

基于逆高斯过程和证据推理的退化建模方法

李明福, 胡昌华, 周志杰, 王鹏

(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

摘要: 为解决高可靠性设备的剩余寿命预测问题, 针对寿命数据缺少、物理模型难以建立的情况, 结合单调退化数据, 采用逆高斯退化模型, 对设备的退化过程进行建模; 通过参数估计的方法得到退化模型, 进而预测设备的剩余寿命。在有同批次多组数据都能对逆高斯模型进行参数估计的情况下, 将会面临数据融合问题。采用基于证据推理(ER)的方法对多源数据进行融合处理, 引入属性权重的概念, 以此更加准确地估计逆高斯模型的参数。最后, 通过实验仿真, 证明了所提方法能够得到较为可信的参数估计结果。

关键词: 寿命预测; 退化建模; 逆高斯过程; 证据推理; 数据融合

中图分类号: V271.4; TN956

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2015)01-0092-05

A Degradation Modeling Method Based on Inverse Gaussian Process and Evidential Reasoning

LI Ming-fu, HU Chang-hua, ZHOU Zhi-jie, WANG Peng

(The Second Artillery University, Xi'an 710025, China)

Abstract: The problem of residual life prediction of high-reliability device was studied. Considering the lack of life data and the difficulty in establishing a physical model, we used the inverse Gaussian regression model to build up the degradation process model of device in combination with the monotonous degradation data. Then we obtained the degradation model by using the method of parameter estimation for forecasting the residual life of device. The problem of data fusion may emerge when there are data of multiple sets in the same batch to estimate inverse Gaussian model parameter. We used the method based on Evidential Reasoning (ER) to fuse the multi-source data, and put forward the concept of attribute weights, in order to estimate the inverse Gaussian model parameters more accurately. Finally, simulation experiment, proved that the presented method can obtain more reliable parameter estimation results.

Key words: life prediction; degradation modeling; inverse Gaussian process; evidential reasoning; data fusion

0 引言

随着性能和制造工艺的不断提高, 设备的可靠性越来越高。传统的寿命试验成本和时间已经变得不可接受, 通过寿命数据建模进行贮存寿命预测非常困难。而性能退化数据和寿命数据当中都蕴含着设备的状态信息, 通过性能退化数据建立设备的退化模型进行贮存寿命的预测成为一条非常重要的途径。文献[1-2]讨论

了退化建模及其应用, 在利用退化数据建模时, 大多认为设备的退化过程是一个随机过程, 退化增量是独立的, Gamma过程和Wiener过程是应用最广的两种退化模型; Gamma过程适合对单调过程进行建模, 文献[3]利用Gamma过程描述产品退化过程, 给出了带协变量的产品性能退化建模方法及可靠性评估方法; Wiener过程主要针对非线性退化情形, 文献[4]将含随机效应的维纳过程应用到退化数据的建模中; 文献[5]讨论了测试误差对Gamma过程退化建模的影响。然而, 部分退化数据不能用Gamma过程或Wiener过程进行很好的拟合, 如果强行使用, 则会导致错误的结果。现在对于逆高斯的讨论已经越来越多, 而将其应用到贮存寿命预测中的却非常少。

收稿日期: 2014-03-20

修回日期: 2014-11-04

基金项目: 国家杰出青年基金(61025014); 国家自然科学基金(61370031)

作者简介: 李明福(1990—), 男, 山东淄博人, 硕士生, 研究方向为故障预测。

在工程实际中,尤其是对于复杂的非线性系统,故障的检测及其预报中涉及到定量和定性的信息,以及各种不确定性,通常的预测模型不能对存在的多源不确定性信息的问题进行很好的处理。证据推理方法在处理概率不确定性和模糊不确定性方面具有一定的优势,可以很好地对多源不确定性信息进行融合处理。文献[6]在 20 世纪 90 年代提出证据推理的方法,用来解决多属性决策问题;文献[7]在 2002 年对原有的证据推理方法进行了改进,分析了算法的非线性特性;文献[8]将置信规则库应用于惯性平台的健康状态检测。

本文将逆高斯过程引入到退化模型的构建中,通过对性能数据进行建模,进而得到设备的剩余寿命。由于同一批次多个设备都能符合某一逆高斯模型,因此可以对多组数据进行融合。本文采取证据推理的方法对同一批次多组数据的信息进行融合,进而得到模型的参数,共同对设备的剩余寿命进行预测。

