

基于模糊隶属度的粒子滤波故障预测^①

林品乐, 王开军

(福建师范大学 数学与计算机科学学院, 福州 350007)

(福建师范大学 福建省网络安全与密码技术重点实验室, 福州 350007)

摘要: 针对故障预测具有不确定性的特点, 本文将模糊数学中的隶属度函数和粒子滤波算法相结合设计故障预测的方法. 新方法利用粒子滤波算法对设备运行的未来状态进行预测, 再设计描述设备运行状态的正常隶属度函数和异常隶属度函数, 利用计算出的未来状态的预测值计算并比较正常和异常隶属度函数值, 依据比较结果对潜在故障进行预测. 实验验证了该方法的可行性, 可及时准确地预测出系统故障.

关键词: 正常隶属度; 异常隶属度; 粒子滤波; 故障预测; 状态空间模型

Particle Filter Fault Prediction Based on Fuzzy Membership Degree

LIN Pin-Le, WANG Kai-Jun

(Fujian Normal University, Mathematics and Computer Science College, Fuzhou 350007, China)

(Fujian Normal University, Fujian Province Network Security and Cryptography Laboratory, Fuzhou 350007, China)

Abstract: As fault prediction has the characteristics of uncertainty, we design a method for fault prediction, which combines fuzzy mathematics membership function with particle filter algorithm to predict fault. The new method uses particle filter algorithm to calculate the future state of the device operation, and then designs the normal membership function and the abnormal membership function of the device operation state, calculates and compares the value of the normal and abnormal membership function by using the calculated results and based on the comparison result to predict potential failure. The feasibility of the proposed method is verified by experiments, which can predict the failure of the system in time.

Key words: normal membership degree; abnormal membership degree; particle filter; fault prediction; state space model

1 引言

随着科学技术的发展, 越来越多的设备都复杂化, 功能越来越完善, 自动化程度也越来越高^[1]. 这些复杂设备的运行状况也随着复杂化和自动化的提高而变的更加具有不确定性. 为了避免发生故障造成的经济损失, 这就要求进一步的提高设备系统的安全性的同时, 要及时预测出设备在哪个时刻会有故障, 然后在故障发生之前进行维护.

对许多设备的运行状态进行监控时, 依据当前的观测数据判断设备是否已经具有故障征兆, 进而预测设备在某个时间将发生故障, 这种判断本身就具有不确定性和模糊性. 对此类任务, 正适合采用概率论和

模糊数学理论的方法进行研究. 故障预测研究中主要采用模糊方法大致有两种: 基于模糊神经网络和基于模糊综合评判. 文献[2-4]是基于模糊神经网络的, 神经网络在映射非线性上有突出的优点, 但是神经网络需要较多的发生故障的训练数据, 而获取某类设备的故障数据的成本非常高. 文献[5-9]是基于模糊综合评判的, 而模糊综合评价方法的故障预测, 对专家经验有较高的依赖, 有效性和准确性都依赖于专家的主观经验.

在非线性和非高斯系统上, 粒子滤波适应性更好, 且不需要训练数据; 针对模糊综合评判方法对专家经验的依赖, 模糊隶属度在一定数学基础上设置的参数

^① 基金项目:福建省自然科学基金(2013J01223);福建师范大学“网络与信息安全关键理论和技术”校创新团队(IRTL1207)

收稿时间:2015-09-26;收到修改稿时间:2015-11-19 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005177]

可以一定程度上减少对专家经验的依赖. 上述文献所给出的方法中, 还未有关于粒子滤波和模糊隶属度相结合的故障预测方法, 本文提出将粒子滤波和模糊方法相结合进行故障预测, 利用粒子滤波算法计算得到对应时间点的预测值, 再运用模糊数学中的隶属度函数设计正常隶属度函数和异常隶属度函数, 对系统可能出现的故障进行预测.

