

# 基于模糊贴近度的粒子滤波故障预测<sup>①</sup>

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:** 复杂设备的故障特征具有不确定性, 非线性等特点, 为预防故障可能造成的严重后果, 提高故障预测准确性是非常必要的。针对故障预测具有不确定性的特点, 本文将模糊数学中的模糊贴近度和粒子滤波算法相结合设计故障预测的方法。新方法利用隶属度函数设计了描述系统运行正常的正常模糊子集和运行异常的异常模糊子集, 利用粒子滤波算法计算系统运行的预测值, 并计算预测值的正常隶属度; 再分别计算预测值的正常隶属度与正常模糊子集和异常模糊子集的贴近程度来实现故障预报。该方法通过三容水箱系统 T2 水箱水位变化预测三容水箱系统是否出现故障和通过 UH-60 行星齿轮盘裂纹何时开始增大的故障进行实验, 并同基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报、基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法和基于粒子滤波的 FDI 方法进行了对比。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:** 隶属度; 贴近度; 模糊子集; 粒子滤波; 故障预测

## Particle Filter Fault Prediction Based on Fuzzy Closeness Degree

LIN Pin-Le, WANG Kai-Jun

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

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

**Abstract:** The fault characteristics of complex equipment are characterized by uncertainty, nonlinearity and so on. For prevention of failure may cause serious consequences, it is necessary to improve the accuracy of fault prediction. As fault prediction has the characteristics of uncertainty, we design a method of fault prediction, which combines fuzzy mathematics closeness degree with particle filter algorithm to predict fault. The new method uses the membership function to describe the normal system with the normal fuzzy sets and the abnormal system with the abnormal fuzzy sets, and uses particle filter algorithm to calculate predictive value and the membership degree. Then we can calculate the closeness degree of predicted value of the normal membership degree with normal and abnormal fuzzy subset to implement a fault prediction. This method predicts whether the three tank system is faulty by the change of water level of the T2 tank in the three tank system and makes test by the fault of the UH-60 planet gear disc when the crack begins to increase, and we have compared with Particle filter fault prediction based on Dynamic Time Warping match, Fault prediction algorithm based on stochastic perturbation particle filter and FDI method based on particle filter. The feasibility of the proposed method is verified by experiments, which can predict the failure of the system in time.

**Key words:** membership degree; closeness degree; fuzzy sets; particle filter; fault prediction

## 1 引言

在设备故障预测中设备预测的不确定性随着复杂程度的增高而增高, 并且故障预测本身也是具有不确定性和模糊性的。基于概率理论的粒子滤波算法和模

糊贴近度适合于描述和分析不确定性和模糊性的问题。

模糊贴近度已经应用于故障方面, 有关的文献有: 文献[1]将贴近度概念引入  $D-S$  证据合成中, 通过证据的一致性度量计算其权重, 实现冲突证据的加权融合,

<sup>①</sup> 基金项目:福建省自然科学基金(2013J01223);国家自然科学基金(61572010);福建师范大学网络与信息安全关键理论和技术创新团队(IRTL1207)

收稿时间:2016-05-08;收到修改稿时间:2016-06-20 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005586]

在解决电力系统故障诊断问题方面有良好的效果;文献[2]对故障指标进行模糊评定,利用综合模糊贴进度,为故障选择最合理的维修方法;文献[3]提出了一种有效的接地网腐蚀速率预测模型,结合贴进度原则预测腐蚀速率;文献[4]用模糊集贴进度法识别变压器的故障电流和励磁涌流,提出了用波形对称及模糊集贴进度原理来辨别故障电流和励磁涌流的新方法;文献[5]使用了模糊贴进度的方法来提高船舶机舱设备早期进行故障诊断的有效性与准确性;文献[6]建立了灰色模型  $GM(1,1,k)$  预测模型,其中的  $k$  是利用模糊贴进度来进行优化,从而再进行预测;文献[7]通过计算欧几里得贴进度实现了对柴油机气阀机构间隙异常的故障诊断;文献[8]提出了基于信息熵贴进度的旋转机械故障诊断;文献[9]提出了基于信息熵空间贴进度的旋转机械故障诊断方法。

