

文章编号: 1001-0920(2012)10-0000-00

## 基于贝叶斯信息融合的解析冗余辅助机内测试决策

池程芝, 章卫国, 刘小雄

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

**摘要:** 利用不同传感器之间的解析关系, 产生某传感器的冗余信号辅助机内测试(BIT)决策, 在虚警率(或漏报率)较高的 BIT 决策中融合其他可靠性较高的传感器信息. 对冗余信号的先验分布、虚警率、漏报率进行建模. 经残差分析后, 给出残差决策结果和 BIT 结果的后验分布, 选择贝叶斯风险小者作为最终决策. 同时, 给出了贝叶斯融合需满足的条件. 实验分析结果表明, 该方法增加了 BIT 决策的可信性, 有助于 BIT 虚警剔除和漏报检测.

**关键词:** 信息融合; 冗余; 机内测试; 虚警; 贝叶斯

**中图分类号:** TP18; TP277

**文献标志码:** A

## Analytic redundancy assisting built-in test in decision-making based on Bayesian information fusion

CHI Cheng-zhi, ZHANG Wei-guo, LIU Xiao-xiong

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: CHI Cheng-zhi, E-mail: chengzhi.chi@gmail.com)

**Abstract:** Analytic redundancy(AR) signals produced by analytic relations between sensors are applied to assist Built-in test(BIT) in determining a fault, and higher reliability sensors are involved in the BIT decision of sensors with high false alarm rate(FAR) or missing alarm rate(MAR). The prior distribution, FAR and MAR models are established for AR signals. After analyzing residuals, posterior distributions for the results of residual decision and BIT are given. Then, the final decision is the one which has minimum Bayesian-risk. Meanwhile, the requirements for Bayesian fusion are proposed. Experimental results show that the proposed method increases the credibility of decision-makings, which can be used in detecting false alarm and missing alarm.

**Key words:** information fusion; redundancy; built-in test; false alarm; Bayesian

### 1 引言

机内测试(BIT)是一种能显著改善系统或设备测试性和诊断能力的重要技术手段<sup>[1]</sup>. 然而在实际的使用中, 较高的虚警率严重影响 BIT 系统的性能. 虚警率较高始终是困扰 BIT 研究和应用的主要问题之一, 对于降低虚警问题的研究是目前 BIT 技术研究的重点和难点.

文献[2]列举了在 BIT 设计阶段、生产阶段、运行阶段虚警产生的原因, 以及在 BIT 设计、检测、诊断和决策过程的相应解决方案. 文献[3]对降低虚警率的方法进行了总结归纳, 共有测试容差(门限)、故障指示(报警)条件、BIT 工作可靠性、时间环境应力测量、人工智能应用、BIT 设计、实验分析改进等 7 大类别. 其中主要方法有<sup>[4]</sup>: 1) 报警前通过多次判断或延

时报警, 可消除瞬态现象导致的虚警; 2) 对测量信号或报警驱动信号采用各种滤波措施, 以消除各种干扰影响造成的虚警; 3) 合理的确定测试容差, 采用自适应阈值的方法, 尽可能满足不同的工作条件; 4) 采用统计测量技术提高测试的准确性; 5) 采用智能 BIT 技术, 将各种人工智能技术应用于 BIT 系统等. 其中最引人注目的是智能 BIT, 其代表性项目为美国罗姆航空发展中心(RADC)与格鲁曼航空公司于 1984 年共同开展的“Smart BIT”计划, 其目标是利用人工智能及其相关技术, 有效地减少由虚警导致的不可重现(CND)和重测合格(RTOK)现象, 降低 BIT 的故障隔离模糊度, 从而提高间歇故障的识别能力<sup>[5]</sup>. 该项目提出了 4 种“Smart BIT”技术: 综合 BIT、信息增强 BIT、改进决策 BIT 和维修历史 BIT. 其中信息增

收稿日期: 2011-05-12; 修回日期: 2011-09-16.

基金项目: 航空科学基金项目(20100753009).

