

一种基于区间规则的条件证据网络推理决策方法

郭强^a, 关欣^b, 潘丽娜^c, 刘俊^a, 潘新龙^a

(海军航空工程学院 a. 信息融合技术研究所, b. 电子信息工程系, c. 基础部, 山东烟台 264001)

摘要: 针对证据网络推理方法无法对区间规则进行表示和推理的问题, 提出一种基于区间规则的条件证据网络推理决策方法. 该方法针对模糊规则的条件概率或信度为不确定区间的情况, 可同时表达不确定性和模糊性; 并将区间不确定规则转化为区间条件信度函数作为证据网络的结点参数, 通过条件推理和证据融合得到条件证据网络中各结点幂集空间中焦元的随机分布作为决策依据. 最后, 通过空中目标态势评估实例, 验证了所提出方法的有效性.

关键词: 区间不确定规则; 证据网络; 信息融合; 条件推理; 态势评估

中图分类号: TP212; TP181

文献标志码: A

A conditional evidential network reasoning and decision method based on interval rules

GUO Qiang^a, GUAN Xin^b, PAN Li-na^c, LIU Jun^a, PAN Xin-long^a

(a. Research Institute of Information Fusion, b. Electronics and Information Department, c. Department of Basic Science, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China. Correspondent: GUO Qiang, E-mail: gq19860209@163.com)

Abstract: To solve the problem that the interval rules can not be expressed and reasoned based on evidential networks, a conditional evidential network reasoning and decision method based on interval rules is proposed. The method extends fuzzy rules to interval uncertain rules, which can express the uncertainty and fuzziness simultaneously. Then, the interval uncertain rules are translated to interval conditional belief functions as the parameters of the nodes in evidential networks. The decision conclusion can be drawn by the random distribution of the nodes' power sets, which is obtained by conditional inference and evidential fusion. Finally, the effectiveness of the proposed method is illustrated through the air target situation assessment example.

Keywords: interval uncertain rules; evidential networks; information fusion; conditional inference; situation assessment

0 引言

在现阶段信息融合领域的研究中, 人们对相同鉴别框架下的多传感器融合问题的研究较为广泛^[1-4]. 然而, 由于战场环境日益复杂以及战争形式的多样性, 单一鉴别框架下的多传感器融合技术已无法满足现阶段信息化战争的决策要求. 为了更好地辅助决策, 形成统一的高层态势信息, 必然需要融合战场协同作战中的单平台以及多平台上不同知识框架下、不同层次的多源异类传感器得到的不确定性信息, 而如何对这种不同鉴别框架下的不确定证据信息进行推理融合, 实现有效的态势评估的研究较少.

为了解决不同识别框架下的不确定证据融合问

题, 文献[5]提出了价值网络的理论, 价值网络将复杂问题的先验知识转化为由多个变量结点与关系结点构成的层次化网络结构, 变量结点代表对单个识别框架内各焦元的信任侧度, 关系结点代表有关系的变量间的联合信度函数, 通过扩展和边缘化的操作使得不同框架下的证据可以处于统一框架下进行证据融合. 但由于变量间关系的联合信度函数有时不易获取, 存储空间和计算量较大, 文献[6-7]提出了基于条件信度函数参数的证据网络理论, 即条件证据网络理论. 条件信度函数是D-S证据理论的“贝叶斯函数”, 其功能类似于贝叶斯网络中的条件概率函数. 对比联合信度函数模型, 条件信度函数模型对知识的表示更

收稿日期: 2014-12-22; **修回日期:** 2015-03-15

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61032001); 国家自然科学基金项目(61102166, 61471379); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-11-0872).

作者简介: 郭强(1986—), 男, 讲师, 博士, 从事DSmT、高层信息融合等研究; 关欣(1978—), 女, 教授, 博士, 从事信息融合、电子对抗等研究.

加直接. 此外, 对于变量 X 和 Y 而言, 为了描述信息全貌, 若用条件信度函数, 则最多需要 $2^{|\Theta_X + \Theta_Y|}$ 个值; 若用联合信度函数模型, 则需要 $2^{|\Theta_X \times \Theta_Y|}$ 个值. 从模型复杂度上分析, 条件信度函数模型比联合信度函数有优势^[8].

现阶段国内外对条件证据网络的研究主要集中在以下几个方面: 1) 研究动态条件证据网络, 使条件证据网络模型随着时间维的变化而进行自动推理^[9]; 2) 研究近似推理, 随着结点数量和结点参数的增多, 条件证据网络的推理运算量呈指数增长, 文献[10]对条件证据网络近似推理进行了探索性的研究; 3) 研究复杂问题的知识建模, 文献[11]利用混合二叉树的思想提出了条件证据网络的自动构建方法; 4) 研究条件证据网络的工程应用, 文献[12-16]分别将该理论应用于态势评估、多视觉感知、敌我属性综合识别、航天系统安全性分析等领域, 并取得了很好的效果.

近年来, 许多学者对模糊规则进行了深入的研究^[17-20]. 而条件证据网络虽然可以有效表达先验知识的模糊性和条件化映射的不确定性^[8], 但对同时具有模糊性、映射不确定性和信度不确定性的区间模糊规则, 却无法进行有效地推理.