1 问题的描述

1.1 设备退化问题

在工程应用中,通常只能通过监测设备某些关键性能参数来评估设备的状态。本文认为对设备的监测不会影响设备的性能,且测试时间忽略不计。基于随机过程建立退化模型,一般都认为测试数据具有独立同分布的增量。假设实验得到的数据为 Y_1, Y_2, \dots, Y_n , 首先要计算它们的增量 y_1, y_2, \dots, y_n , 对实验所得到的数据进行拟合,确定随机分布类型。然后通过参数估计的方式可得到退化模型参数 μ 和 β , 从而确定逆高斯分布的具体表达形式,进而对剩余寿命进行预测。因此,模型参数的计算是本文的重点内容。

1.2 多源数据融合问题

以模型参数输入向量 μ 为例,假设 $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M]$, 属性的权重为 $\omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots, \omega_M\}$ 。其中, ω_i 表示第 i 个属性的相对重要程度,权重归一化表示为

$$0 \leq \omega_i \leq 1, \sum_{i=1}^M \omega_i = 1 \quad (1)$$

此时,定义数据融合的 N 个评估等级 D , 其中, D 满足证据理论中识别框架的要求(互斥的完备集),即

$$D = \{D_1, D_2, \dots, D_N\} \quad (2)$$

式中, D 的选择是根据研究的具体问题而定的。一般来说,划分等级 N 越多,对研究问题的描述也相应地更加详细。

如果能得到评价结果 D_i 的置信度 β_i , 假设单个评价结果 D_i 的效用为 $\mu(D_i)$, 则剩余寿命预测结果,即证据推理模型的期望效用为

$$\mu(D) = \sum_{i=1}^M \mu(D_i) \beta_i \quad (3)$$

2 基于逆高斯过程和证据推理的退化建模方法

2.1 算法总体思路

在同批次设备中,随机抽取若干个做退化实验。对于单个设备得到的退化数据,采取极大似然估计的方法对逆高斯模型的模型参数进行估计。这样,多组退化数据可以得到多个模型参数,最后采用 ER 算法对多组模型参数进行融合处理,得到最终的参数估计结果。具体流程如图 1 所示。

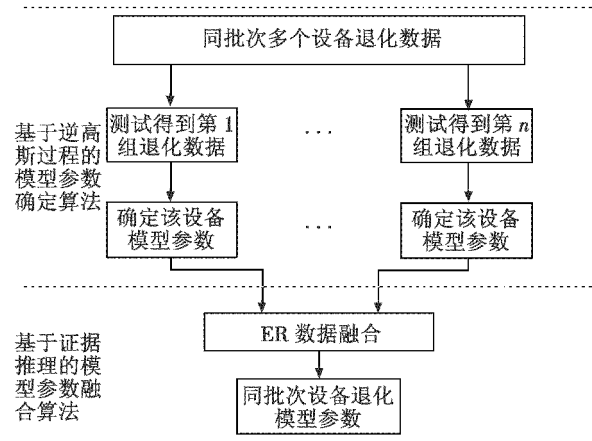


图 1 总体算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

下文将分为基于逆高斯过程的模型参数确定算法和基于证据推理的模型参数融合算法两部分来详细论述本文的观点。

2.2 基于逆高斯过程的模型参数确定方法

2.2.1 逆高斯退化模型

假设 $\Lambda(t)$ 是一个单调增长的函数, $IG(a, b)$ 代表逆高斯分布, 则其概率密度函数为

$$f_{IG}(y; a, b) = \sqrt{\frac{b}{2\pi y^3}} \cdot \exp\left[-\frac{b(y-a)^2}{2a^2 y}\right] \quad y > 0 \quad (4)$$

式中, 定义 $\Lambda(0) = 0$ 和 $Y(0) = 0$, 因此 $Y(t)$ 符合均值为 $\Lambda(t)$, 方差为 $\Lambda(t)/\eta$ 的逆高斯分布 $IG(\Lambda(t), \eta\Lambda(t)^2)$ 。