作者简介: 池程芝(1984—), 男, 博士生, 从事飞行控制、智能故障诊断与容错控制等研究; 章卫国(1956—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制理论与应用、飞行控制等研究.

强 BIT 不仅根据被测系统的内部信息, 而且能融合外部的环境因素、系统输入和其他子系统状态信息等进行诊断, 增强了自身的决策能力; 改进决策 BIT 采用更为可靠的、鲁棒性更强的决策规则进行推理和决策<sup>[4]</sup>. 余度 BIT 技术<sup>[2]</sup>(增加硬件余度) 是信息增强 BIT 采用的方式之一, 然而这一类型的 BIT 通常较为昂贵, 且需要额外的空间占用和维护; 而解析余度的获得是建立在系统数学模型的基础上, 因此, 解析余度是信息增强 BIT 可利用的途径之一. 文献[6]提出将解析余度的故障诊断技术应用于机载维护系统的余度管理和 BIT 辅助监控.

将解析余度引入到信息增强 BIT 中, 如何对解析余度诊断结果的可靠性进行建模, 以及基于多源信息进行融合、决策是需要本文解决的. 贝叶斯定理是基于概率统计的推理方法, 它以概率密度函数为基础, 在故障诊断中, 通过综合设备的各种信息来描述设备的运行状态, 从而进行故障分类和决策<sup>[7]</sup>. 文献[8]综合考虑雷达的 BIT 信息、FMECA 信息、FTA 信息和案例信息, 提出将各类信息根据对故障现象的影响程度进行归一化处理, 并利用贝叶斯证据理论将归一化后的信息进行融合处理. 文献[9]提出了一种将贝叶斯决策用于 BIT 系统的虚警滤波方法, 利用最小最大决策法确定包括正常、瞬态、间歇和故障 4 类状态的先验概率, 并建立相应的贝叶斯风险决策表.

本文从信息增强 BIT 和改进决策 BIT 两方面着手, 将解析余度引入 BIT 虚警的辅助决策中. 以传感器的 BIT 为例, 对解析余度故障诊断结果的可靠性进行建模, 并利用贝叶斯理论进行信息融合, 得到对应决策的贝叶斯风险作为最终决策的依据.

## 2 多样本的贝叶斯决策模型

假定研究对象的特征空间分为  $\mathfrak{R}_1, \mathfrak{R}_2, \dots, \mathfrak{R}_n$  共  $n$  个区域, 分别代表  $n$  个模式类别  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ , 其先验概率为  $P(\omega_i), i = 1, 2, \dots, n; \mathbf{x} \in \mathfrak{R}^d$  为特征空间的  $d$  维向量, 其概率分布为  $f(\mathbf{x} | \omega_i)$ , 由全概率公式可知, 对于特征空间中的任一向量  $\mathbf{x}$ , 有

$$P(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n f(\mathbf{x} | \omega_i) P(\omega_i). \quad (1)$$

利用贝叶斯定理计算后验概率, 即当特征向量  $\mathbf{x}$  已知时, 它落入第  $i$  个类别的概率为

$$P(\omega_i | \mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x} | \omega_i) P(\omega_i)}{P(\mathbf{x})}. \quad (2)$$

在实际中, 必须考虑决策失误带来的风险, 若决策空间  $\Theta$  由  $n$  个决策  $a_i (i = 1, 2, \dots, n)$  组成, 即

$$\Theta = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, \quad (3)$$

则损失函数为  $L(a_i, \omega_j), i = 1, 2, \dots, n$ . 由于具体采用的决策将随样本  $\mathbf{x}$  的取值而定, 决策  $a$  可看成样本

的函数, 记为  $a(\mathbf{x})$ . 对于整个样本空间, 其决策的期望风险可定义为

$$R = \int_{\mathfrak{R}^d} R(a(\mathbf{x}) | \mathbf{x}) P(\mathbf{x}) d\mathbf{x}. \quad (4)$$