本文对条件证据网络推理方法进行扩展, 将先验知识的模糊性与不确定性相结合, 提出区间不确定规则的概念, 并将区间不确定规则转化为网络结点的区间条件信度函数, 使得条件证据网络中各结点的焦元信度的推理结果转化为幂集空间上的随机变量. 通过将区间条件证据推理与区间多源证据相融合, 得到各结点中各焦元信度随机分布的数字特征作为决策依据. 最后, 通过空中目标态势评估实例验证了本文方法的有效性.

1 信度函数及条件证据网络理论

1.1 信度函数理论

信度函数理论^[21]的论域称为识别框架, 记为 Θ . 其中: 包括有限个基本命题, A 为 Θ 的子集, 这里要求 Θ 中的事件互斥. 赋值 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 是一个基本概率赋值, 当且仅当满足

$$\sum_{A \in \Theta} m(A) = 1; \quad (1)$$

$$\text{bel}(A) = \sum_{\phi \neq B \subseteq A} m(B), \text{ and } \text{bel}(\phi) = 0; \quad (2)$$

$$\text{pl}(A) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B), \text{ and } \text{pl}(\phi) = 0. \quad (3)$$

其中: $m(A) > 0$, 则称 A 为该赋值的一个焦元; 信度函数 $\text{bel}(A)$ 的值代表事件 A 发生的信度值; 似然函数 $\text{pl}(A)$ 的值代表对事件 A 可能发生最大的支持度.

定义 1^[6-8] 设 Θ 为识别框架, m 为 Θ 上的基本

信度分配, 对于 $A, B \subseteq \Theta$, 条件信任函数定义为

$$\text{bel}(B|A) = \text{bel}(B \cup \bar{A}) - \text{bel}(\bar{A}), \forall B \subseteq \Theta. \quad (4)$$

定义 2^[6-8] 设 Θ 为识别框架, pl 为 Θ 上的似然函数, 对于 $A, B \subseteq \Theta$, 条件似然函数定义为

$$\text{pl}(B|A) = \text{pl}(A \cap B), \forall B \subseteq \Theta. \quad (5)$$

定义 3^[6-8] 设 Θ 为识别框架, b 为 Θ 上的蕴涵信度函数, 对于 $A, B \subseteq \Theta$, Θ 上的条件蕴涵信度函数定义为

$$b(B|A) = \text{bel}(B \cup \bar{A}), \forall B \subseteq \Theta. \quad (6)$$

定义 4^[6-8] 设 X 定义在识别框架 Θ_X 上, Y 定义在识别框架 Θ_Y 上, \uparrow 代表从一个识别框架扩展到另外的框架, 识别框架 Θ_X 上的信度从 Θ_X 到 $\Theta_X \times \Theta_Y$ 的空扩展是一个定义在 $\Theta_X \times \Theta_Y$ 上信度函数, 其基本信度分配为

$$m^{X \uparrow X \times Y}(A, B) = \begin{cases} m_X(A), & B = \Theta_Y; \\ 0, & \text{otherwise}; \end{cases}$$

$$A \subseteq \Theta_X, B \subseteq \Theta_Y. \quad (7)$$

定义 5^[6-8] 设 X 定义在识别框架 Θ_X 上, Y 定义在识别框架 Θ_Y 上, X 的证据 m_X 和 Y 的证据 m_Y 的合取定义在 $\Theta_X \times \Theta_Y$ 上,

$$m_X \oplus m_Y = m_X^{\uparrow X \times Y} \oplus m_Y^{\uparrow X \times Y}. \quad (8)$$

定义 6^[6-8] 设 m 为 X 上的基本信度分配, $Y \subseteq X, Y \neq \emptyset$, m 对 Y 的边际化表示为 $m^{\downarrow Y}$, 有

$$m^{\downarrow Y}(y) = \sum_{x \subseteq \Theta_X, X^{\downarrow Y} = y} m(x), y \subseteq \Theta_Y. \quad (9)$$

定理 1 设 m_{XY} 为定义在识别框架 $\Theta_X \times \Theta_Y$ 上的基本信度分配, 那么条件基本信度分配 $m_Y(y|x): x \subseteq \Theta_X$ 可以通过下式得到:

$$m_Y(y|x) = \sum_{A \subseteq \Theta_X \cup Y, (A \cap x^{\uparrow(X \cup Y)})^{\downarrow Y} = y} m_{XY}(A). \quad (10)$$

1.2 条件证据网络理论

文献[7]提出了广义贝叶斯定理 (GBT) 和组合析取规则 (DRC), 分别作为条件证据网络反向推理和正向推理的重要工具.

1.2.1 广义贝叶斯定理

定理 2 假设在归一化条件下, 即 $\text{bel}_X(x|y_i) = 1, \forall y_i \in y$, 则对于 $\forall y_i \in y, \forall x_i \in \Theta_x$, 有

$$\text{bel}_Y(y|x) = K \cdot \left(\prod_{y_i \in y} \text{bel}_X(\bar{x}|y_i) - \prod_{y_i \in y} \text{bel}_X(\bar{x}|y_i) \right), \quad (11)$$

$$\text{pl}_Y(y|x) = K \cdot \left(1 - \prod_{y_i \in y} (1 - \text{pl}_X(x|y_i)) \right), \quad (12)$$

$$K^{-1} = 1 - \prod_{y_i \in \Theta_y} \text{bel}_X(\bar{x}|y_i) = 1 - \prod_{y_i \in \Theta_y} (1 - \text{pl}_X(x|y_i)). \quad (13)$$

其中: $\text{bel}_Y(y|x)$ 代表当 $x \in \Theta_x$ 发生时, $y \in \Theta_y$ 发生的信度函数; \bar{x} 代表 x 的补集; $\text{bel}_X(\bar{x}|y_i)$ 代表当 $y_i \in \Theta_y$ 发生时, $\bar{x} \in \Theta_x$ 发生的信度函数; 同理, $\text{pl}_Y(y|x)$ 代表在同种情况下的似然信度函数; K 代表归一化因子.