在工程应用中, 产品的失效时间 T_D 定义为首次到达预定失效阈值的时间。考虑到逆高斯过程的单调性, T_D 的累积分布函数为

$$P(T_D < t) = P(Y(t) > D) = 1 - F_{IG}(D; \Lambda(t), \eta \cdot \Lambda^2(t)) \quad (5)$$

式中, 当 t 比较大时, $\eta \cdot \Lambda(t)$ 会比较大, 此时 $Y(t)$ 近似地可以看作均值为 $\Lambda(t)$, 方差为 $\Lambda(t)/\eta$ 的正态分布。进而, T_D 的累积分布函数近似为

$$P(T_D < t) \approx 1 - \Phi\left[\frac{D - \Lambda(t)}{\sqrt{\Lambda(t)/\eta}}\right] = \Phi\left[\sqrt{\eta \cdot \Lambda(t)} - \frac{D\sqrt{\eta}}{\sqrt{\Lambda(t)}}\right] \quad (6)$$

这是一个 Birnbaum-Saunders 分布。该分布是一个研究裂纹寿命时常用的模型,从这个方面也可以间接证明逆高斯过程可以很好地拟合退化过程。

2.2.2 模型参数的估计

为计算方便,令 $a = \mu, b = \frac{\mu^2}{\beta}$, 则随机变量的概率密度函数变为

$$\varphi(y) = \frac{\mu}{\sqrt{2\pi\beta y^3}} \exp\left[-\frac{(y-\mu)^2}{2\beta y}\right] \quad (7)$$

式中, $0 < y < +\infty, \mu > 0, \beta > 0$, 则记为 $Y \sim IG(\mu, \beta)$ [9]。采用极大似然估计的方法进行参数估计。

如果假设从逆高斯分布总体 $IG(\mu, \beta)$ 中抽取子样 $(Y_1, Y_2, \dots, Y_n), (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 是子样 (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) 的观测值。以此来作为似然函数

$$L(y; \mu, \beta) = \prod_{i=1}^n f(y_i; \mu, \beta) = \frac{\mu^n}{(2\pi\beta)^{n/2} \prod_{i=1}^n (y_i)^{3/2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\beta} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}\right\} \quad (8)$$

两边同时取对数可得

$$\ln L(y; \mu, \beta) = n \ln \mu - \frac{n}{2} \ln(2\pi\beta) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln y_i - \frac{1}{2\beta} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \quad (9)$$

分别对 μ, β 求取偏导,得

$$\frac{\partial \ln L(y; \mu, \beta)}{\partial \mu} = \frac{n}{\mu} + \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} = 0 \quad (10)$$

$$\frac{\partial \ln L(y; \mu, \beta)}{\partial \beta} = -\frac{n}{2\beta} + \frac{1}{2\beta^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} = 0 \quad (11)$$

这样就可以得到参数 μ 及 β 的极大似然估计

$$\begin{cases} \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \\ \beta = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \right]^2 \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i} \right] - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \end{cases} \quad (12)$$

2.2.3 基于逆高斯过程的模型参数确定算法

利用逆高斯过程对测试数据进行建模的算法可以归结为:

1) 根据截止第 n 次监测的历史数据 $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_{n-1}), y(t_n)\}$, 计算退化量增量 $\{y_i\}$;

2) 将 $\{\Delta y_i\}$ 代入式(12)中, 计算 μ, β ;

3) 将 μ 代入式(4)中, 计算退化增量的分布密度。

使用该算法, 可以根据截止当前的历史监测数据对设备的性能退化进行建模, 并对设备的可靠性与剩余有效寿命进行评估。

2.3 基于证据推理的模型参数融合

2.3.1 证据推理模型

在 2.2 节中, 可以分别得到每一批次的的数据, 并计算得到各自逆高斯模型中的相应参数。理论上, 同批

次设备的参数相同或差别不大, 现在就需要对各组数据得到的模型参数进行融合处理。

给定参考值集合为 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ (由专家给定), 则第 k 个数据可表示为如下置信度, 即

$$\beta_k = \{\beta_{k,1}, \beta_{k,2}, \dots, \beta_{k,N}\} \quad k=1, 2, \dots, m \quad (13)$$