上式表明了在整个特征空间中, 对于所有  $\mathbf{x}$  采取相应决策  $a(\mathbf{x})$  所带来的平均风险. 而对于某个样本  $\mathbf{x}$ , 在采取决策  $a_i$  时的条件风险为

$$R(a_i | \mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n L(a_i, \omega_j) P(\omega_j | \mathbf{x}), \quad i, j = 1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

对于来自  $m$  个不同观测空间的一组样本  $\mathbf{x}_k, k = 1, 2, \dots, m$ . 在同一决策空间  $\Theta$  中, 设其对应的损失函数为  $L_k(a_i, \omega_j), i, j = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m$ . 采取决策  $a_i$  时的条件风险为

$$R(a_i | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m) = \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n L_k(a_i, \omega_j) P(\omega_j | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m), \quad (6)$$

可得最终的贝叶斯决策规则为  $\mathbf{x} \in \omega_j, j = 1, 2, \dots, n$ , 若

$$R(a_j | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m) = \min_{i=1, 2, \dots, n} R(a_i | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m). \quad (7)$$

## 3 解析余度信号的贝叶斯决策模型

### 3.1 主从传感器的划分

某传感器的解析余度信号是由与该传感器有解析关系的其他传感器信号产生的. 显然, 若要将解析余度信号应用于辅助 BIT 决策, 相关的传感器须具有较高的可靠性. 因此, 需按传感器可靠性的高低, 将具有解析关系的一系列传感器进行划分.

**定义 1**  $S_1 = \{s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1n}\}, S_2 = \{s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2m}\}$  为传感器集, 若  $\forall s_{1i} \in S_1 (i = 1, 2, \dots, n)$  均可由  $f_i(s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2m})$  表示, 且有

$$\min \text{Re}(s_{2j}) \geq \max \text{Re}(s_{1i}), \quad i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, \quad (8)$$

其中  $\text{Re}(s)$  表示传感器  $s$  的可靠性. 则称  $S_1$  为  $S_2$  的主传感器集,  $S_2$  为  $S_1$  的从传感器集.

主传感器集和从传感器集必须是成对出现的. 由于不同传感器之间的解析关系可相互转换, 对于一系列具有解析关系的传感器, 一般可先按可靠性排序, 然后再依据函数依赖关系确定主从传感器集. 如飞机机体轴角速率和欧拉角的运动学关系为

$$\begin{cases} p = \dot{\phi} - \dot{\psi} \sin \theta, \\ q = \dot{\theta} \cos \phi + \dot{\psi} \cos \theta \sin \phi, \\ r = \dot{\psi} \cos \theta \cos \phi - \dot{\theta} \sin \phi. \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $p, q, r$  分别为滚转角速率、俯仰角速率和偏航角速率;  $\phi, \theta, \psi$  分别为滚转角、俯仰角和偏航角.

### 3.2 余度信号建模

不妨设  $\text{Re}(\psi, \phi, \theta) \geq \text{Re}(p, q, r)$ , 则可确定主传感器集  $S_1 = (p, q, r)$  和从传感器集  $S_2 = (\psi, \phi, \theta)$ . 本文仅考虑残差决策和 BIT 结果的正常和故障情况. 设  $A_0, A_1$  分别表示传感器实际状态的正常和故障;  $\lambda_0, \lambda_1$  分别表示残差决策或 BIT 结果给出状态的正常和故障.

按照虚警率的定义 (GBJ2547-95) 实际的正常状态  $A_0$  被判断为故障状态  $\lambda_1$  的概率, 即

$$\alpha = P(\lambda_1 | A_0)P(A_0). \quad (10)$$

此外, 分别得到漏报率、正确检测率和无误检率为

$$\beta = P(\lambda_0 | A_1)P(A_1), \quad (11)$$

$$\gamma = P(\lambda_1 | A_1)P(A_1) = 1 - \beta, \quad (12)$$

$$\eta = P(\lambda_0 | A_0)P(A_0) = 1 - \alpha. \quad (13)$$

当从传感器集中的传感器均正常时, 才将其产生的解析信号参与主传感器集中传感器的 BIT 辅助决策. 以传感器  $q$  为例, 从传感器集所产生的解析信号  $q'$  的无误检率和正确检测率分别为

$$\eta_{q'} = \eta_\psi \eta_\phi \eta_\theta, \gamma_{q'} = \gamma_\psi \gamma_\phi \gamma_\theta. \quad (14)$$

