

基于置信规则库推理的证据滤波报警器设计

徐海洋, 徐晓滨, 文成林, 李建宁

(杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 为了降低过程变量不确定性对报警结果的影响, 给出一种基于置信规则库 (BRB) 推理的证据滤波报警器设计方法。将通常的绝对阈值转换为模糊隶属度形式的相对阈值, 并用其完成从过程变量到报警证据的转化; 根据证据距离得到它们之间的相互支持度。采用条件化证据线性更新规则实现滤波, 对于更新权重的求取, 采用置信规则库建立历史和当前时刻报警证据支持度与更新权重之间的非线性关系, 并通过规则推理在线求取更新权重。最后通过过程变量仿真实例的误报漏报率统计分析, 说明所提 BRB 方法能够充分利用专家知识实现更新权重的在线调节, 性能更加优越。

关键词: 工业报警器设计; 置信规则库推理; 证据理论; 线性证据更新规则

中图分类号: TP277 文献标志码: A 文章编号: 1672-3767(2017)04-0045-06

DOI: 10.16452/j.cnki.sdkjzk.2017.04.007

Alarm Design of Evidence Filtering Based on Belief Rule Base Inference

XU Haiyang, XU Xiaobin, WEN Chenglin, LI Jianning

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: In order to reduce the influence of process variable uncertainty on alarm results, a design method of evidence filtering alarm based on belief rule base (BRB) inference was proposed in this paper. The usual absolute threshold was converted into the relative threshold of the fuzzy membership form, with which the transformation from the process variable to the alarm evidence was completed. According to the evidence distance, the mutual support between them was obtained. Conditional evidence linear updating rules were adopted to achieve the filtering and gain the updating weight. BRB was used to establish the non-linear relationship between historical and current time alarm evidence support and updating weight. With rule-based inference, the updating weights were obtained online. The results of the statistical analysis of false and missing alarm rates of process variables show that, the proposed BRB method has a better performance by making full use of expert knowledge to realize the online regulation of updating weight.

Key words: design of industrial alarm system; belief rule base inference; evidence theory; linear evidence updating rule

现代过程工业中, 通过报警系统对设备的重要过程变量数据进行实时检测与处理, 从而能够及时发现异常和运行故障。所生成的警报可以提醒设备操作者或维修工程师及时采取停机或降级运行等措施, 保证设备不受到更为严重的损害。在设计工业报警器的算法中, 通常采用延迟方法、滤波方法和死区方法^[1-3], 一般

收稿日期: 2017-01-16

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61433001, 61374123, 61573275, U1509203); 浙江省公益性技术应用研究计划项目 (2016C31071)

作者简介: 徐海洋 (1992—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 主要从事故障诊断与信息融合研究。

徐晓滨 (1980—), 男, 河南郑州人, 教授, 博士, 主要从事故障诊断与信息融合研究, 本文通信作者。

E-mail: xuxiaobin1980@163.com

将漏报率(missing alarm rate, MAR)、误报率(false alarm rate, FAR)、平均报警延迟(average alarm delay, AAD)等指标来评价报警器的性能。对算法中的相关参数(报警阈值、滤波器阶数等)进行优化,以提升报警器的性能^[4]。以上常用算法优化设计,都是在假设过程变量概率统计特性已知的情况下进行的,但实际工业设备运行和状态监控中存在诸多不确定性因素,使得难以获取精确的概率分布模型来描述过程变量,所以此时获取的报警器就难以确保性能优良。针对该问题,文献[5-6]给出了证据更新理论知识,提出了一种基于数据驱动的报警器更新证据方法,它将过程变量值转化成报警证据,然后通过条件化证据更新规则,获得连续时刻的报警证据,从而得到更加精确的报警结果,有效解决了不确定因素对报警决策的影响,其在误报率和漏报率方面的性能普遍优于传统的滤波方法和延迟算法。虽然该方法在不确知过程变量统计分布情况下可以获得较为理想的报警效果,但其中线性更新权重的求取问题还有待进一步研究。因为目前采用的是根据前后时刻报警证据相似度的线性比例关系确定更新权重,面临过程变量复杂不确定的变化情况,需要给出更为复杂和适用性较强的方法确定更新权重,以进一步提升证据更新滤波算法的性能。