假设第 k 组数据的属性权重为 $\omega_k (k=1, 2, \dots, m)$, 首先, 把输出部分的置信度 $\beta_{j,k} (j=1, \dots, N, k=1, \dots, m)$ 转化为如下基本概率质量

$$\begin{cases} m_{j,k} = \omega_k \beta_{j,k} \\ m_{D,k} = 1 - \omega_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \\ \bar{m}_{D,k} = 1 - \omega_k \\ \tilde{m}_{D,k} = \omega_k \left(1 - \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}\right) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $m_{j,k}$ 表示相对于评价结果 D_j 的基本概率质量; $m_{D,k}$ 表示相对于集合 $D = \{D_1, \dots, D_N\}$ 的基本概率质量。并且 $m_{D,k} = \bar{m}_{D,k} + \tilde{m}_{D,k}$ [10], 其中每一项所代表的含义如下所述。

1) $\bar{m}_{D,k}$ 是由第 k 条证据的重要度 (即激活权重) 引起的。如果第 k 条证据是绝对重要的, 即 $\omega_k = 1$, 此时 $\bar{m}_{D,k} = 0$ 。

2) $\tilde{m}_{D,k}$ 是由第 k 条证据评价结果的不完整性, 如果第 k 条是完整的, 即 $1 - \sum_{j=1}^N \beta_{j,k} = 0$, 则 $\tilde{m}_{D,k} = 0$ 。

然后, 对相应的 m 条证据进行组合, 即可得到相对于评价结果 $D_j (j=1, \dots, N)$ 的置信度。具体过程如下所述。

假设 $m_{j,l(k)}$ 表示使用 Dempster 准则对前 k 条证据进行组合后, 得到的相对于 D_j 的基本概率设置, 且

$$m_{D,l(k)} = 1 - \sum_{j=1}^N m_{j,l(k)} \quad \text{令} \quad m_{j,l(1)} = m_{j,1} \quad \text{和} \quad m_{D,l(1)} = m_{D,1}$$

迭代使用 Dempster 准则对前 k 条证据进行组合后就可以得到

$$\begin{cases} m_{j,l(k+1)} = K_{l(k+1)} [m_{j,l(k)} m_{j,k+1} + m_{j,l(k)} m_{D,k+1} + m_{D,l(k)} m_{j,k+1}] \\ m_{D,l(k)} = \bar{m}_{D,l(k)} + \tilde{m}_{D,l(k)} \\ \tilde{m}_{D,l(k+1)} = K_{l(k+1)} [\tilde{m}_{D,l(k)} \tilde{m}_{D,k+1} + \tilde{m}_{D,l(k)} \bar{m}_{D,k+1} + \bar{m}_{D,l(k)} \tilde{m}_{D,k+1}] \\ \bar{m}_{D,l(k+1)} = K_{l(k+1)} [\bar{m}_{D,l(k)} \bar{m}_{D,k+1}] \\ K_{l(k+1)} = \left[1 - \sum_{j=1}^N \sum_{i \neq j} m_{j,l(k)} m_{i,k+1}\right]^{-1} \quad k=1, \dots, L-1 \\ \beta_j = \frac{m_{j,l(L)}}{1 - \bar{m}_{D,l(L)}} \quad j=1, \dots, N \\ \beta_D = \frac{\tilde{m}_{D,l(L)}}{1 - \bar{m}_{D,l(L)}} \end{cases} \quad (15)$$

式中: β_j 表示相对于评价结果 D_j 的置信度; β_D 表示没有设置给任意评价结果 D_j 的置信度。文献[6]已经证

明 $\beta_D + \sum_{j=1}^N \beta_j = 1$, 因此, 这里的置信度可以看作是一般化的概率。

以上迭代算法即为证据推理(ER)算法。基于 ER 迭代算法, 文献[7]进一步提出了如式(16)的 ER 解析算法。

$$\beta_j = \frac{\mu \times \left[\prod_{k=1}^m (\omega_k \beta_{j,k} + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) - \prod_{k=1}^m (1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]}{1 - \mu \times \left[\prod_{k=1}^m (1 - \omega_k) \right]}$$

$$\mu = \left[\sum_{j=1}^N \prod_{k=1}^m (\omega_k \beta_{j,k} + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) - (N-1) \cdot \prod_{k=1}^m (1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]^{-1}$$

(16)