由于残差决策所用的是主传感器集中的实际输出信号, 与其 BIT 结果的虚警率和漏报率无关, 考虑到残差决策算法的虚警率  $\alpha_{a1}$  和漏报率  $\beta_{a1}$ , 则残差决策结果  $q'_C$  的无误检率和正确检测率分别为

$$\eta_{q'_C} = \eta_{q'}(1 - \alpha_{a1}), \gamma_{q'_C} = \gamma_{q'}(1 - \beta_{a1}). \quad (15)$$

设  $P(A_i^s) (i = 0, 1)$  表示传感器  $s$  的先验分布, 则残差决策结果  $q'_C$  的先验分布为

$$P(A_0^{q'_C}) = \eta_{q'} P(A_0^q) (1 - \alpha_{a1}) + (\eta_{q'} P(A_1^q) + 1 - \eta_{q'}) \beta_{a1}. \quad (16)$$

决策的损失函数一般可取

$$L(a_i, \omega_j) = \frac{1}{P(a_i | \omega_j) P(\omega_j)} = \frac{1}{P(\lambda_i | A_j) P(A_j)}, \quad i, j = 0, 1. \quad (17)$$

如  $L(a_1, \omega_0) = \frac{1}{P(\lambda_1 | A_0) P(A_0)}$ , 即在无故障模式  $\omega_0$  情况下作出有故障决策  $a_1$  的风险函数是虚警率的反比. 到此, 解析余度信号的贝叶斯决策模型已建立. 那么, 某传感器 BIT 结果的后验分布为

$$P(A_0 | \lambda_1^B) = \frac{P(\lambda_1^B | A_0) P(A_0)}{\sum_{i=0}^1 P(\lambda_1^B | A_i) P(A_i)} = \frac{\alpha_B}{\alpha_B + \gamma_B}, \quad (18)$$

$$P(A_0 | \lambda_0^B) = \frac{P(\lambda_0^B | A_0) P(A_0)}{\sum_{i=0}^1 P(\lambda_0^B | A_i) P(A_i)} = \frac{\eta_B}{\eta_B + \beta_B}, \quad (19)$$

$$P(A_1 | \lambda_0^B) = \frac{P(\lambda_0^B | A_1) P(A_1)}{\sum_{i=0}^1 P(\lambda_0^B | A_i) P(A_i)} = \frac{\beta_B}{\eta_B + \beta_B}, \quad (20)$$

$$P(A_1 | \lambda_1^B) = \frac{P(\lambda_1^B | A_1) P(A_1)}{\sum_{i=0}^1 P(\lambda_1^B | A_i) P(A_i)} = \frac{\gamma_B}{\alpha_B + \gamma_B}. \quad (21)$$

同理, 可得到残差决策结果的后验分布为

$$P(A_0 | \lambda_1^C) = \frac{\alpha_C}{\alpha_C + \gamma_C}, P(A_0 | \lambda_0^C) = \frac{\eta_C}{\eta_C + \beta_C}, \quad (22)$$

$$P(A_1 | \lambda_0^C) = \frac{\beta_C}{\eta_C + \beta_C}, P(A_1 | \lambda_1^C) = \frac{\gamma_C}{\alpha_C + \gamma_C}. \quad (23)$$