基于此,本文给出了一种基于置信规则库(BRB)推理的报警证据更新权重获取方法,用 BRB 系统建立历史和当前时刻报警证据相似度(支持度)与更新权重之间的非线性关系,并通过规则推理在线求取更新权重。最后通过过程变量仿真实例的误报漏报率统计分析,说明所提 BRB 方法能够充分利用专家知识实现更新权重的在线调节,比线性权重方法有更好的优越性。

1 基于证据更新的报警器设计

文献[5-6]中提出的基于证据更新的报警器设计方法进行简要介绍,重点分析其中证据线性更新权重求取方法存在的问题,并进一步提出新的求取方法研究思路。

当使用证据理论对报警问题建模时,报警器会输出两种状态,可以将其定义为两种辨识框架 $\Theta = \{A, NA\}$,其中 A 表示警报, NA 表示未警报。将通常的绝对阈值转换为模糊隶属度形式的相对阈值,并用其完成从过程变量到报警证据的转化。如式(1)和图 1 所示,其中: x_{tp} 是传统的报警阈值。 x_{tp}^U 和 x_{tp}^L 分别表示报警阈值的上下限, $x_{tp}^U = x_{tp}(1+5\%)$, $x_{tp}^L = x_{tp}(1-5\%)$,可见,当 x_{tp} 为不同的取值时会有不同的模糊阈值。将

$$\mu_A(x(t)) = \begin{cases} 0, & x(t) \leq x_{tp}^L \\ \frac{x(t) - x_{tp}^L}{x_{tp}^U - x_{tp}^L}, & x_{tp}^L < x(t) < x_{tp}^U \\ 1, & x(t) \geq x_{tp}^U \end{cases}, \mu_{NA}(x(t)) = \begin{cases} 1, & x(t) \leq x_{tp}^L \\ \frac{x_{tp}^L - x(t)}{x_{tp}^L - x_{tp}^U}, & x_{tp}^L < x(t) < x_{tp}^U \\ 0, & x(t) \geq x_{tp}^U \end{cases} \quad (1)$$

由于 $\mu_A(x(t)) + \mu_{NA}(x(t)) = 1$,则将 $\mu_A(x(t))$ 和 $\mu_{NA}(x(t))$ 作为 t 时刻对命题 A 和 NA 的基本信度赋值,并构成 t 时刻的报警证据,记为 (X_t, m_t) ,其中 $X_t = \{\{A\}, \{NA\}\}$, $m_t = \mu_A(x(t))$ $m_t(NA) = \mu_{NA}(x(t))$,为了便于表示,将其简记为 m_t 。 x_{tp}^L 和 x_{tp}^U 可以由 x_{tp} 来给定,那么 $x(t)$ 与 x_{tp} 之间的绝对性超越关系,则转变为 $x(t)$ 与 x_{tp}^L 和 x_{tp}^U 之间相对超越的关系,这种关系中的不确定性被转化为报警证据。以便后续在证据理论框架下对其进行推理。

通过在 t 时刻得到的 m_t 对 $t-1$ 时刻的全局报警证据 $m_{1,t-1}$ 的更新操作,就可以计算出 t 时刻的 $m_{1,t}$,更新操作是通过以下条件化证据线性更新规则得到:

$$m_{1,t}(A) = (1 - \omega_t)m_{1,t-1}(A) + \omega_t m_t(A | B), m_{1,t}(NA) = (1 - \omega_t)m_{1,t-1}(NA) + \omega_t m_t(NA | B) \quad (2)$$

其中 $B \subset \{A, NA\}$,条件化证据 $m_t(A|B)$ 和 $m_t(NA|B)$ 的计算方法详见文献[5-6]。当 $m_{1,t}(A) \geq m_{1,t}(NA)$ 时,则发出警报 (A),反之则不发出警报 (NA)。证据相似度的可靠权重的求取如下文,首先给出任意证据

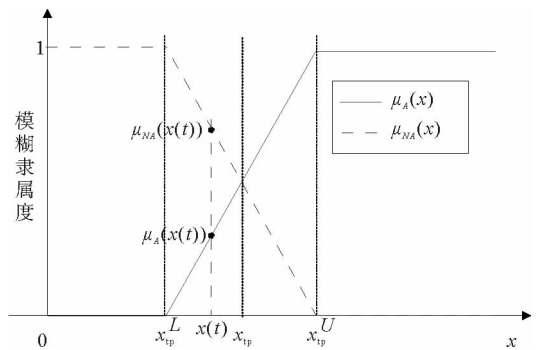


图 1 报警器的模糊阈值

Fig. 1 Alarm's Fuzzy Threshold

m_i 和 m_j 之间的相似度为:

$$Sim(m_i, m_j) = 1 - d_j(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(\vec{m}_i, \vec{m}_j) \underline{D}(\vec{m}_i, \vec{m}_j)} \quad (3)$$