1.2.2 组合析取规则

定理 3 假设在归一化条件下, 即 $\text{bel}_X(x|y_i) = 1, \forall y_i \in y$, 则对于 $\forall y_i \in \Theta_y, \forall x_i \in \Theta_x$, 有

$$\text{bel}_X(x|y) = \prod_{y_i \in y} \text{bel}_X(x|y_i), \quad (14)$$

$$\text{pl}_X(x|y) = 1 - \prod_{y_i \in y} (1 - \text{pl}_X(x|y_i)), \quad (15)$$

$$m_X(x|y) = \sum_{(U_i: y_i \in Y, x_i) = x} \prod_{i: y_i \in y} m_X(x_i|y_i). \quad (16)$$

其中: $\text{bel}_X(x|y)$ 代表当 $y \in \Theta_y$ 发生时, $x \in \Theta_x$ 发生的信度函数; $\text{bel}_X(x|y_i)$ 代表当 $y_i \in \Theta_y$ 发生时, $x \in \Theta_x$ 发生的信度函数; 同理, $\text{pl}_X(x|y)$ 代表同种情况下的似然信度函数; $m_X(x|y)$ 代表同种情况下的基本信度函数.

1.2.3 条件证据网络推理算法

在先验证据信息信度不为 0 的情况下进行条件证据网络推理^[13].

假设 $x_i \in \Theta_X, y_i \in \Theta_Y$, 则对于 $\forall x \in \Theta_X$, 有

$$m(x) = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} m_X(x|y)m_Y(y), \quad (17)$$

$$\text{bel}(x) = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} \text{bel}_X(x|y)m_Y(y), \quad (18)$$

$$\text{pl}(x) = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} \text{pl}_X(x|y)m_Y(y). \quad (19)$$

考虑证据网络中只有 X 和 Y 两个结点, X 是 Y 的父结点, $x_i \in \Theta_X, y_j \in \Theta_Y$. 假设在 Θ_X 上给定先验信息即信度赋值函数 m_0^X , 在 Θ_Y 上给定先验信息即信度赋值函数 m_0^Y , 并且已知条件信度赋值函数 $\{m_Y(y|x_i) : x_i \in \Theta_X\}$.

对于网络中的每一个结点, 边缘信度的更新需要计算相邻所有结点传来的信息和自己的先验信息融合. 假设结点 Y 向结点 X 传递信息, 即证据网络推理的反向推理问题, 结点 X 更新信度公式为 $m^X = m_0^X \oplus m_{Y \rightarrow X}$, 其中 $m_{Y \rightarrow X}$ 代表子结点 Y 传来的信息, 即对于 $\forall x \subseteq \Theta_X$, 有

$$m_{Y \rightarrow X}(x) = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} m_0^Y(y)m_X(x|y).$$

这里, 由于先验知识的完备性, $m_X(x|y)$ 由 GBT 理论式 (12) 和 (13) 以及式 (2) 和 (3) 从条件似然信度函数转化为条件基本信度函数得到.

同理, 如果结点 X 向结点 Y 传递信息, 即证据网络推理的正向推理问题, 结点 Y 更新信度公式为

$$m^Y = m_0^Y \oplus m_{X \rightarrow Y},$$

其中 $m_{X \rightarrow Y}$ 代表父结点 X 传来的信息, 即对于 $\forall y \subseteq \Theta_Y$, 有

$$m_{X \rightarrow Y}(y) = \sum_{x \subseteq \Theta_X} m_0^X(x)m_Y(y|x).$$

这里, $m_Y(y|x)$ 是由 DRC 准则式 (14)~(16) 计算得到的.

2 基于区间规则的条件证据网络推理决策方法

2.1 区间不确定规则的提出

在现实应用中, 普遍存在着同时具有模糊性、映射不确定性和信度不确定性的先验知识, 即某一个专家无法准确知道某件事发生的可能性, 而给出了一个区间值参数. 本文针对这种情况, 提出了区间不确定规则的概念. 区间不确定规则不仅可以表示先验规则的模糊性, 还能体现不同专家知识对同一条规则信度的不确定性和条件映射的不确定性.

定义 7 区间不确定规则为

$$R_l: \text{If } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } x_2 \text{ is } F_2^l \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l; \\ \text{Then } z = z^l(x) \text{ with degree } (s_{\min}^l, s_{\max}^l), z \in 2^\Theta. \quad (20)$$

其中: $R_l (l = 1, 2, \dots, n_r)$ 代表第 l 条模糊规则; n_r 为规则总数; $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为输入; n 为输入总数; F_i^l 为由模糊隶属度函数表示的区间值; z 为模糊规则的输出; 2^Θ 代表由命题以及命题的并集组成的幂集空间; $\text{degree} (s_{\min}^l, s_{\max}^l)$ 代表该条规则发生的可能性的度量; s_{\min}^l, s_{\max}^l 分别代表度量可能性的最小值和最大值.