目前,关于将粒子滤波和模糊贴进度相结合进行故障预测的研究较少。本文提出的方法是结合粒子滤波算法和模糊数学中的贴进度来进行故障预测,利用正常、异常隶属度函数计算得到初始正常数据的正常模糊子集和异常模糊子集,再利用粒子滤波算法追踪估计观测值,进一步计算预测值,并计算预测值的正常隶属度。将得到的正常隶属度分别与正常模糊子集和异常模糊子集计算贴进度,当正常隶属度与异常模糊子集的贴进度大于与正常模糊子集的贴进度时报故障,从而对设备可能出现的故障进行预报。

## 2 粒子滤波和模糊相关方法简介

### 2.1 经典粒子滤波算法

通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数  $p(x_k, z_k)$  进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差估计的过程,这些样本即称为“粒子”<sup>[10]</sup>。

假设设备的状态空间模型如下<sup>[11]</sup>:

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

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

状态空间模型中  $X_k$  是系统的状态变量,它与设备的故障变化相关,  $\theta_k$  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,  $I_k$  为外部输入,  $w_k$  系统噪声,  $u_k$  为观测噪声,  $Y_k$  是系统的观测变量。其中状态转移矩阵以及观测矩阵等重要矩阵的具体形式可以参考文献[12]。其上模型及关于粒子滤波

的描述和粒子滤波算法步骤的描述详细请参考文献[11]和[13]。

### 2.2 模糊隶属度及贴进度

本文用到模糊数学中的隶属度及隶属度函数这一经典概念,其定义参见文献[14]。

对于定义在论域  $G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$  上的任意模糊集合  $A$  和  $B$ , 如果存在实数  $\sigma(A, B)$  满足:

$$\begin{cases} 0 \leq \sigma(A, B) \leq 1 \\ \sigma(U, \emptyset) = 0 \\ \sigma(A, A) = 1 \\ \sigma(A, B) = \sigma(B, A) \end{cases}$$

则称  $\sigma(A, B)$  为模糊集合  $A, B$  的贴进度<sup>[15]</sup>。

## 3 使用模糊贴进度的粒子滤波故障预测

依据故障征兆进行的故障预测具有不确定性,判断其发生故障与否也具有模糊性。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<sup>[16]</sup>。模糊数学中的隶属函数和贴进度可以表示事物判断的模糊性。因此,这里把粒子滤波算法和模糊数学中的贴进度相结合进行故障预测方法的设计。

首先设计正常、异常隶属度函数,并用正常、异常隶属度函数获得正常模糊子集和异常模糊子集,再根据粒子滤波算法估计系统运行的预测值  $\{\beta_k\}$ , 计算这些预测值  $\{\beta_k\}$  属于正常(运行情况)的隶属度  $\{D_k\}$ , 再分别计算  $\{D_k\}$  与正常模糊子集和异常模糊子集的贴进度,当  $\{D_k\}$  与异常模糊子集的贴进度大于与正常模糊子集的贴进度时,预报可能出现故障。

### 3.1 算法设计

假设观测数据的前  $k$  个时刻的数据服从高斯分布,则设计观测值落在距离该高斯分布的均值 3 个标准差之内属于正常数据,即属于正常的隶属度函数值为 0.5 以上(分母中的常数 10 来控制 3 个标准差之内隶属度函数值为 0.5 以上);当观测值在 3 个标准差之外设置为异常数据,属于异常的隶属度值为 0.5 以下(分母中的常数 10 来控制 3 个标准差之内隶属度函数值为 0.5 以下)。

依据上述思路,设计正常隶属度和异常隶属度分别如下文所述。

定义 1. 正常隶属度函数:

$$G(x) = \exp\left[-\frac{(x-\varepsilon)^2}{10 \times \sigma^2}\right] \quad (3)$$

$G(x)$ 中的  $\varepsilon$  和  $\sigma$  分别为初始连续  $k$  个时刻的正常数据的均值和标准差;  $x$  为观测数据和预测数据.