这里 d_j 是常用的 Jousselm 的证据距离^[7]。当 $Sim(m_i, m_j)$ 取值小,说明 m_i 和 m_j 两者之间的距离越大,那么说明两者相似度低,反之,则两者相似度高。进一步,可定义关于证据 m_i 的支持度为:

$$Sup_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N Sim(m_i, m_j) \quad (4)$$

其反映的是 m_i 被另外 $N-1$ 个证据所支持的程度。由支持度求得 m_i 的置信度为:

$$Crd_i = Sup_i / \sum_{i=1}^N Sup_i \quad (5)$$

显然有 $\sum_{i=1}^N Crd_i = 1$ 。由式(3)~(5)能够计算出对连续得到的三个证据的两两相似度、支持度,最终设定为:

$$\omega_t = Crd_t = Sup_t / (Sup_t + Sup_{1,t-1} + Sup_{1,t-2}) \quad (6)$$

由式(6)可知, ω_t 和 Sup_t , $Sup_{1,t-1}$ 和 $Sup_{1,t-2}$ 之间是线性的映射关系,且总有 $\omega_t < (1 - \omega_t)$ 。显然,当过程变量及其证据 m_t 的变化较为复杂时,这种线性的权重取值确定方法不足以使递归更新后生成的 $m_{1,t}$ 反映真实的设备状态,即当 A 发生时, $m_{1,t}(A)$ 的值趋近于 1,反之亦然。为了解决该问题,基于专家知识建立 BRB 模型,用于描述 ω_t 和 Sup_t , $Sup_{1,t-1}$ 和 $Sup_{1,t-2}$ 之间更为复杂的非线性关系。

2 更新权重求取的置信规则库推理方法

置信规则是对原有模糊规则的一种改进,将规则的后项扩展为证据理论中的基本信度赋值的形式,在此基础上利用证据推理规则对激活规则后项进行融合,比原有的模糊规则在不确定性信息表示方面更为灵活。由于引入了信息融合的思想,也使得其对不确定性的综合处理更为有效^[8]。此外,采用置信规则形式的专家系统,有利于使用者理解和实施;可以用历史样本数据来训练置信规则库,从而优化 BRB 的参数,得到的系统能更加精确地反映输入量与输出量之间的非线性关系。

这里利用置信规则库描述输入量 $Sup_{1,t-2}$, $Sup_{1,t-1}$, Sup_t 和输出量 ω_t 之间的非线性关系。BRB 系统参数意义如表 1 所示,根据表中参数构造的第 k 条规则表示为:

$$IF(e_{0,1} \text{ is } E_{k,1}) \wedge (e_{0,2} \text{ is } E_{k,2}) \wedge (e_{0,3} \text{ is } E_{k,3}), THEN\{(D_1, \beta_{k,1}), (D_2, \beta_{k,2}), \dots, (D_N, \beta_{k,N})\} \quad (7)$$

式中 \wedge 为逻辑连接符,表示“与”的关系,BRB 共计包含 L 条规则。

表 1 BRB 模型及其参数的物理意义

Tab. 1 BRB model and the physical meaning of its parameters

BRB 系统	输入量与输出量之间的对应关系
前项属性	$E_0 = (e_{0,1}, e_{0,2}, e_{0,3}), e_{0,1} = Sup_{1,t-2}, e_{0,2} = Sup_{1,t-1}, e_{0,3} = Sup_t$
前项属性参考值集合: $A_i = \{A_{i,j} i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, J_i, n=3\}$	输入变量 $e_{0,i}$ 的参考值, J_i 为 $e_{0,i}$ 的参考值个数, $A_{i,1} < A_{i,2} < \dots < A_{i,J_i}$
第 k 条规则的前项: $E_k, k=1, 2, \dots, L$	E_0 在第 k 条规则中的参考值向量, $E_k = (E_{k,1}, E_{k,2}, E_{k,3}), E_{k,i} \in A_i$
第 k 条规则的后项: $\{(D_1, \beta_{k,1}), (D_2, \beta_{k,2}), \dots, (D_N, \beta_{k,N})\}, \sum_{l=1}^N \beta_{k,l} = 1, l=1, 2, \dots, N$	D_l 是输出 ω_t 的参考值, $E_0 = E_k$ 时, $\beta_{k,l}$ 为 D_l 的信度赋值
规则权重 $\theta_k \in [0, 1]$	第 k 条规则的相对重要性
属性权重 $\delta_i \in [0, 1]$	前项属性 $e_{0,i}$ 的相对重要性