式中, β_j 表示相对于评价结果 D_j 的置信度, 也是证据权重 $\omega_k (k=1, \dots, m)$ 和置信度 $\beta_{j,k} (j=1, \dots, N, k=1, \dots, m)$ 的函数。

使用 ER 解析算法对置信规则库(BRB)中所有的证据进行组合, 可以得到 BRB 的最终输出为

$$S = \{ (D_j, \beta_j), j=1, \dots, N \} \quad (17)$$

最终, 可以得到融合后的结果为

$$T^* = \sum_{i=1}^n \beta_i u(D_i) \quad (18)$$

式中, $u(D_i)$ 表示第 i 个评价等级的效用。

2.3.2 基于证据推理的模型参数融合算法

基于证据推理的模型参数融合方法具体步骤如下:

- 1) 利用 2.2.3 节的算法可得到在各组数据下的参数为 (a_1, a_2, \dots, a_M) 和 (b_1, b_2, \dots, b_M) ;
- 2) 给定参考值集合 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_N\}$, 根据式(13)可以得到相对于参考值的置信度;
- 3) 假设各组参数的权重为 $\omega_1, \dots, \omega_m$, 利用式(16)所示的 ER 解析算法对 m 组置信度进行整合, 得到如式(17)所示的参数综合评价结果;
- 4) 根据式(18), 即可得到融合后的参数评估结果。

3 实例仿真

3.1 问题背景

文献[11]中使用逆高斯过程模型对 GaAs Lasers 的数据进行拟合, 得到了很好的验证。另外, 逆高斯退化模型对于疲劳裂纹等单调数据都有很好的拟合。为验证本文提出的方法, 采用数据仿真的方法, 假定逆高斯模型中的参数 $a=2, b=3$ 。同时假定同一批次的设备都符合该逆高斯模型, 从中随机抽取 3 个样本进行实验。

3.2 仿真结果

给定逆高斯模型参数 $a=2, b=3$ 。

- 1) 得到第 1 个设备的测试数据, 即第 1 组测试数

据, 如图 2 所示。按照 2 节的方法可以得到对应模型参数 $a=2.0986, b=3.8052$ 。

- 2) 得到第 2 个设备的测试数据, 即第 2 组测试数据, 如图 3 所示。按照 2 节的方法可以得到 $a=1.8860, b=3.0051$ 。

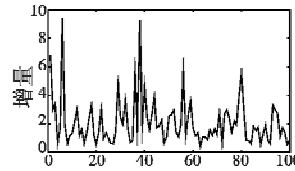


图 2 第 1 组测试数据

Fig. 2 The first group of test data

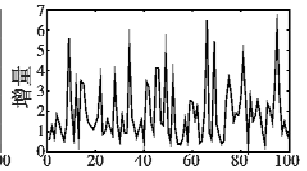


图 3 第 2 组测试数据

Fig. 3 The second group of test data

- 3) 得到第 3 个设备的测试数据, 即第 3 组测试数据, 如图 4 所示。按照 2 节的方法可以得到 $a=1.7967, b=2.3905$ 。

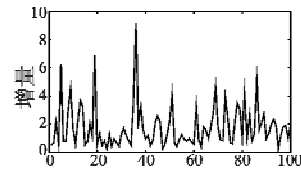


图 4 第 3 组测试数据

Fig. 4 The third group of test data

将 3 组数据根据 3 节的方法进行 ER 融合, 参数 a 给定参考值 $[1.7, 1.8, 1.9, 2, 2.1]$, 参数 b 给定参考值 $[2, 2.5, 3, 3.5, 4]$ 。融合后可得到结果如表 1 所示。

表 1 数据仿真结果

Table 1 The results of simulation

参数	第 1 组	第 2 组	第 3 组	融合后
a	2.098 6	1.886 0	1.796 7	1.891 7
b	3.805 2	3.005 1	2.390 5	2.967 7