定义 2. 异常隶属度函数:

$$G'(x) = \exp\left[-\frac{(x - (\varepsilon \pm 6 \times \sigma))^2}{10 \times \sigma^2}\right] \quad (4)$$

$G'(x)$ 中的  $\varepsilon$  和  $\sigma$  分别为初始连续  $k$  个时刻的正常数据的均值和标准差时;  $x$  为观测数据和预测数据. 当数据整体是递增的时, 公式中指数的分子为数据与均值加 6 倍标准差的差值的平方; 相反当数据整体是递减的时, 公式中指数的分子为数据与均值减 6 倍标准差的差值的平方.

定义 3. 海明贴近度公式如下<sup>[17]</sup>:

$$\sigma_H(A, B) = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \mu_A(x_i) - \mu_B(x_i) \right| \quad (5)$$

其中  $\mu_A(x_i)$  与  $\mu_B(x_i)$  分别为隶属度集合  $A$  和  $B$  中的第  $i$  个隶属度. 贴近度越大, 说明  $A$  和  $B$  越相似. 反之, 贴近度越小  $A$  和  $B$  越不相似.

### 3.2 故障预测算法步骤

Step1. 设设备正常运行时的初始  $m$  个时间点的观测数据为  $\{y_i\}(i=1,2,3,\dots,m)$ , 计算该观测数据的均值和方差, 供公式(3)、(4)使用.

Step2. 利用公式(3)和公式(4)计算前  $k$  个连续正常运行的观测数据  $D_0$  的正常隶属度和异常隶属度, 获得正常隶属度集合  $A_k$  (即元素个数为  $k$  的正常模糊子集)和异常隶属度集合  $B_k$  (即元素个数为  $k$  的异常模糊子集).

Step3. 利用粒子滤波算法和公式(1)和公式(2), 以任意  $i$  时刻为当前时刻计算出预测值  $\{\hat{y}_k\}(k=i+1, i+2, i+3, \dots)$ , 并利用公式(3), 计算连续的  $k$  个预测数据的正常隶属度集合  $D_k$ .

Step4. 取不同  $k$  值时, 分别计算  $D_k$  与正常模糊子集  $A_k$  和异常模糊子集  $B_k$  的贴近度.

Step5. 当在某一时刻点  $t$ ,  $D_k$  与  $B_k$  的贴近度(异常贴近度)大于  $D_k$  与  $A_k$  的贴近度(正常贴近度)时, 记录  $k$  值和时刻点  $t$  并预报故障.

## 4 实验结果与分析

在故障发生后多长时间预报故障作为本文方法性能和有效性的评价指标. 本文方法分别与基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报<sup>[13]</sup>、基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法<sup>[11]</sup>和基于粒子滤波的 FDI 方法<sup>[18]</sup>进行对比.

实验一仿真实验采用文献[18]中德国 Amira 公司

制造的三容水箱系统, 如图 1 所示. 有关该水箱系统的更多细节参见文献[11]. 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<sup>[13]</sup>.