由于定义区间不确定规则的输出 $z \in 2^\Theta$, 将模糊规则集值空间的单值映射转化为多值映射, 很好地表达了先验知识条件化映射的不确定性; 由于定义规则发生可能性的度量为带有区间值的参数 $\text{degree} (s_{\min}^l, s_{\max}^l)$, 使得先验规则信度的不确定性得到更好的表达. 以上两者的有机结合可以使区间不确定规则同时表达先验知识的不确定性和模糊性, 最大地保留了有用的不确定信息. 然而, 本文根据中心极

限定理和正态分布的普适性,对区间值参数进行近似,认为其服从正态分布.

例1 假设存在两个专家知识 A 和 B , A 对于目标 X 发生 x 区间时, Y 发生的可能性定义为 0.5; B 对于目标 S 发生 s 区间时, Z 发生的可能性定义为 0.6; 但是由于专家的知识或学习的样本数据有限,先验规则发生的可能性可能会随专家或样本的知识量发生随机的变化. 假设考虑这种随机变化,得出的区间不确定规则形式为: A 对于目标 X 发生 x 区间时, Y 发生的可能性为 (0.4, 0.6); B 对于目标 S 发生 s 区间时, Z 发生的可能性为 (0.55, 0.65). 由此可明显看出 B 专家给出的规则随机性小,更精确,在指挥决策中可信度更高.

2.2 区间不确定规则转化为区间条件信度函数

本节将 2.1 节中定义的区间不确定规则转化为区间条件信度函数. 将式 (20) 进行如下转化:

R_i : If x_1 is F_1^l and x_2 is F_2^l and \dots and x_n is F_n^l ;

Then

$$z = z^l(x) \text{ with degree } (s_{\min}^l, s_{\max}^l), z \in 2^\Theta \Leftrightarrow m(z = z^l(x)|x_1 = F_1^l, x_2 = F_2^l, \dots, x_n = F_n^l) = \text{degree } (s_{\min}^l, s_{\max}^l), z \in 2^\Theta. \quad (21)$$

由式 (20) 可知,任意一条区间不确定规则均可以有效地转化为区间条件信度函数. 与条件信度函数不同的是,区间条件信度函数对应的不是一个实值,而是一个带区间值参数的随机数.

2.3 区间条件信度函数的 DRC 和 GBT 计算公式

下面对 DRC 和 GBT 理论进行扩展,通过变量的独立性分析,给出正向和反向区间条件信度函数随机分布特征的计算公式.

由 DRC 式 (16) 可得

$$m_X(x|y) = \sum_{(\bigcup_{i:y_i \in y} x_i)=x} \prod_{i:y_i \in y} m_X(x_i|y_i).$$

假设已知对于 $\forall x_i \in x, y_i \in y, m_X(x_i|y_i)$ 为一个服从正态分布的随机变量,令其均值为 E_i , 方差为 D_i . 由于 $\forall y_i \in y, m_X(x_i|y_i)$ 相互独立,得到正向区间条件信度函数的 DRC 计算公式为

$$E(m_X(x|y)) = \sum_{(\bigcup_{i:y_i \in y} x_i)=x} \prod_{i:y_i \in y} E_i, \quad (22)$$

$$D(m_X(x|y)) = \sum_{(\bigcup_{i:y_i \in y} x_i)=x} \left\{ \prod_{i:y_i \in y} [D_i + (E_i)^2] - \prod_{i:y_i \in y} (E_i)^2 \right\}. \quad (23)$$

由 GBT 式 (12) 和 (13) 可得

$$pl_Y(y|x) = \frac{1 - \prod_{y_i \in y} (1 - pl_X(x|y_i))}{1 - \prod_{y_i \in \Theta_y} (1 - pl_X(x|y_i))}.$$

假设已知对于 $\forall x \in \Theta, y_i \in y, pl_X(x|y_i)$ 为一个服从正态分布的随机变量,令其均值为 E_i , 方差为 D_i . 由于对于 $\forall y_i \in y, pl_X(x|y_i)$ 相互独立,计算 $pl_Y(y|x)$ 的随机分布的期望和方差的过程如下.

令

$$a = \prod_{y_i \in y} (1 - pl_X(x|y_i)),$$

a 为一个随机变量; 令

$$b = \prod_{y_i \in (\Theta_y - y)} (1 - pl_X(x|y_i)),$$

由此可知 b 为与 a 相互独立的随机变量, 则有

$$g(a, b) = pl_Y(y|x) = \frac{1 - a}{1 - a \cdot b}.$$

首先求得 a 和 b 的数字特征, 即

$$\begin{aligned} E(a) &= \prod_{y_i \in y} E_i, \\ D(a) &= \prod_{i:y_i \in y} [D_i + (E_i)^2] - \prod_{i:y_i \in y} (E_i)^2, \\ E(b) &= \prod_{y_i \in (\Theta_y - y)} E_i, \\ D(b) &= \prod_{i:y_i \in (\Theta_y - y)} [D_i + (E_i)^2] - \prod_{i:y_i \in (\Theta_y - y)} (E_i)^2. \end{aligned} \quad (24)$$