当 BRB 接收到新的待检测输入 E_0 后,在第 k 条规则下的激活权重为

$$\omega_k = \frac{\theta_k \prod_{i=1}^n (a_i^k)^{\bar{\delta}_i}}{\sum_{k=1}^L [\theta_k \prod_{i=1}^n (a_i^k)^{\bar{\delta}_i}]}, \quad (8)$$

式中： $\omega_k \in [0, 1]$ ，相对属性权重为 $\bar{\delta}_i = \delta_i / \max_{i=1,2,\dots,n} \{\delta_i\}$ ；其中 a_i^k 为在第 k 规则下输入值与参考值的匹配度。

$$a_i^k = \begin{cases} \frac{(e_{0,i} - A_{i,q})}{(A_{i,q+1} - A_{i,q})}, & A_{i,q} < e_{0,i} \leq A_{i,q+1}, E_{k,i} = A_{i,q+1}, \\ \frac{(A_{i,q+1} - e_{0,i})}{(A_{i,q+1} - A_{i,q})}, & A_{i,q} < e_{0,i} \leq A_{i,q+1}, E_{k,i} = A_{i,q}, \\ 1, & e_{0,i} < A_{i,1} = E_{k,i} \text{ or } e_{0,i} \geq A_{i,J_i} = E_{k,i}, \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (9)$$

在得到激活权重后，利用 ER 算法将所有规则后项置信结构进行融合，然后 BRB 系统输出为：

$$O(E_0) = \{(D_l, \hat{\beta}_l), l = 1, 2, \dots, N\}, \quad (10)$$

式中 $\hat{\beta}_l$ 为第 l 个后项参考值赋予的置信度。

$$\beta_l = (\mu [\prod_{k=1}^L (\omega_k \beta_{k,l+1} - \omega_k \sum_{l=1}^N \beta_{k,l}) - \prod_{k=1}^L (1 - \omega_k \sum_{l=1}^N \beta_{k,l})]) / (1 - \mu [\prod_{k=1}^L (1 - \omega_k)]), \quad (11)$$

$$\mu = [\sum_{l=1}^N \prod_{k=1}^L (\omega_k \beta_{k,l} + 1 - \omega_k \sum_{l=1}^N \beta_{k,l}) - (N - 1) \prod_{k=1}^L (1 - \omega_k \beta_{k,l})]^{-1}, \quad (12)$$

由式(9)估计输出值为

$$\omega_l(E_0) = \sum_{l=1}^N D_l \hat{\beta}_l \quad (13)$$

3 过程变量报警实验测试

设定 $x(t)$ 在“normal condition”和“abnormal condition”条件下服从以下变化规律^[5]：

$$\begin{cases} x(t) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2); \mu_1 \in [0.2, 0.3], \sigma_1 \in [1.5, 1.6], t < t_0 \text{ for the normal condition} \\ x(t) \sim N(\mu_2, \sigma_2^2); \mu_2 \in [1.2, 1.5], \sigma_2 \in [1.5, 1.6], \geq t_0 \text{ for the abnormal condition.} \end{cases} \quad (14)$$

可见此时 x 不具有精确的概率分布模型，无法利用传统的基于概率统计模型的方法对报警阈值等参数进行优化。按照以上非精确分布产生的采样序列如图 2 所示，其中 $\{x(1), x(2), \dots, x(1000)\}$ 为正常状态下的数据， $\{x(1001), x(1002), \dots, x(2000)\}$ 为异常状态下的数据。该节就以式(14)产生的 $x(t)$ 对提出的方法进行测试与分析。