那么, 以  $\lambda^B, \lambda^C$  (分别表示 BIT 诊断结果和残差决策结果) 为样本, 决策  $a_0, a_1$  分别表示判决对应的某传感器正常和故障, 其贝叶斯判决的风险为

$$R(a_m | \lambda^B, \lambda^C) = \sum_{k=B, C} \sum_{i=0}^1 (L(a_i, \omega_j) P(A_i | \lambda^k)), \quad m = 0, 1; \quad (24)$$

$$R(a_1 | \lambda_1^B, \lambda_1^C) = \frac{2}{\alpha_B + \gamma_B} + \frac{2}{\alpha_C + \gamma_C}; \quad (25)$$

$$R(a_0 | \lambda_1^B, \lambda_1^C) = \frac{1}{\alpha_B + \gamma_B} \left( \frac{\gamma_B}{\beta_B} + \frac{\alpha_B}{\eta_B} \right) + \frac{1}{\alpha_C + \gamma_C} \left( \frac{\gamma_C}{\beta_C} + \frac{\alpha_C}{\eta_C} \right); \quad (26)$$

$$R(a_1 | \lambda_0^B, \lambda_1^C) = \frac{1}{\beta_B + \eta_B} \left( \frac{\beta_B}{\gamma_B} + \frac{\eta_B}{\alpha_B} \right) + \frac{2}{\alpha_C + \gamma_C}; \quad (27)$$

$$R(a_0 | \lambda_0^B, \lambda_1^C) = \frac{2}{\beta_B + \eta_B} + \frac{1}{\alpha_C + \gamma_C} \left( \frac{\gamma_C}{\beta_C} + \frac{\alpha_C}{\eta_C} \right); \quad (28)$$

$$R(a_1 | \lambda_1^B, \lambda_0^C) = \frac{2}{\alpha_B + \gamma_B} + \frac{1}{\beta_C + \eta_C} \left( \frac{\beta_C}{\gamma_C} + \frac{\eta_C}{\alpha_C} \right); \quad (29)$$

$$R(a_0 | \lambda_1^B, \lambda_0^C) = \frac{1}{\alpha_B + \gamma_B} \left( \frac{\gamma_B}{\beta_B} + \frac{\alpha_B}{\eta_B} \right) + \frac{2}{\beta_C + \eta_C}; \quad (30)$$

$$R(a_1 | \lambda_0^B, \lambda_0^C) = \frac{1}{\beta_B + \eta_B} \left( \frac{\beta_B}{\gamma_B} + \frac{\eta_B}{\alpha_B} \right) + \frac{1}{\beta_C + \eta_C} \left( \frac{\beta_C}{\gamma_C} + \frac{\eta_C}{\alpha_C} \right); \quad (31)$$

$$R(a_0 | \lambda_0^B, \lambda_0^C) = \frac{2}{\beta_B + \eta_B} + \frac{2}{\beta_C + \eta_C}. \quad (32)$$

### 3.3 贝叶斯融合条件

将解析余度的残差决策结果  $C$  与 BIT 诊断结果  $B$  进行贝叶斯融合, 首先应满足式 (25)<(26), (31)>(32), 即当  $B, C$  均为故障时, 决策为故障 ( $a_1$ ) 的风险应小于决策为正常 ( $a_0$ ) 的风险; 当  $B, C$  均为正常时, 决策为正常 ( $a_0$ ) 的风险应小于决策为故障 ( $a_1$ ) 的风险. 这两个不等式是解析余度辅助 BIT 决策需要满足的贝叶斯融合基本条件. 若进一步满足式 (27)<(28), 则称满足漏报检测条件; 若满足式 (29)>(30), 则称满足虚警剔除条件.

由式 (25)<(26) 可得

$$R(a_1|\lambda_1^B, \lambda_1^C) - r(a_0|\lambda_1^B, \lambda_1^C) < 0 \Rightarrow \frac{\left(\frac{1}{\beta_B} + \frac{1}{\eta_B} - 4\right)}{\alpha_B + \gamma_B} + \frac{\left(\frac{1}{\beta_C} + \frac{1}{\eta_C} - 4\right)}{\alpha_C + \gamma_C} > 0; \quad (33)$$