因此,可利用近似求解随机变量函数的数字特征的方法^[22]得到反向条件信度函数的 GBT 计算公式为

$$E(pl_Y(y|x)) \approx \frac{1 - \prod_{y_i \in y} (1 - E_i)}{1 - \prod_{y_i \in \Theta_y} (1 - E_i)}, \quad (26)$$

$$\begin{aligned} D(pl_Y(y|x)) &\approx [g'_x(E(a), E(b))]^2 D(a) + [g'_y(E(a), E(b))]^2 D(b) = \\ &= \frac{(E(b) - 1)^2 D(a) + (E(a) - E(a)^2)^2 D(b)}{(1 - E(a)E(b))^4}. \end{aligned} \quad (27)$$

2.4 区间条件证据网络推理

对条件证据网络推理的基础式 (17) 进行分析. 由于经过 2.1 节~2.3 节的变换, $m_X(x|y)$ 的数字特征已知,且经过推理后的 $m_Y(y)$ 也为一个随机数,下面计算经过推理后的 $m(x)$ 的随机分布.

假设通过 2.1 节~2.3 节求得对于 $\forall y \subseteq \Theta_Y, m_X(x|y)$ 的均值为 $E_X(x|y)$, 方差为 $D_X(x|y)$; 对于 $\forall y \subseteq \Theta_Y, m_Y(y)$ 的均值为 $E_Y(y)$, 方差为 $D_Y(y)$.

由于对于 $\forall y \subseteq \Theta_Y, m_X(x|y), m_Y(y)$ 相互独立, 得到 $m(x)$ 的随机分布为

$$E(m(x)) = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} E_X(x|y)E_Y(y), \quad (28)$$

$$D(m(x)) = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} \{[D_X(x|y) + (E_X(x|y))^2] \cdot [D_Y(y) + (E_Y(y))^2] - (E_X(x|y))^2 \cdot (E_Y(y))^2\}. \quad (29)$$

通过式 (28) 和 (29) 即可实现条件证据网络中任意结点的带有区间信度参数的推理.

2.5 基于区间信度函数的决策

由于基于区间不确定规则的条件证据网络推理得到的是网络中各结点幂集空间上各焦元随机分布的数字特征, 对其进行决策, 先将区间信度函数转化为区间似然信度函数, 再通过均值和方差进行比较.

由式 (1)~(3) 可得到幂集空间中各焦元区间似然信度函数的数字分布特征计算公式为

$$E(\text{pl}(A_i)) = \sum_{B \cap A_i \neq \phi} E(m(B)),$$

$$D(\text{pl}(A_i)) = \sum_{B \cap A_i \neq \phi} \{[D(m(B)) + (E_X(m(B)))^2] - (E_X(m(B)))^2\}. \quad (30)$$

3 基于区间条件信度函数的空中目标态势评估模型

通过融合来袭空中目标的不同框架、不同层次

的证据信息, 并借助专家先验知识进行条件证据网络推理, 可以进行有效的态势评估, 辅助指挥员快速决策. 但由于专家知识的局限性, 有时无法准确给出某规则发生的可能性, 而是给出一个区间范围, 下面针对这种情况进行建模. 建立空中目标态势评估证据网络模型如图 1 所示, 网络中各结点的鉴别框架如表 1 所示, 假设网络模型中各变量是条件独立的. 假设通过数据分析和专家知识得到态势评估的规则如表 2 所示, 其中部分结点间的区间不确定规则是由于有限的专家知识模糊和不确定性造成的.

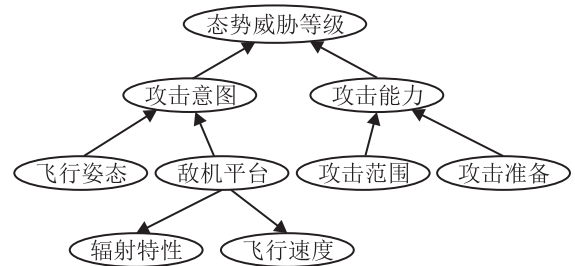


图 1 空中目标态势评估网络结构模型

表 1 态势评估变量鉴别框架表

变量(结点)	识别框架
飞行速度 SPEED	高速 G 、中速 Z 、低速 D
辐射特性 EMITTER	预警机 Y 、战斗机 Z
敌机平台 PLAT	预警机 Y 、战斗机 Z
飞行姿态 FLIGHT	平飞 P 、俯冲 F 、下滑 X
攻击意图 POPUSE	高 G 、中 Z 、低 D
攻击范围 WIDTH	远 Y 、中 Z 、近 J
攻击准备 PREPARE	长 C 、中 Z 、短 D
攻击能力 ABILITY	高 G 、中 Z 、低 D
态势威胁等级 LEVEL	1、2、3