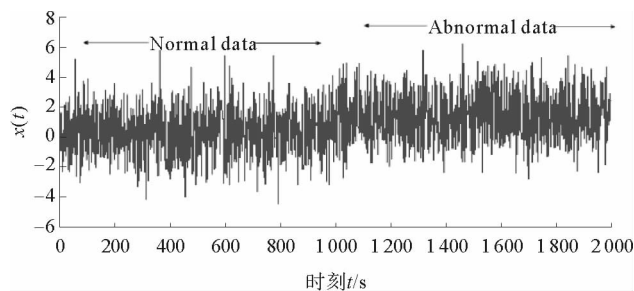


图 2 过程变量采样序列
Fig. 2 Sampling sequence of process variable

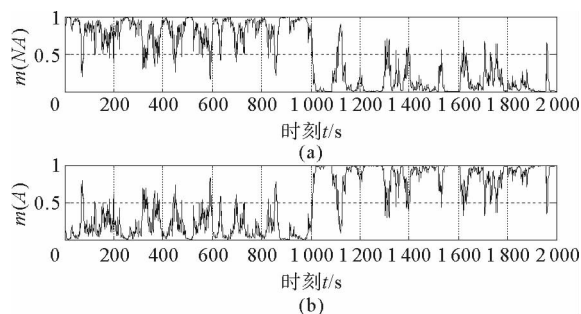


图 3 基于线性化方法计算更新权重时产生的 $m_{1,t}$
Fig. 3 $m_{1,t}$ generated while computing the updating weight based on linearization method

3.1 专家知识获取及 BRB 的构建

将图 2 中每个时刻的 $x(t)$ 带入式(1), 产生相应的 $m_t(A)$ 和 $m_t(NA)$, 然后根据式(2)递归计算获取每个时刻的更新结果 $m_{1,t}$, 此时由文献[5]求取的最优的 $x_{tp}=0.75$ 。图 3 给出了利用式(6)线性方法求取更新权重 ω_t 后产生的更新结果, 图 4 给出了利用专家知识调整 ω_t 后产生的结果。从两图的对比可以看出, 当变量处于 NA(A)状态时, 后者对于 NA(A)的置信赋值大于前者, 相应前者的 $FAR=6.2\%$ 、 $MAR=5.6\%$, 后者的 $FAR=0.5\%$ 、 $MAR=0.6\%$, 可见从专家经验中获取的权重值优于通过线性方法获得的权重值。

对应图 4 中的更新结果, 能够获取 2 000 组 $Sup_{1,t-2}, Sup_{1,t-1}, Sup_t$ (输入量) 和 ω_t (输出量) 之间的非线性关系数据。基于这些数据, 利用第 2 节提出的方法可以构造 BRB 模型用于描述输入量 $Sup_{1,t-2}, Sup_{1,t-1}, Sup_t$ 和输出量 ω_t 之间的非线性关系。其中, $Sup_{1,t-2}$ 参考值(语义值)为 $A_{11}=0.7(VS); A_{12}=1.0(PS); A_{13}=1.4(PM); A_{14}=2.1(PL)$; $Sup_{1,t-1}$ 参考值(语义值)为 $A_{21}=0.8(VS); A_{22}=1.3(PS); A_{23}=1.7(PM); A_{24}=2.1(PL)$; Sup_t 参考值(语义值) $A_{31}=-0.1(VS); A_{32}=0.8(PS); A_{33}=1.5(PM); A_{34}=2.1(PL)$; ω_t 的参考值(语义值)为 $D_1=-0.1(VS); D_2=0.18(PS); D_3=0.33(PM); D_4=0.52(PL)$; 语义值 VS, PS, PM, PL 分别代表“非常小”、“正向小”、“正向中”、“正向大”, 进而可以构造 BRB 中的规则为:

IF($Sup_{1,t-2}$ is $E_{k,1}$) \wedge ($Sup_{1,t-1}$ is $E_{k,2}$) \wedge (Sup_t is $E_{k,3}$), THEN $\{ (D_1, \beta_{k,1}), (D_2, \beta_{k,2}), (D_3, \beta_{k,3}), (D_4, \beta_{k,4}) \}$

所以, 对应表 1 中的参数 $n=3, J_1=J_2=J_3=4, N=4$, 共计生成了 64 条规则, 表 2 给出部分规则, 其中的置信赋值 β 为专家根据经验给定的值, θ_k, δ_i 取值均为 1。