由式 (31)>(32) 可得

$$R(a_1|\lambda_0^B, \lambda_0^C) - R(a_0|\lambda_0^B, \lambda_0^C) > 0 \Rightarrow \frac{\left(\frac{1}{\gamma_B} + \frac{1}{\alpha_B} - 4\right)}{\beta_B + \eta_B} + \frac{\left(\frac{1}{\gamma_C} + \frac{1}{\alpha_C} - 4\right)}{\beta_C + \eta_C} > 0; \quad (34)$$

由式 (27)<(28) 可得

$$R(a_1|\lambda_0^B, \lambda_1^C) - R(a_0|\lambda_0^B, \lambda_1^C) < 0 \Rightarrow \frac{\left(\frac{1}{\gamma_B} + \frac{1}{\alpha_B} - 4\right)}{\beta_B + \eta_B} - \frac{\left(\frac{1}{\beta_C} + \frac{1}{\eta_C} - 4\right)}{\alpha_C + \gamma_C} > 0; \quad (35)$$

由式 (29)>(30) 可得

$$R(a_1|\lambda_1^B, \lambda_0^C) - R(a_0|\lambda_1^B, \lambda_0^C) > 0 \Rightarrow \frac{\left(4 - \frac{1}{\beta_B} - \frac{1}{\eta_B}\right)}{\alpha_B + \gamma_B} + \frac{\left(\frac{1}{\gamma_C} + \frac{1}{\alpha_C} - 4\right)}{\beta_C + \eta_C} > 0. \quad (36)$$

上述4个不等式称为解析余度辅助 BIT 决策的贝叶斯信息融合不等式. 假设解析余度残差决策的虚警率和漏报率已知, 现研究解析余度残差决策的虚警率和漏报率对贝叶斯融合中 BIT 诊断结果虚警率和漏报率的条件限制. 由假设,

$$k_1 = \frac{1}{\alpha_C + \gamma_C} \left( \frac{1}{\beta_C} + \frac{1}{\eta_C} - 4 \right), \quad (37)$$

$$k_2 = \frac{1}{\beta_C + \eta_C} \left( \frac{1}{\gamma_C} + \frac{1}{\alpha_C} - 4 \right). \quad (38)$$

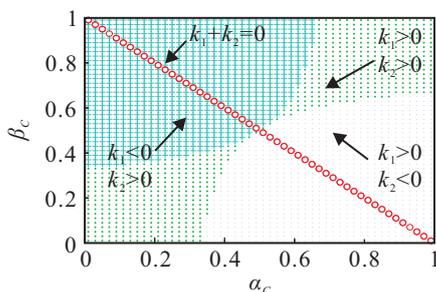


图1  $k_1, k_2$  随  $\alpha_C, \beta_C$  变化情况

由于  $k_1, k_2$  分别出现在漏报检测不等式和虚警

剔除不等式, 分别称为漏报检测系数和虚警剔除系数. 图1给出了  $k_1, k_2$  的值随  $\alpha_C, \beta_C$  变化的情况. 由式 (33) 和 (36) 可得

$$k_1 + k_2 > 0 \iff \alpha_C + \beta_C \neq 1. \quad (39)$$

## 4 实例分析

在实际中, 为了有效地利用贝叶斯信息融合辅助 BIT 决策, 要求  $\alpha_C, \beta_C$  不应过大. 设  $0 < \alpha_C, \beta_C < 0.5$ , 由图1可知, 对于任意的  $0 < \alpha_C, \beta_C < 0.5$  均有  $k_1 + k_2 > 0$ .

若已知  $\alpha_C, \beta_C$ , 将  $k_1, k_2$  代入式 (33)~(36), 可得  $\alpha_B, \beta_B$  的取值范围. 在  $\alpha_C, \beta_C$  给定的情况下,  $\alpha_B, \beta_B$  的取值范围如图2~图5中阴影部分所示.