表 2 空中目标态势评估先验知识规则表

变量间对应关系	规则
PLAT→SPEED	If PLAT is Y then SPEED is Z with (0.35,0.45) and D with (0.55,0.65) If PLAT is Z then SPEED is G with (0.35,0.45) and Z with (0.25,0.35) and Θ with (0.25,0.35)
PLAT→EMITTER	If PLAT is Y then EMITTER is Y with 0.8 and Θ with 0.2 If PLAT is Z then EMITTER is Z with 0.7 and Θ with 0.3
PLAT→POPUSE	If PLAT is Y then POPUSE is G with (0.1,0.2) and Z with (0.4,0.5) and D with (0.35,0.45) If PLAT is Z then POPUSE is G with (0.4,0.5) and Z with (0.2,0.3) and Θ with (0.25,0.35)
POPUSE→LEVEL	If POPUSE is G then LEVEL is 1 with 0.6 and 2 with 0.3 and Θ with 0.1 If POPUSE is Z then LEVEL is 1 with 0.2 and 2 with 0.6 and 3 with 0.2 If POPUSE is D then LEVEL is 2 with 0.2 and 3 with 0.7 and Θ with 0.1
PREPARE→ABILITY	If PREPARE is C then ABILITY is D with 0.6 and Z with 0.3 and Θ with 0.1 If PREPARE is Z then ABILITY is G with 0.3 and Z with 0.6 and Θ with 0.1 If PREPARE is D then ABILITY is Z with 0.2 and G with 0.7 and Θ with 0.1
ABILITY→LEVEL	If ABILITY is G then LEVEL is 1 with 0.6 and 2 with 0.3 and Θ with 0.1 If ABILITY is Z then LEVEL is 1 with 0.3 and 2 with 0.6 and 3 with 0.1 If ABILITY is D then LEVEL is 2 with 0.2 and 3 with 0.7 and Θ with 0.1

4 实例分析

4.1 求取区间条件信度函数

首先采用2.2节的方法,将表2对应的不确定规则转化为区间条件信度函数,由图1的空中目标态势评估网络结构模型可知,为了实现有效的空中目标态势评估,必须将敌机平台分别与辐射特性和飞行速度

结点间的关系,通过采用2.3节的方法求出反向区间条件信度函数,其余结点均为正向区间条件信度函数,转化后的条件信度函数如表3所示.条件信度函数表示为(期望,方差)的形式,对精确信度的规则同样进行区间条件信度函数的方法表示,即设期望为精确信度值,方差为0.

表3 空中目标态势评估区间条件信度函数表

变量间对应关系	条件信度函数
	$m(P = Y S = Z) = (0.2105, 0.0396), m(P = Z S = Z) = (0.47, 0.0140), m(P = \Theta S = Z) = (0.3195, 0.0536)$ $m(P = Z S = D) = (0.17, 0.0206), m(P = Y S = D) = (0.58, 0.0077), m(P = \Theta S = D) = (0.25, 0.0283)$ $m(P = Y S = G) = (0, 0.034), m(P = Z S = G) = (1, 0.034)$
PLAT→SPEED	$m(P = Z S = Z, D) = (0, 0.02125), m(P = Y S = Z, D) = (0.4, 0.0765), m(P = \Theta S = Z, D) = (0.6, 0.289)$ $m(P = Z S = Z, G) = (0.6, 0.0227), m(P = Y S = Z, G) = (0, 0.1417), m(P = \Theta S = Z, G) = (0.4, 0.1644)$ $m(P = Z S = D, G) = (0.32, 0.0308), m(P = Y S = D, G) = (0.2, 0.0107), m(P = \Theta S = D, G) = (0.48, 0.0415)$
PLAT→EMITTER	$m(P = Z E = Y) = (0, 0), m(P = Y E = Y) = (0.7, 0), m(P = \Theta E = Y) = (0.3, 0)$ $m(P = Y E = Z) = (0.08, 0), m(P = Z E = Z) = (0.74, 0), m(P = \Theta E = Z) = (0.18, 0)$
PLAT→POPUSE	$m(P = G P = Y) = (0.15, 0.017), m(P = Z P = Y) = (0.45, 0.017), m(P = D P = Y) = (0.4, 0.017)$ $m(P = G P = Z) = (0.45, 0.017), m(P = Z P = Z) = (0.25, 0.017), m(P = \Theta P = Z) = (0.3, 0.017)$
POPUSE→LEVEL	$m(L = 1 P = G) = (0.6, 0), m(L = 2 P = G) = (0.3, 0), m(L = \Theta P = G) = (0.1, 0)$ $m(L = 1 P = Z) = (0.2, 0), m(L = 2 P = Z) = (0.6, 0), m(L = 3 P = Z) = (0.2, 0)$ $m(L = 2 P = D) = (0.2, 0), m(L = 3 P = D) = (0.7, 0), m(L = \Theta P = D) = (0.1, 0)$
PREPARE→ABILITY	$m(A = D P = C) = (0.6, 0), m(A = Z P = C) = (0.3, 0), m(A = \Theta P = C) = (0.1, 0)$ $m(A = G P = Z) = (0.3, 0), m(A = Z P = Z) = (0.6, 0), m(A = \Theta P = Z) = (0.1, 0)$ $m(A = Z P = D) = (0.2, 0), m(A = G P = D) = (0.7, 0), m(A = \Theta P = D) = (0.1, 0)$
ABILITY→LEVEL	$m(L = 1 A = G) = (0.6, 0), m(L = 2 A = G) = (0.3, 0), m(L = \Theta A = G) = (0.1, 0)$ $m(L = 1 A = Z) = (0.3, 0), m(L = 2 A = Z) = (0.6, 0), m(L = 3 A = Z) = (0.1, 0)$ $m(L = 2 A = D) = (0.2, 0), m(L = 3 A = D) = (0.7, 0), m(L = \Theta A = D) = (0.1, 0)$

下面简述表3中的SPEED→PLAT对应的条件信度函数的求取过程,鉴于篇幅有限,其他变量间的条件信度函数可以依照此过程求出,不再赘述.