2 子滤波和模糊相关方法简介

2.1 经典粒子滤波算法

粒子滤波是通过一组在状态空间传播的随机粒子对概率密度函数进行近似估计, 是一种顺序重要性采样方法. 由于粒子滤波算法是采用样本均值代替积分运算(这些样本成为粒子), 而不是采用传统线性变换的方式, 从而得到基于物理模型的近似最优解, 其具有精度高、收敛速度快等优点^[10].

假设设备的状态空间模型如下:

$$X_k = f(X_{k-1}, \theta_k, I_{k-1}) + w_{k-1} \quad (1)$$

$$Y_k = h(X_k, \theta_k) + u_k \quad (2)$$

其中 X_k 是系统的状态变量, 它与设备的故障变化相关, θ_k 是设备模型的参数, 一般用于表示设备故障变化导致的设备模型参数的变化, w_k 系统噪声, u_k 为观测噪声, Y_k 是系统的观测变量. 在本文的故障预测问题中, 粒子滤波算法实现的是利用粒子追踪估计未来某一个时刻系统的状态变量的值.

本文用到经典粒子滤波的算法, 其基本过程描述如下:

① 始化: 取 $k=0$, 按 $p(x_0)$ 抽取 N 个样本点 $x_0^{(i)}$, $i=1, \dots, N$. 每个粒子对应的权值为 $w_i = \frac{1}{N}$, $k=k+1$.

② 重要性采样: 随机抽取服从参考分布 $q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})$ 的 N 个样本, 即 $\tilde{x}_k^{(i)} \sim q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})$. 令 $\tilde{x}_{0:k}^{(i)} = (x_{0:k-1}^{(i)}, \tilde{x}_k^{(i)})$, 其中 $i=1, \dots, N$.

③ 计算每个粒子对应的权值: $\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | x_k^{(i)})p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})}$

④ 一化权值: $\hat{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \omega_k^{(j)}}$

⑤ 采样: 从粒子集合 $\{\tilde{x}_{0:k}^{(i)}\}$ 中重新采样, 即根据权值 $\hat{\omega}_k^{(i)}$ 的大小复制/舍弃样本 $\tilde{x}_{0:k}^{(i)}$, 得到 N 个近似服从 $p(x_{0:k}^{(i)} | z_{1:k})$ 分布的样本 $x_{0:k}^{(i)}$. 令 $\omega_k^{(i)} = 1/N$, $i=1, \dots, N$. 由

$N_{threshold}$ 作为阈值. 当 $\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^{(i)})^2} < N_{threshold}$ 时, 则进行重新采样, 其中 $N_{threshold}$ = 重新采样比例 * 粒子数.

⑥ 出结果: 算法的输出是粒子集 $\{x_{0:k}^{(i)} : i=1 \dots N\}$, 用它可以近似表示后验概率和函数 $g_k(x_{0:k})$ 的期望.

⑦ $K=K+1$, 转到步骤 2.

2.2 模糊数学中的隶属度及隶属度函数

设 A 是集合 X 到 $[0,1]$ 的一个映射, $A: X \rightarrow [0,1], x \rightarrow A(x)$ 则称 X 是 A 上的模糊集, $A(x)$ 称为模糊集 A 的隶属函数, 或称 $A(x)$ 为 x 对模糊集 A 的隶属度^[11].

数的确定和建立目前还没有个固定有效的方法, 通常利用专家经验和实验来确定. 几种常见的建立隶属度函数的方法是模糊统计法、例证法、专家经验法、二元对比排序法. 如果当定量因素论域可用实数闭区间表示时, 可以根据问题的性质选用某种典型的函数形式来表示隶属度函数, 并利用隶属度函数所要满足的条件来确定合理的函数中所包含的参数. 文献[12, 13]给出了常见的六种函数形式及曲线: 正态型、戒上型、戒下型、区段型、三角函数型和降半型. 故障预测中体现各零部件磨损、失效、老化等故障形式的隶属函数, 常用分段函数来表示^[6].

3 用模糊隶属度的粒子滤波故障预测

假设设备一开始处于正常运行状态, 其运行的观测数据被认为是正常情况, 随着工作时间的增长, 随着设备的磨损等情况的发生, 设备运行的数据会慢慢开始偏离正常情况, 当设备出现磨损过度等情况, 观测数据就会出现较大程度地偏离正常情况(异常数据). 据此故障征兆可进行(潜在)故障预报.