图 5 和图 6 分别为参数 a 和参数 b 的置信度曲线。

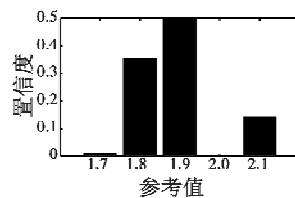


图 5 参数 a 的置信度

Fig. 5 The confidence level of parameter a

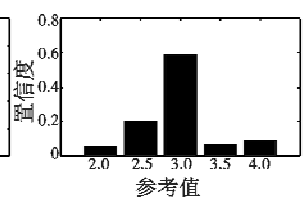


图 6 参数 b 的置信度

Fig. 6 The confidence level of parameter b

由于前文已经给定逆高斯模型的参数值, 选取计算后的参数与给定参数的差值 $|a_i - a|$ 或 $|b_i - b| (i=1, 2, 3)$ 为衡量计算准确度的度量标准, 则可得到结果如表 2 所示。

仿真实验证明, 经过 ER 融合后的参数比未融合的参数更加合理, 效果较为明显。

表 2 仿真效果比较

Table 2 The results of simulation

参数	给定真 实值	与第1组 差值	与第2组 差值	与第3组 差值	3组平均 差值	融合后参 数差值
a	2	0.098 6	0.114 0	0.203 3	0.138 6	0.108 3
b	3	0.805 2	0.005 1	0.032 3	0.280 9	0.032 3

4 结束语

利用逆高斯过程对设备进行退化过程建模,在国内已有专家对此有所研究,而在国内相关文献仍不多见。本文采用实验仿真的方式,对退化过程符合逆高斯过程的设备,利用极大似然估计的方法对其模型参数进行估计,并对同批次产品的参数通过证据推理模型进行融合,收到了较好的效果。本文为设备退化过程建模及同批相似产品退化数据处理提供了一种新的方法。在以后的工作中,将会针对真实的测试数据进行处理,以增强该方法的工程实践性。

参考文献

- [1] SINGPURWALLA N D. Survival in dynamic environments [J]. Statistical Science, 1995, 10(1):86-103.
- [2] MEEKER W Q, ESCOBAR L A. Statistical methods for reliability data[M]. New York: John Wiley & Sons Inc, 1998.
- [3] BAGDONAVICIUS V, NIKULIN M S. Estimation in degradation models with explanatory variables [J]. Lifetime Data Analysis, 2001, 7(1):85-103.
- [4] WANG X. Wiener processes with random effects for degradation data[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2010, 101(2):340-351.
- [5] 陈亮,胡昌华. Gamma 过程退化模型估计中测量误差影响的仿真研究[J]. 系统仿真技术, 2010, 6(1):1-5. (CHEN L, HU C H. Simulation study on the effect of measurement error on estimation of Gamma process degradation model[J]. System Simulation Technology, 2010, 6(1):1-5.)
- [6] YANG J B, SINGH M G. An evidential reasoning approach for multiple attribute decision making with uncertainty[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994: 1-18.
- [7] YANG J B, XU D L. Nonlinear information aggregation via evidential reasoning in multi-attribute decision analysis under uncertainty [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2002, 32(3):376-393.
- [8] 胡昌华,司小胜. 基于信度规则库的惯性平台健康状态参数在线估计[J]. 航空学报, 2010, 31(7):1454-1465. (HU C H, SI X S. Real-time parameters estimation of inertial platform's health condition based on belief rule base[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(7):1454-1465.)
- [9] 金秀岩. 逆高斯分布参数的估计[J]. 长春师范学院学报:自然科学版, 2006, 25(4):25-26. (JIN X Y. The estimation of inverse Gaussian distribution parameters[J]. Journal of Changchun Normal University: Natural Science, 2006, 25(4):25-26.)
- [10] 周志杰,杨剑波,胡昌华,等. 置信规则库专家系统与复杂系统建模[M]. 北京:科学出版社, 2011. (ZHOU Z J, YANG J B, HU C H, et al. Belief rule-base expert system and complex system modeling[M]. Beijing: Science Press, 2011.)
- [11] XU W J, WANG W B. RUL estimation using an adaptive inverse Gaussian mode[J]. Chemical Engineering Transactions, 2013, 10(33):331-336.

下 期 要 目

基于直觉模糊集的空战动态多属性威胁评估
数据关联算法在光电探测系统中的应用
基于区域协方差的图像特征融合方法
能量角概念在飞机飞行控制系统中的应用

全息波导板构型优化
考虑测试影响的武器装备贮存寿命预测
基于抗差估计的三维测向无源定位算法
轮廓不变特征在待机飞行器识别中的应用



请扫描二维码
关注我刊