首先,求出PLAT→SPEED对应的条件信度函数的期望,即

$$\begin{aligned}
 & pl(PLAT = Y|SPEED = Z) = \\
 & K \cdot (1 - (1 - pl(SPEED = Z|PLAT = Y))) = \\
 & \frac{pl(SPEED = Z|PLAT = Y)}{1 - \prod_{y_i \in PLAT} (1 - pl(SPEED = Z|y_i))} = \\
 & \frac{0.4}{1 - (1 - 0.4) \cdot (1 - 0.6)} = 0.5263, \tag{31}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & m(PLAT = Z|SPEED = Z) = \\
 & m(PLAT = \bar{Y}|SPEED = Z) = \\
 & 1 - pl(PLAT = Y|SPEED = Z) = 0.47, \tag{32} \\
 & pl(PLAT = Z|SPEED = Z) =
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & K \cdot (1 - (1 - pl(SPEED = Z|PLAT = Z))) = \\
 & \frac{pl(SPEED = Z|PLAT = Z)}{1 - \prod_{y_i \in PLAT} (1 - pl(SPEED = Z|y_i))} = \\
 & \frac{0.6}{1 - (1 - 0.4) \cdot (1 - 0.6)} = 0.7895, \tag{33}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & m(PLAT = Y|SPEED = Z) = \\
 & m(PLAT = \bar{Z}|SPEED = Z) = \\
 & 1 - pl(PLAT = Z|SPEED = Z) = \\
 & 0.2105, \tag{34}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & m(PLAT = \Theta|SPEED = Z) = \\
 & 1 - m(PLAT = Z|SPEED = Z) - \\
 & m(PLAT = Y|SPEED = Z) = 0.3195. \tag{35}
 \end{aligned}$$

然后,求SPEED→PLAT对应的条件信度函数的方差.针对 $D(pl(PLAT = Y|SPEED = Z))$,求出 $E(a) = 0.4, D(a) = 0.017, E(b) = 0.6, D(b) = 0.034$.

$$D(\text{pl}(\text{PLAT} = Y | \text{SPEED} = Z)) = 0.0396, \quad (38)$$

$$\frac{(E(b) - 1)^2 D(a) + (E(a) - E(a)^2)^2 D(b)}{(1 - E(a)E(b))^4} =$$

$$\frac{(0.6 - 1)^2 \times 0.017 + (0.4 - 0.4^2)^2 \times 0.034}{(1 - 0.4 \times 0.6)^4} =$$

$$0.0140, \quad (36)$$

$$D(m(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$D(1 - \text{pl}(\text{PLAT} = Y | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$D(\text{pl}(\text{PLAT} = Y | \text{SPEED} = Z)) = 0.0140. \quad (37)$$

同理, 针对 $D(\text{pl}(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z))$, 求出 $E(a) = 0.6, D(a) = 0.034, E(b) = 0.4, D(b) = 0.017$.

$$D(\text{pl}(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$\frac{(E(b) - 1)^2 D(a) + (E(a) - E(a)^2)^2 D(b)}{(1 - E(a)E(b))^4} =$$

$$\frac{(0.4 - 1)^2 \times 0.034 + (0.6 - 0.6^2)^2 \times 0.017}{(1 - 0.6 \times 0.4)^4} =$$

$$D(m(\text{PLAT} = Y | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$D(1 - \text{pl}(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$D(\text{pl}(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$0.0396, \quad (39)$$

$$D(\text{pl}(\text{PLAT} = \theta | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$D(1 - m(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z) -$$

$$m(\text{PLAT} = Y | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$D(m(\text{PLAT} = Z | \text{SPEED} = Z)) +$$

$$D(m(\text{PLAT} = Y | \text{SPEED} = Z)) =$$

$$0.0396 + 0.0140 = 0.0536. \quad (40)$$

4.2 获取网络结点证据

假设多平台多传感器协同作战环境下, 在某时刻侦察到来袭空中目标的飞行速度、辐射特性和攻击准备这 3 条不同框架下的证据信息, 如表 4 所示.

表 4 某时刻侦察到的异类传感器网络结点证据信息

对应的网络结点	证据信息
SPEED	$m(\text{SPEED} = G) = 0.5, m(\text{SPEED} = Z) = 0.4, m(\text{SPEED} = \theta) = 0.1$
EMITTER	$m(\text{EMITTER} = Y) = 0.4, m(\text{SPEED} = Z) = 0.5, m(\text{SPEED} = \theta) = 0.1$
PREPARE	$m(\text{PREPARE} = Z) = 0.3, m(\text{PREPARE} = D) = 0.6, m(\text{PREPARE} = \theta) = 0.1$

通过分析以上证据可知, 由于每个传感器得到的证据信息仅能体现来袭目标的一个方面, 且由于干扰及传感器本身性能的原因, 存在较大的不确定性, 如果仅对某一个传感器的证据进行推理, 则不易得到更有利的态势评估结果, 因此本文采用基于区间条件证据网络的方法进行不同框架下的多源异类传感器证据信息的融合推理.