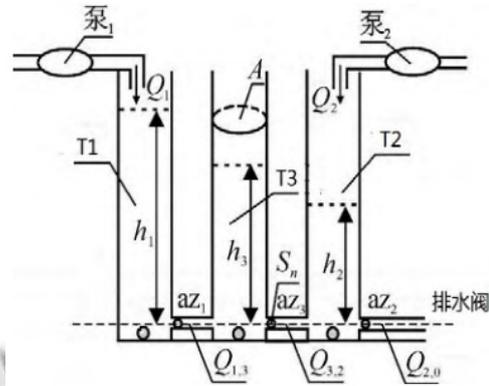


图 1 三容水箱系统

该系统离散化的状态空间模型为:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + \Delta t \cdot B \cdot o(k) + u(k) \\ y(k) = x(k) + v(k) \end{cases} \quad (6)$$

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  $h^0 = [0.4, 0.3, 0.35]^T$ , 采样间隔  $\Delta t = 0.054$ , 系统输入  $o = [0.000045 \ 0.000045]^T$ ,  $B$  是与输入有关的参数, 见参考文献[11], 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<sup>[11]</sup>, 反向推导设置其标准差为  $\sigma = (m - (0.3 - 0.3 \times 10\%)) / 4$  (考虑观测值出现在  $m \pm 3\sigma$  之外还有 0.3% 的概率, 把标准差扩大到  $\pm 4\sigma$ ),  $m$  为观测数据时刻 1 到时刻 20 的均值. 实验结果见图 2 (当  $K=6$  时的预报结果).

取  $K=3$  到 10 重复进行 8 次实验, 当  $K=3-6$  时预报时刻均为 60, 当  $K=7-10$  时预报时刻分别为 63、64、63、70. 当  $K=3-6$  时预报结果优于  $K=7-10$  且由于取较大的  $K$  值时, 能得到较稳定的实验结果, 因此  $K$  值取 6, 故障预报时刻为时刻点 60. 即当  $K=6$  时, 预报故障的结果(图 2)与对比的基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报<sup>[13]</sup>(即图 3, 为基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)提前了 1 个时间点; 比基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法<sup>[11]</sup>(即表 1, 为基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)提前了 4 个时间点.

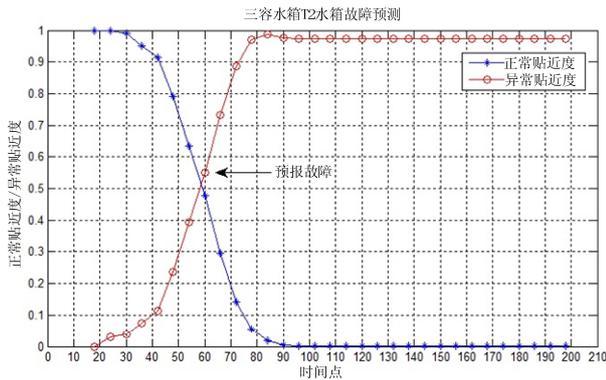


图 2 本文对三容水箱(T2)的预报结果

该实验的粒子规模为 1000, 算法的运行时间为 34 秒. 算法中计算隶属度、贴度和判断是否有故障部分的复杂度很小, 因此算法的运行时间大部分消耗在使用粒子滤波预测上.

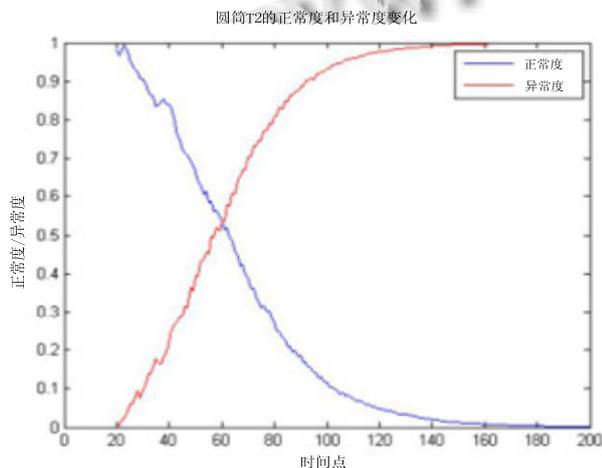


图 3 基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报对三容水箱(水箱 T2)的预报结果

表 1 基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

实验二是对 UH-60 行星齿轮盘裂纹何时开始增大的故障<sup>[18]</sup>进行预报.