对于预测设备在何时出现故障的问题, 潜在的故障与故障征兆之间常常是一种不确定的关系; 而判断是否出现故障则具有模糊性. 粒子滤波方法作为一种基于贝叶斯估计的非线性滤波算法, 在处理涉及不确定性的非高斯非线性时变系统的参数估计和状态滤波问题方面有独到的优势^[14], 相比于卡尔曼滤波方法要求初始状态符合正态分布和线性性, 粒子滤波没这方面的限制且适用于非线性非高斯的情况. 并且模糊数学中的隶属度和隶属函数可以表示故障判断的模糊性. 因此, 这里把粒子滤波算法和模糊相结合进行故障预测方法的设计.

3.1 算法设计

应用已有的观测数据 $\{y\}(t=1,2,3,\dots)$, 采用粒子滤波算法进行跟踪计算, 得到预测数据 $\{\tilde{y}\}(k=1,2,3,\dots)$, 然后应用模糊数学中的隶属度函数, 设计正常隶属度函数 $HA(x)$ 和异常隶属度函数 $FA(x)$, 将观测数据 $\{y\}(t=1,2,3,\dots)$ 和所得到的预测数据 $\{\tilde{y}\}(k=1,2,3,\dots)$ 代入所设计的公式进行计算, 得到正常、异常隶属度函数值, 并比较正常、异常隶属度函数的值. 当预测数据的异常隶属度函数值首次大于正常隶属度函数值时, 就判定设备将出现故障.

定义 1. 正常隶属度函数定义如下

$$HA(x) = \begin{cases} 1 & b > a \text{ 且 } x < a, \text{ 或者 } b < a \text{ 且 } x > a \\ \frac{|b-x|}{|b-a|} & |x-a| \leq b-a \\ 0 & |x-a| > b-a \end{cases} \quad (3)$$

公式中, 设前 k 个(观测)数据为设备运行正常时的正常数据, 则求得前 k 个数据的均值 m 和标准差 σ ; 假设观察数据服从正态分布, 则约 95% 和 99.7% 数值分布在距离平均值分别有 2 个和 3 个标准差之内的范围, 据此一般可设置 $a = m$, $b = m \pm 4\sigma$ (考虑观测值出现在 $m \pm 3\sigma$ 之外还有 0.3% 的概率, 把 b 扩大到 $m \pm 4\sigma$). 例如在 UH-60 实验中, 前 30 个时间点的观测数据(参见实验部分), 均值 m 为 3.4666, 加上 4 倍标准差, b 的数值在 3.9 左右; x 为数据例如每十个连续预测数据的均值. 当设备正常工作时, 正常隶属度函数值为 1. 随着设备运行时间增长, 出现磨损等情况时, 数据会出现异常, 均值 x 会出现波动的情况. 当 x 值波动偏离 a 又小于 b 的情况, 即 $|x-a| \leq b-a$, 我们就用模糊数学的隶属度函数来解决, 计算 x 这个时间段属于正常的隶属度函数值, x 越大正常隶属度函数值越小. 当磨损严重时, 会出现均值 x 的偏离程度大于 b 的情况, 即 $|x-a| > b-a$, 就认为设备出现故障, 此时的正常隶属度函数值为 0.

定于 2. 异常隶属度函数定义如下

$$FA(x) = \begin{cases} 0 & b > a \text{ 且 } x < a, \text{ 或者 } b < a \text{ 且 } x > a \\ \frac{|x-a|}{|b-a|} & |x-a| \leq b-a \\ 1 & |x-a| > b-a \end{cases} \quad (4)$$

公式中, 设前 k 个(观测)数据为设备运行正常时的正常数据, 则求得前 k 个数据的均值 m 和标准差 σ ; 由于观测值出现在 $m \pm 2\sigma$ 之外的概率只有 5%, 故从

