行降噪处理后, 采用上述 4 种故障诊断识别算法时, 故障诊断识别率均在 83.33% 以上, 达到或超过采用 SVM 方法对于原始信号进行诊断时的故障诊断识别率。其中 PSO-BP 网络和 SVM 的方法对于降噪信号的故障诊断识别率都达到了 100%。通过以上测试说明, 对汽轮机振动信号, 采用改进粒子滤波的方法进行降噪处理后, 故障诊断识别率明显比基于原始信号的故障诊断识别率

表 4 降噪前信号验证样本及 4 种算法故障诊断结果

状态	E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆	E ₇	E ₈	BP	LM-BP	PSO-BP	SVM
1	0.0190	0.4400	0.1824	0.1775	0.0055	0.0085	0.0629	0.0173	√	√	√	√
1	0.0041	0.5108	0.1644	0.1616	0.0073	0.0077	0.0461	0.0097	√	√	√	√
2	0.0151	0.3094	0.3182	0.1066	0.0161	0.0159	0.0403	0.0110	√	√	√	√
2	0.0109	0.2727	0.2525	0.1026	0.0129	0.0095	0.1633	0.0333	√	×	×	√
3	0.0249	0.4548	0.1436	0.1236	0.0211	0.0121	0.0743	0.0237	×	×	×	×
3	0.0064	0.5165	0.1244	0.1657	0.0057	0.0157	0.0469	0.0112	×	√	√	√
4	0.0134	0.4706	0.1879	0.1405	0.0044	0.0106	0.0691	0.0196	×	×	×	×
4	0.0059	0.5442	0.1645	0.1436	0.0053	0.0085	0.0266	0.0100	×	×	×	√

表 5 降噪后信号验证样本及 4 种算法故障诊断结果

状态	E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆	E ₇	E ₈	BP	LM-BP	PSO-BP	SVM
1	0.0165	0.4948	0.1809	0.1551	0.0066	0.0076	0.0580	0.0169	√	√	√	√
1	0.0066	0.5210	0.1863	0.1545	0.0067	0.0066	0.0494	0.0098	√	√	√	√
2	0.0673	0.3425	0.2998	0.1194	0.0100	0.0144	0.0256	0.0095	√	√	√	√
2	0.0578	0.3322	0.1833	0.1089	0.0200	0.0136	0.1376	0.0277	√	√	√	√
3	0.0212	0.5397	0.1514	0.1506	0.0064	0.0093	0.0465	0.0138	×	×	×	×
3	0.0042	0.5572	0.1371	0.1785	0.0072	0.0071	0.0391	0.0110	×	×	√	√
4	0.0116	0.5422	0.1521	0.1377	0.0049	0.0105	0.0658	0.0177	√	√	√	√
4	0.0076	0.5503	0.1827	0.1543	0.0049	0.0088	0.0261	0.0082	×	×	×	√

要高,验证了改进粒子滤波在汽轮机振动故障诊断中的效果。综上,在汽轮机故障诊断中,采用改进粒子滤波的方法对原始信号进行降噪处理,可以提高故障诊断的准确性,对于保证汽轮机的安全生产运行具有重要意义。

4 结论

在实际生产中的汽轮机振动故障信号会含有大量的随机噪声,采用改进粒子滤波对汽轮机振动信号进行分析。改进粒子滤波是通过权值归一化、权值排序、优胜劣汰的重采样算法,即对各粒子的归一化权值由小到大排序,将权值方差比较大的粒子淘汰,将权值方差比较小的粒子保留,最大限度地保证参与估计的粒子是最好的。在某种程度上解决了样本退化和样本枯竭的问题,改善了算法性能。利用改进粒子滤波对采集的正常信号、不平衡信号、不对中信号和轴承座松动信号进行降噪处理,首先要建立改进粒子滤波所需的状态模型,然后提取完整的噪声统计特性,之后通过对降噪前信号和降噪后信号分别进行小波包分解,把各个频带上面的能量特征向量进行归一化处理,得到的能量特征向量用来作为故障识别算法的输入向量。从故障诊断结果可以看出,再次证明了改进粒子滤波在汽轮机故障诊断中的应用效果更佳。

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].华东力,2006,34(9):10-12.
 [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] 从志鹏.基于曲线拟合方法的故障测距应用研究[D].山东大学硕士学位论文,2008.
 [4] Changjiang Zhou, Yunfeng Zhang. Particle filter based noise removal method for acoustic emission signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28: 63-77.
 [5] Gustafsson, F, Gunnarsson, F, Bergman, Niclas, Forssell, U,

Jansson, J, Karlsson, R, Nordlund, P. -J. Particle filter for positioning, navigation, and tracking [J]. Signal Processing, 2002, 50(2): 425-437.
 [6] Hektor, T, Karlsson, H, Nordlund, P. -J. A Marginalized Particle Filter approach to an integrated INS/TAP system [J]. Position, Location and Navigation Symposium, 2008, 5: 766-770.
 [7] Herman, S, Moulin, P. A particle filtering approach to FM-band passive radar tracking and automatic target recognition [J]. Aerospace Conference Proceedings, 2002, 4: 1789-1808.
 [8] Zajac, Micha. Online fault detection of a mobile robot with a parallelized particle filter [J]. Neurocomputing, 2014, 126: 151-165.
 [9] Marko S. Djogatovic, Milorad J. Stanojevic, Nenad Mladenovic. A variable neighborhood search particle filter for bearings-only target tracking [J]. Computers & Operations Research, 2014, 52: 192-202.
 [10] Orchard, Marcos E, Vachtsevanos, George J. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3): 221-246.
 [11] Tadic, Predrag, Zeljko. Particle filtering for sensor fault diagnosis and identification in nonlinear plants [J]. Journal of Process Control, 2014, 24(4): 401-409.
 [12] 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.
 [13] 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.
 [14] Peng Yang, Qiufeng Li. Wavelet transform-based feature extraction for ultrasonic flaw signal classification [J]. Neural Comput & Applic, 2014, 24: 817-826.
 [15] Wang W S, Hu S X, Li Y Q. Wavelet Transform Method for Synthetic Generation of Daily Streamflow [J]. Water Resour Manage, 2011, 25: 41-57.