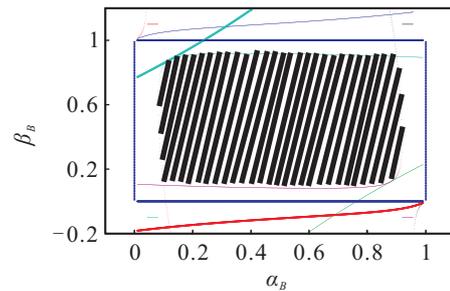


图2  $(\alpha_C, \beta_C) = (0.1, 0.1)$  时,  $\alpha_B, \beta_B$  的取值范围

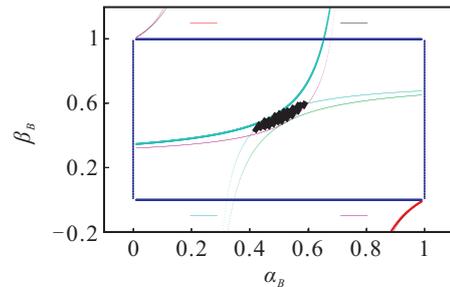


图3  $(\alpha_C, \beta_C) = (0.4, 0.4)$  时,  $\alpha_B, \beta_B$  的取值范围

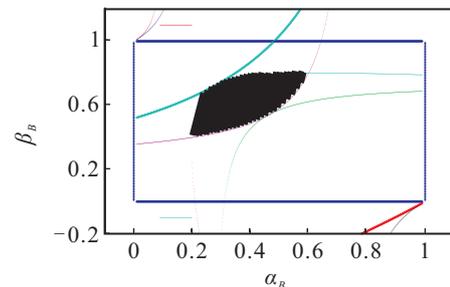


图4  $(\alpha_C, \beta_C) = (0.4, 0.2)$  时,  $\alpha_B, \beta_B$  的取值范围

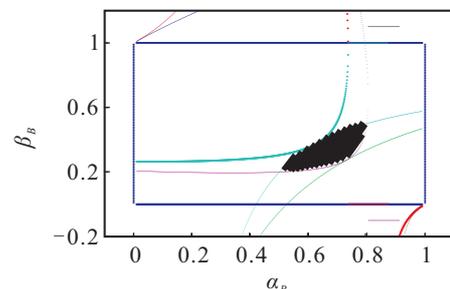


图5  $(\alpha_C, \beta_C) = (0.2, 0.5)$  时,  $\alpha_B, \beta_B$  的取值范围

为了说明多样本贝叶斯决策在基于解析冗余辅助BIT决策中的应用,以传感器 $q$ 为例,计算若干组测试数据的贝叶斯决策风险,如表1所示。

表1 仿真测试数据

参数		1	2	3	4	5	6
$\alpha_B$		0.1	0.3	0.3	0.3	0.4	0.7
$\beta_B$		0.3	0.2	0.2	0.2	0.3	0.7
$\alpha_C$		0.2	0.3	0.3	0.2	0.2	0.1
$\beta_C$		0.3	0.2	0.1	0.1	0.2	0.2
$\lambda_1^B, \lambda_1^C$	$R(a_1)$	4.72	3.64	3.48	3.64	3.82	4.22
	$R(a_0)$	5.93	8.05	11.88	12.44	6.98	7.33
$\lambda_0^B, \lambda_1^C$	$R(a_1)$	10.08	4.69	4.54	4.69	4.14	4.98
	$R(a_0)$	4.54	6.25	10.08	10.63	6.47	6.57
$\lambda_1^B, \lambda_0^C$	$R(a_1)$	6.53	4.69	4.87	6.39	6.07	10.41
	$R(a_0)$	4.87	6.25	6.52	6.25	4.73	4.58
$\lambda_0^B, \lambda_0^C$	$R(a_1)$	11.88	5.74	5.93	7.44	6.39	11.17
	$R(a_0)$	3.48	4.44	4.72	4.44	4.22	3.82