$m \pm 2\sigma$ 开始计算异常隶属度, 于是一般可设置 $a = m \pm 2\sigma$, $b = m \pm 4\sigma$, a 和 b 中的 2 倍和 4 倍标准差是根据观测值的波动来设计的, 例如在 UH-60 实验中前 30 个时间点的观测数据(参见实验部分)均值 m 加上 2 倍标准差, a 的数值在 3.7 左右, 均值加上 4 倍的标准差, b 的数值在 3.9 左右; x 为数据例如每十个连续预测数据的均值. 当设备正常工作时, 异常隶属度函数值为 0. 随着设备运行时间增长, 出现磨损等情况时, 数据会出现异常, 均值 x 会出现波动的情况. 当 x 值波动偏离 a 又小于 b 的情况, 即 $|x-a| \leq b-a$, 我们就用模糊数学的隶属度函数来解决, 计算 x 这个时间段属于异常的隶属度函数值, x 越大异常隶属度函数值越大. 当磨损严重时, 会出现均值 x 的偏离程度大于 b 的情况, 即 $|x-a| > b-a$, 就认为设备出现故障, 此时的异常隶属度函数值为 1.

3.2 故障预测算法步骤

Step1: 在时刻 t (初始时 $t=0$), 测量获得观测数据 $\{y_i\}(t=1,2,3,\dots)$, 通过粒子滤波算法公式(1)、(2)计算出预测值 $\{\tilde{y}_k\}(k=1,2,3,\dots)$

Step2: 在时刻 $k > 10$, 利用测量得到的观测数据 $\{y_i\}(t=1,2,3,\dots,k)$ 计算其前 k 个数据的均值 m 和标准差 σ , 计算公式(3)和公式(4)中的阈值参数 a 和 b .

Step3: 在时刻 $s > k$, 利用得到的预测值 $\{\tilde{y}_s\}(s=1,2,3,\dots)$ 计算时刻 k 之后的每连续 d 个时刻(如第 $k+1$ 时刻到 $k+d$ 时刻的预测值, 第 $k+d+1$ 时刻到 $k+2d$ 时刻的预测值, ...)的均值 \tilde{x} , 即 $\tilde{x}_{k+d} = \frac{\sum_{s=k+1}^{k+d} \tilde{y}_s}{d}$,

再带入公式(3)、(4)计算正常隶属度函数值 $HA(x)$ 和异常隶属度函数值 $FA(x)$.

step4: 将 step3 得到的正常、异常隶属度函数值进行对比, 当 $FA(x) > HA(x)$, 则预报故障. 返回 step3.

4 实验结果与分析

本节通过实验验证本文方法的有效性, 性能评价是考察本文方法在故障发生后多长时间预报出有故障, 并与基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报^[10]、基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法^[15]和基于粒子滤波的 FDI 方法^[16]进行对比.

实验一仿真实验采用文献[16]中德国 Amira 公司制造的三容水箱系统, 如图 1 所示. “在此装置中, 有

3 个垂直放置并且大小一致的玻璃圆筒 T1、T2、T3，圆筒横截面积均为 A，各圆筒由横截面为 S_n 的圆管相连接，圆筒 T2 下方的出水阀可控制水流到下方的玻璃水箱中，同时圆筒 T1、T2、T3 下方各有一个泄漏阀(截面积都为 S_1)。两台水泵分别向圆筒 T1、T2 输入流量为 Q_1 、 Q_2 的循环水，它们是系统的输入，系统状态变量为三个圆筒水槽 T1、T2、T3 的液位 h_1 、 h_2 、 h_3 ”^[15]。若出现故障，圆筒 T2 的液位 h_2 将不能保持初始值而大幅下降^[10]。有关该水箱系统的更多细节参见文献[15]。