表 2 BRB 规则库部分参数取值

Tab. 2 Selection of partial parameters of BRB

序号	$Sup_{1,t-2} \& Sup_{1,t-1} \& Sup_t$	ω_t 的置信结构			
		β_1	β_2	β_3	β_4
1	VS&VS&VS	0.51	0.49	0	0
2	VS&PS&VS	0.92	0.08	0	0
3	VS&PM&VS	0.78	0.22	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	PS&PL&VS	0	0	0.92	0.08
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	PM&VS&PS	0	0	0.63	0.37
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
40	PM&PS&PL	0	0	0.92	0.08
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
47	PM&PL&PM	0	0.12	0.88	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
62	PL&PL&PS	0	0.42	0.58	0
63	PL&PL&PM	0	0.10	0.90	0
64	PL&PL&PL	0.95	0.05	0	0

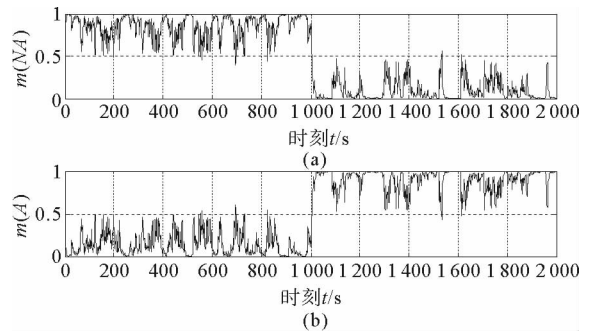


图 4 基于专家经验获取更新权重时产生的 $m_{1,t}$

Fig. 4 $m_{1,t}$ generated while obtaining the updating weight based on expert experience

3.2 仿真实验统计结果的对比分析

为了验证 BRB 模型的效果,通过式(14)产生 100 组长度为 2 000 的过程变量采样作为测试数据,然后利用 BRB 方法和原始线性化权重求取方法计算这 100 组数据的平均误报漏报率,结果如表 3 所示,BRB 非线性模型的权重求取结果优于原有的线性权重求取结果。

表 3 100 测试组数据的平均误报率和漏报率比较

Tab. 3 Comparison of the average false and missing alarm rates of data from 100 testing groups

方法类型	平均误报率 (MFAR)/%	平均漏报率 (MMAR)/%
原始方法	6.9	5.5
BRB 方法	4.7	3.9

4 结束语

给出了一种基于置信规则库(BRB)推理的证据滤波报警器设计方法。通过采集到的过程变量,利用模糊隶属度函数将其转化为报警证据,根据距离公式得到两证据间的支持度,滤波采用了条件化的证据更新规则,对于线性更新权重的求取,采用置信规则库建立历史和当前时刻报警证据支持度与更新权重之间的非线性关系,并通过规则推理在线求取更新权重。最后通过过程变量仿真实例的误报漏报率统计分析,说明所提 BRB 方法能够充分利用专家知识实现更新权重的在线调节,比原有的线性化权重有较好的优越性。在以后的研究中,可进一步考虑如何利用已有的专家知识数据对 BRB 系统参数进行优化,使得构建的模型更能够准确的反映证据支持度与更新权重的非线性关系。

参考文献:

- [1]CHENG Y, IZADI I, CHEN T. On optimal alarm filter design[C]// IEEE International Symposium on Advanced Control of Industrial Processes, 2011:139-145.
- [2]ADNAN N A, IZADI I, CHEN T. Computing detection delays in industrial alarm systems[C]//International Symposium on Advanced Control of Industrial Process, 2011:786-791.
- [3]XU J, WANG J, IZADI I, et al. Performance assessment and design for univariate alarm systems based on FAR, MAR, and AAD[J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2012, 9(2):296-307.
- [4]IZADI I, SHAH S L, SHOOK D S, et al. A framework for optimal design of alarm systems[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2009, 42(8):651-656.
- [5]XU X, LI S, SONG X, et al. The optimal design of industrial alarm systems based on evidence theory[J]. Control Engineering Practice, 2016, 46:142-156.
- [6]文成林, 徐晓滨. 多源不确定信息融合理论及应用[M]. 北京:科学出版社, 2012.
- [7]JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSÉ E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2):91-101.
- [8]XU X B, LIU Z, CHEN Y W, et al. Circuit tolerance design using belief rule base[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015:1-12.

(责任编辑:李 磊)