由表1可知,在第1组数据中 $\alpha_B < \alpha_C$ ,即该传感器BIT本身的虚警率已小于解析冗余残差决策的虚警率,若再用解析冗余残差决策来辅助决策,显然是不合理;第2,第3组分别为 $\alpha_B = \alpha_C$ ,  $\beta_B = \beta_C$ 和 $\alpha_B = \alpha_C$ ,  $\beta_B > \beta_C$ ,由于 $\alpha_B, \beta_B$ 不在满足4个融合不等式的范围之内,也是不可取的;第4~第6组 $\alpha_B, \beta_B$ 均能满足其对应的 $\alpha_C, \beta_C$ 所形成的融合不等式,因此是可用的。由第6组数据可知,当 $\alpha_C, \beta_C$ 较小时, $\alpha_B, \beta_B$ 可取的范围较大,可达到 $\alpha_C, \beta_C = 0.7$ 。

## 5 结论

本文提出了将具有较高可靠性的传感器用于其他虚警率(或漏报率)较高的传感器BIT的辅助决策,建立了解析冗余信号辅助BIT报警判决的贝叶斯决策模型。通过贝叶斯信息融合将判决BIT的虚警(或漏报)与否的风险用贝叶斯风险描述,并通过比较贝叶斯风险的大小,作出最终的决策。本文给出的贝叶斯损失函数定义可作为初始损失定义,在实际的使用中可由可靠性工程师根据使用效果进行调整,并且在实际中,可只在多样本决策出现不一致时,才使用贝叶斯决策。

## 参考文献(References)

[1] Drees R, Young N. Role of BIT in support system maintenance and availability[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2004, 19(8): 3-7.  
 [2] 温熙森,徐永成,易晓山,等.智能机内测试理论与应用[M].北京:国防工业出版社,2002.

(Wen X S, Xu Y C, Yi X S, et al. Theory and application of intelligent built-in test[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2002.)  
 [3] 田仲,石君友.系统测试性设计分析与验证[M].北京:北京航空航天大学出版社,2003.  
 (Tian Z, Shi J Y. Design, analysis and verification of system testing[M]. Beijing: Beihang University Press, 2003.)  
 [4] 刘震.智能BIT诊断方法及其在多电飞机电源系统中的应用[D].西安:西北工业大学,2006.  
 (Liu Z. Research on the intelligent built in test fault diagnosis method and its application to more-electric aircraft electrical power System[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006.)  
 [5] Zbytniewski J, Anderson K. Smart BIT-2: Adding intelligence to built-in-test[C]. IEEE Aerospace and Electronics Conference, 1989, 4: 2035-2042.  
 [6] 池程芝,章卫国,高亚奎,等.基于解析冗余的机载维护系统故障诊断方法[J].计算机测量与控制,2011,19(7): 1552-1554.  
 (Chi C Z, Zhang W G, Gao Y K, et al. Fault diagnosis for onboard maintenance system based on analysis redundancy[J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(7): 1552-1554.)  
 [7] 朱大奇,刘永安.故障诊断的信息融合方法[J].控制与决策,2007,22(12): 1321-1328.  
 (Zhu D Q, Liu Y A. Information fusion method for fault diagnosis[J]. Control and Decision, 2007, 22(12): 1321-1328.)  
 [8] 甘传付,黄允华. Bayes信息融合方法在雷达故障诊断中的应用[J].火力与指挥控制,2004,29(5): 94-100.  
 (Gan C F, Huang Y H. Bayes information fusion method used in the radar fault diagnosis[J]. Fire Control & Command Control, 2004, 29(5): 94-100.)  
 [9] 刘震,林辉.基于贝叶斯决策的机内测试虚警滤波技术[J].系统工程学报,2008,23(1): 125-128.  
 (Liu Z, Lin H. Built-in test false alarm filtering technique based on bayesian decision[J]. J of Systems Engineering, 2008, 23(1): 125-128.)  
 [10] 韩敏,张俊杰,彭飞,等.一种基于多决策类的贝叶斯粗糙集模型[J].控制与决策,2009,24(11): 1612-1619.  
 (Han M, Zhang J J, Peng F, et al. Bayesian rough set multiple decision classes[J]. Control and Decision, 2009, 24(11): 1612-1619.)  
 [11] Sheppard J W, Kaufman M A. A bayesian approach to diagnosis and prognosis using built-in test[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2005, 54(3): 1003-1018.