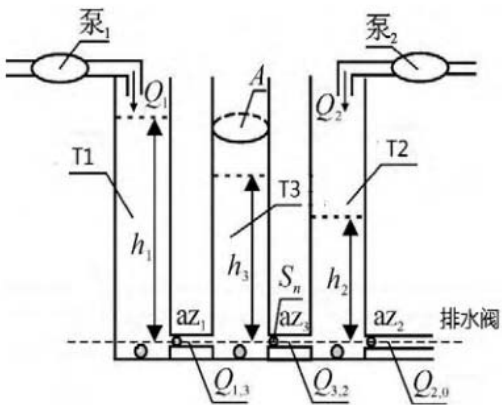


图 1 水箱系统

该系统离散化的状态空间模型为：

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + \Delta t \cdot B \cdot o(k) + u(k) \\ y(k) = x(k) + v(k) \end{cases} \quad (5)$$

其中 x 为系统的状态变量，与水箱水位高度相关， $x = [h_1 \ h_2 \ h_3]^T$ ，水箱初始值 $h^0 = [0.4, 0.3, 0.35]$ ，采样间隔 $\Delta t = 0.054$ ，系统输入 $o = [0.000045 \ 0.000045]^T$ ，系统噪声为 $u \sim N(0, 2 \times 10^{-4})$ ，观测噪声为 $v \sim N(0, 10^{-4})$ ， y 为观测变量，实验中粒子规模为 1000。在该实验中，按 T2 水位初始 0.3 下降 10% 为发生故障^[15]设置正常隶属度函数中参数 $b=0.27$ ， a 为前 20 个观测数据的均值 m 。异常隶属度函数的参数 $a = m - 2\sigma$ ， $b = m - 4\sigma$ 。其中 σ 根据正常隶属度中参数 $b = m - 4\sigma$ 为 0.27 推算出来。检测设备故障得到设备的观测值，先利用粒子滤波算法计算得到预测值，再利用正常、异常隶属度函数公式每隔 5 个时间点计算一次其正常隶属度和异常隶属度，当第一次出现异常隶属度函数值大于正常隶属度函数值，则预报出现故障。实验结果见图 2。

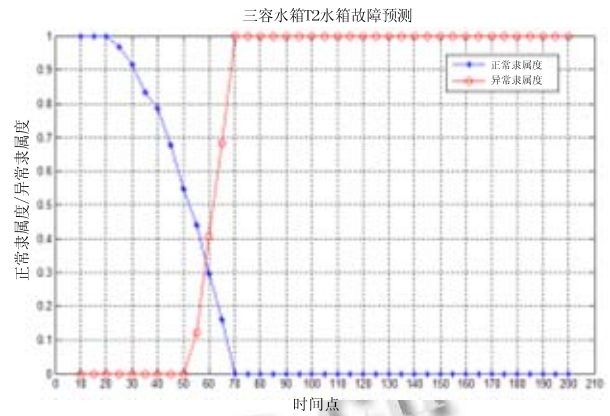


图 2 文方法对三容水箱(水箱 T2)进行预报的结果(在 $t=60$ 预测有故障)

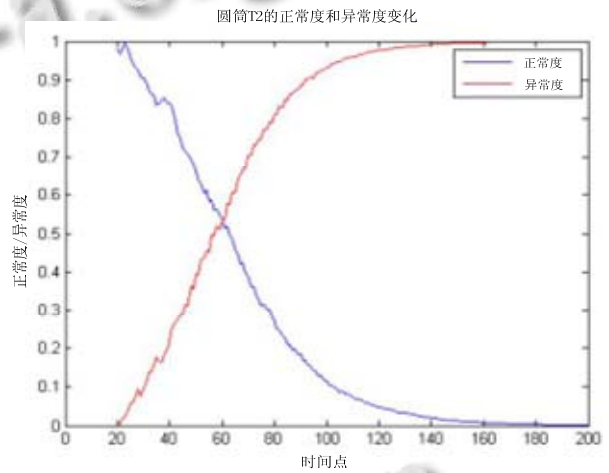


图 3 于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报对三容水箱(水箱 T2)的预报结果

表 1 于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法对三容水箱(水箱 T2)的预报结果

时间点 k	62	63	64	65	66
T2 液位	0.2783	0.2742	0.2761	0.2723	0.2742
故障概率	0.3709	0.4526	0.5250	0.5734	0.6425
预报故障	无	无	有	有	有
时间点 k	67	68	69	70	71
T2 液位	0.2705	0.2717	0.2685	0.2698	0.2666
故障概率	0.7211	0.7133	0.8326	1.0000	1.0000
预报故障	有	有	有	有	有