该系统离散化的状态空间模型为<sup>[18]</sup>:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + \beta \cdot x(k) \cdot z(k) + u(k) \\ y(k) = x(k) + v(k) \end{cases} \quad (7)$$

其中, 系统的状态变量  $x$  与裂纹长度相关,  $\beta$  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  $u \sim N(0, 4)$ ,  $J_{KPCA}(w) = w^T S_i^q w$  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  $x_0 \sim N(3.4, 0.64)$ . 根据上述算法步骤得到实验结果见图 4(当  $K=9$  时的预报结果).

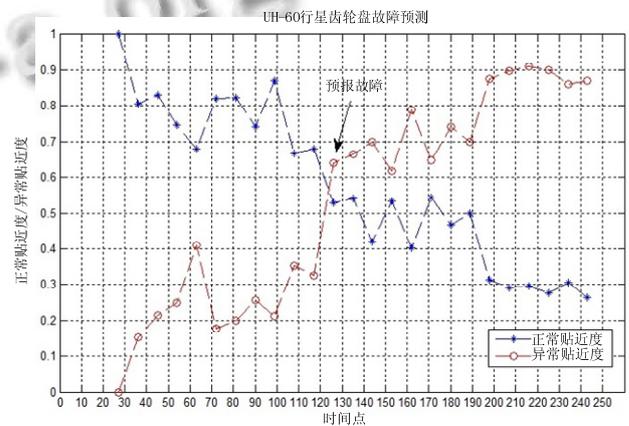


图 4 本文对 UH-60 的预报结果

实验中为了跟踪波动较大的观测值, 粒子滤波算法的系统噪声  $\mu$  设置为较大方差, 这使得预报结果带有一定的随机波动性. 本实验的  $K$  是从 5 到 10 进行的, 当  $K=5-8$  时, 预报时刻不稳定;  $K=9-10$  时, 预报时刻分别为 126, 130. 不稳定是指在相同的  $K$  值下算法运行 10 次, 出现 4 次及 4 次以上的结果不相同; 当在相同的  $K$  值下算法运行 10 次中有 7 次以上的结果相同时, 记录相同时刻作为预报结果. 当  $K=9$  时, 实验结果比较稳定且比  $K=10$  时预报的早, 即取  $K=9$  时在时刻 126 预报出的结果作为实验结果.

即当  $K=9$  时的预报结果如图 4, 对比基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报<sup>[13]</sup>(即图 5, 为基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)提早了 4 个时间点, 比基于粒子滤波的 FDI 方法<sup>[18]</sup>(即图 6, 为基于粒子滤波的 FDI 方法预报裂纹故障结果)提早了 9 个时间点预报出故障.