从图 2 可以看出，本文方法对三容水箱的预测结果在 $t=60 \Delta t$ ，比基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报(图 3)提前了 1 个时间点。对比表 1 可以看出，比基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法提前了 4 个时间点。

实验二是对 UH-60 行星齿轮盘裂纹何时开始增大的故障进行预报. 反映裂纹变化特征的是观测到的震动信号谱中的谐波与边频带的比率数据, 为 251 个时间点的一维样本. 该系统离散化的状态空间模型为:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + \beta \cdot x(k) \cdot z(k) + u(k) \\ y(k) = x(k) + v(k) \end{cases} \quad (6)$$

其中, 系统的状态变量 x 与裂纹长度相关, β 是与行星齿轮盘相关的时变参数, 设置为 $(\sin(0.2k)+1)/2$, $z(k)$ 为系统健康和故障状态, 高斯系统噪声满足 $u \sim N(0,4)$, y 为观测变量, 高斯观测噪声满足 $v \sim N(0,1 \times 10^{-2})$. 在实验中, 仿真时间是 $251 \Delta t$, 粒子规模为 500, 初始粒子满足 $x_0 \sim N(3.4,0.64)$, 按定义一、二中的参数设置, 正常隶属度函数中的参数 $a=m$, $b=m+4\sigma$, 异常隶属度函数中的参数 $a=m+2\sigma$, $b=m+4\sigma$. 检测设备故障得到设备的观测值 $\{y_t\}(t=1,2,3,\dots)$, 先利用粒子滤波算法计算得到预测值 $\{\hat{y}_k\}(t=1,2,3,\dots)$, 再利用正常、异常隶属度函数公式每隔 10 个时间点计算一次计算其正常隶属度和异常隶属度, 当第一次出现异常隶属度函数值大于正常隶属度函数值, 则预报出现故障. 实验结果见图 4.

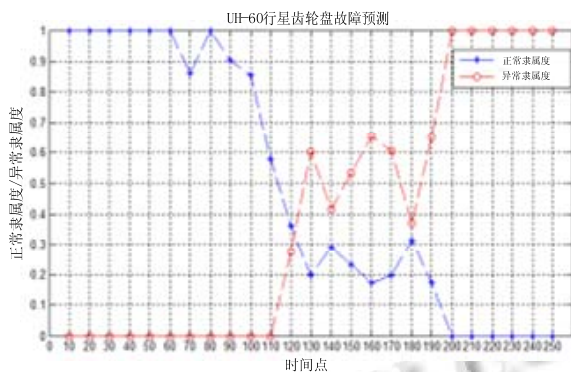


图 4 文方法对 UH-60 行星裂纹故障进行预报的结果 (在 $t=130$ 预测有故障)

从图 4 中看出, 设备发展初期正常度较高, 异常度较低, 随着设备的运行磨损、故障等发展, 异常隶属度逐步上升, 正常隶属度逐步下降. 实验中为了跟踪波动较大的观测值, 实验中粒子滤波算法的系统噪声 u 设置为较大方差, 这使得预测结果带有一定的随机波动性. 为此, 算法运行 10 次取 10 次结果的平均值 $t=128$ 时刻作为预报结果, 考虑到是每间隔 10 个时间点进行预报, 将 $t=128$ 近似到 $t=130$ 时刻. 对比基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报(图 5)在相同时间

点预测出故障. 基于粒子滤波的 FDI 方法计算出故障的概率后, 采用假设检验方法确定是否有故障, 这种假设检验常用的参数使得判别条件很严, 不能及早确认故障. 本文应用模糊隶属度进行推理是否发生故障, 模糊分析数据变化后能够及时预报故障, 比基于粒子滤波的 FDI 方法(图 6)提早了 5 个时间点预测出故障. 这个实验结果验证了本文方法能分析设备故障预测的一种不确定描述, 并且能准确快速的预测故障.

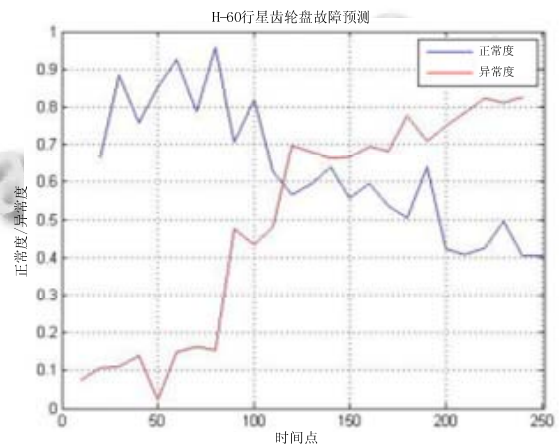


图 5 于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报对 UH-60 的预报结果

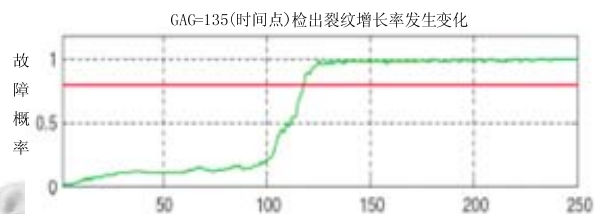


图 6 于粒子滤波的 FDI 方法预报裂纹故障结果

5 总结

本文采用粒子滤波对目标系统进行跟踪预测, 通过正常隶属度函数和异常隶属度函数计算其正常度和异常度, 从而实现对故障的预报. 实验结果表明, 本文算法是有效的, 并能及时准确的预报出故障. 该方法采用粒子滤波算法与模糊数学中的隶属度相结合的方法预测故障, 后期可以设计其它方法与模糊数学相结合的方式展开工作.

参考文献

- 徐章遂等.故障信息诊断原理及应用.北京:国防工业出版社,2000

- 2 蔡桂芳.基于模糊神经网络的故障预测方法研究.机电产品开发与创新,2008,4:35-36,39.
- 3 马春阳,李果.基于模糊神经网络的设备故障预测研究.噪声与振动控制,2006,6:33-35,39.
- 4 Zarei J, et al. Fault prognosis in power transformers using adaptive-network-based fuzzy inference system. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2014, 26(5): 2577-2590.
- 5 曹正洪,沈继红.基于模糊集理论的传感器健康度评价方法.电机与控制学报,2010,5:79-83,90.
- 6 曹立军,秦俊奇,武彩岗,王兴贵.一种基于动态模糊综合评判的故障预测新方法.模糊系统与数学,2005,3:151-156.
- 7 聂俊岚,李勇征.基于模糊评判的低压开关控制柜的故障预测.计算机工程与设计,2009,16:3906-3909.
- 8 黄景德,崔山宝,王兴贵,王祖光.正向推理型故障模糊预测系统的知识表示与推理.计算机工程,2001,2:78-79.
- 9 陈明,顾幸生.故障模糊预测模型研究.系统仿真技术,2005,2:74-78.
- 10 蒋欣,王开军,陈黎飞.基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报.计算机系统应用,2015,25(1):98-103.
- 11 Zadeh LA. Fuzzy sets. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.
- 12 王光远.工程软设计理论.北京:科学出版社,1992.
- 13 黄景德,王兴贵,王祖光.基于模糊评判的装备故障预测模型研究.兵工学报,2001,22(4):512-515.
- 14 刘凯,梁晓庚,李友年.基于粒子滤波的非线性目标跟踪算法研究.四川兵工学报,2014(11):14-17.
- 15 张琪,胡昌华,乔玉坤,蔡艳宁.基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法.控制与决策,2009,24(2):284-288.
- 16 Orchard M, Vachtsevanos G. A particle filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis. Trans. of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3-4): 221-246.