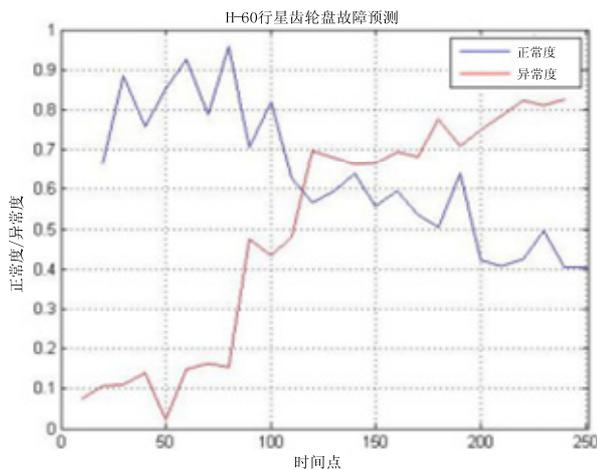


图5 基于改进余弦相似度的粒子滤波故障预报对UH-60的预报结果

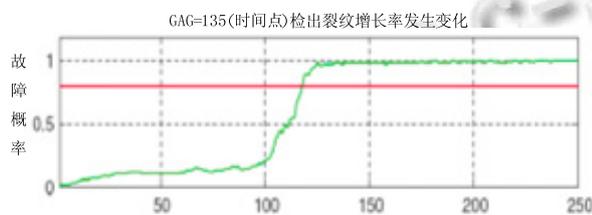


图6 基于粒子滤波的FDI方法预报裂纹故障结果

该实验的粒子规模为 500, 算法的运行时间为 21 秒。算法中计算隶属度、贴近度和判断是否有故障部分的复杂度很小, 因此算法的运行时间大部分消耗在使用粒子滤波预测上。这个实验结果验证了本文方法能分析设备故障预报的一种不确定描述, 并且能准确快速的预报故障。

## 5 总结

本实验通过正常隶属度和异常隶属度设置  $K$  值不同的模糊子集, 利用通过粒子滤波算法对目标系统进行跟踪得到预测值, 再计算预测值与模糊子集在  $K$  值同时的贴近度, 从而对系统进行预报故障。实验中, 描述系统的状态空间模型是非线性的, 非线性的状态空间模型很难得到最优解, 而本文使用的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, 从而能够得到基于物理模型的近似最优解<sup>[19]</sup>, 可以较准确的预测出系统的未来值。实验结果表明, 本文的方法是可行的, 并能准确及时预报故障。本文方法是粒子滤波与贴近度进行结合的方法, 后期将继续设计别的方法和模糊数学结合的方式进行展开。

## 参考文献

- 1 王爱侠,张立颖.基于选择判据与贴近度的电网故障诊断算法.控制与决策,2016,(1):155-159.
- 2 孙致远,郑坚,熊超,等.基于 FMEA 和模糊贴近度的装备故障维修方法选择.火炮发射与控制学报,2015,36(3):86-90.
- 3 Du JY. The prediction of grounding grid corrosion rate based on vector similarity and fuzzy closeness. Journal of Information & Computational Science, 2015, 12(3): 1169-1181.
- 4 梁国坚,梁冠安.用模糊集贴近度法识别变压器的故障电流和励磁涌流.变压器,1998,(1):32-37.
- 5 黄小龙,刘维亨.基于模糊贴近度的故障诊断.科学技术与工程,2012,12(30):8111-8115.
- 6 陈举华,郭毅之.GM 模糊优化方法在小子样机械系统故障预测中的应用.中国机械工程,2002,13(19):1658-1660.
- 7 姚良,成曙,张振仁.基于小波包频带能量分解和欧氏贴近度的柴油机气阀机构故障诊断.机电工程技术,2006,35(1):32-35.
- 8 耿俊豹,黄树红,陈非,等.基于信息熵贴近度的旋转机械故障诊断.华中科技大学学报:自然科学版,2006,34(11):93-95.
- 9 陈非,黄来,韩彦广,等.基于信息空间贴近度的旋转机械故障诊断方法.汽轮机技术,2013,55(4):297-299.
- 10 胡士强,敬忠良.粒子滤波算法综述.控制与决策,2005,20(4):361-365.
- 11 张琪,胡昌华,乔玉坤,等.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.
- 12 Arulampalam MS, Maskell S, Gordon NJ, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. IEEE Trans. on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- 13 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,2015,24(1):98-103.
- 14 Zadeh LA. Fuzzy sets. Information & Control, 1965, 8(65): 338-353.
- 15 刘法贵,赵娟.模糊贴近度及应用.华北水利水电学院学报,2006,27(3):104-106.
- 16 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.
- 17 陈永义,吴望名,黄金丽,陈图云,等.应用模糊集方法.北京:北京师范大学出版社,1985:52-58.
- 18 Orchard ME, Vachtsevanos GJ. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis. Trans. of the Institute of Measurement & Control, 2009, 31(3-4): 221-246.
- 19 冯驰,吕晓凤,汲清波.粒子滤波理论及其在目标跟踪中的应用.计算机工程与应用,2008,44(6):246-248.