4.3 自底向上进行条件信度推理和结点信度融合 (SPEED, EMITTER → LEVEL)

由于态势等级结点为证据网络模型的根结点, 在证据网络中采取每一个分枝自底向上的原则进行推理. 首先选取飞行速度结点和辐射特性结点 → 态势威胁等级结点的分枝, 具体步骤如下.

Step 1: 通过计算可得飞行速度结点传到敌机平台结点的信息为

$$m_{\text{SPEED} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = Y) = (0.0842, 0.0148),$$

$$m_{\text{SPEED} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = Z) = (0.188, 0.0107),$$

$$m_{\text{SPEED} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = \theta) = (0.7278, 0.0255);$$

通过计算可得辐射特性结点传到敌机平台结点的信息为

$$m_{\text{EMITTER} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = Y) = (0.32, 0),$$

$$m_{\text{EMITTER} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = Z) = (0.37, 0),$$

$$m_{\text{EMITTER} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = \theta) = (0.31, 0).$$

下面给出一个详细的运算过程:

$$E(m_{\text{SPEED} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = Y)) =$$

$$\sum_{y \subseteq \text{SPEED}} E(m(\text{PLAT} = Y) | y) E(y) =$$

$$0.5 \times 0 + 0.4 \times 0.2105 + 0.1 \times 0 = 0.0842, \quad (41)$$

$$D(m_{\text{SPEED} \rightarrow \text{PLAT}}(\text{PLAT} = Y)) =$$

$$\sum_{y \subseteq \text{SPEED}} \{ [D(\text{PLAT} = Y | y) +$$

$$(E(\text{PLAT} = Y | y))^2] \cdot [D(y) + (E(y))^2] -$$

$$(E(\text{PLAT} = Y | y))^2 \cdot (E(y))^2 \} =$$

$$[(0.0396 + 0.2105^2) \times (0.4^2) - (0.2105^2 \times 0.4^2)] +$$

$$[0.034 \times (0.5^2) - (0^2 \times 0.4^2)] = 0.0148. \quad (42)$$

Step 2: 在敌机平台结点进行多源区间信度融合可得

$$m(\text{PLAT} = Y) = (0.2902, 0.0055),$$

$$m(\text{PLAT} = Z) = (0.3971, 0.0060),$$

$$m(\text{PLAT} = \theta) = (0.3127, 0.0115).$$

同样给出一个详细的运算过程如下:

$$E(m(\text{PLAT} = Y)) = 0.2902, \tag{43}$$

$$D(m(\text{PLAT} = Y)) = \frac{0.32^2 \times 0.0148 + 0.31^2 \times 0.0148 + 0.32^2 \times 0.0255}{1 - 0.37^2 \times 0.0148 - 0.32^2 \times 0.0107} = 0.0055. \tag{44}$$

Step3: 通过计算可得敌机平台结点传到攻击意图结点的信息为

$$m(\text{POPURSE} = G) = (0.2222, 0.0056),$$

$$m(\text{POPURSE} = Z) = (0.2299, 0.0058),$$

$$m(\text{POPURSE} = D) = (0.1161, 0.0024),$$

$$m(\text{POPURSE} = \theta) = (0.4318, 0.0138).$$

Step4: 通过计算可得攻击意图结点传到态势威胁等级结点的信息为

$$m(\text{LEVEL} = 1) = (0.1793, 0.0022),$$

$$m(\text{LEVEL} = 2) = (0.2278, 0.0027),$$

$$m(\text{LEVEL} = 3) = (0.1273, 0.0014),$$

$$m(\text{LEVEL} = \theta) = (0.4656, 0.0063).$$

4.4 自底向上进行条件信度推理和结点信度融合 (PREPARE→LEVEL)

下面选取攻击准备结点→态势威胁等级结点的分枝,具体步骤如下.

Step1: 通过计算可得攻击准备结点传到攻击能力结点的信息为

$$m(\text{ABILITY} = G) = (0.51, 0),$$

$$m(\text{ABILITY} = Z) = (0.3, 0),$$

$$m(\text{ABILITY} = \theta) = (0.19, 0).$$

Step2: 通过计算可得攻击能力结点传到态势威胁等级结点的信息为

$$m(\text{LEVEL} = 1) = (0.3960, 0),$$

$$m(\text{LEVEL} = 2) = (0.3330, 0),$$

$$m(\text{LEVEL} = 3) = (0.03, 0),$$

$$m(\text{LEVEL} = \theta) = (0.2410, 0).$$

4.5 在PREPARE结点进行多源信息融合

在态势威胁等级结点,将由4.3节中的Step3和Step4得到的多源区间证据信度融合,可得

$$m(\text{LEVEL} = 1) = (0.2986, 0.0015),$$

$$m(\text{LEVEL} = 2) = (0.2858, 0.0012),$$

$$m(\text{LEVEL} = 3) = (0.0485, 0),$$

$$m(\text{LEVEL} = \theta) = (0.3671, 0.0054).$$

4.6 进行态势估计

求取态势威胁等级结点的各焦元的似然信度函数随机分布数字特征为

$$pl(\text{LEVEL} = 1) = (0.6657, 0.0069),$$

$$pl(\text{LEVEL} = 2) = (0.6529, 0.0066),$$

$$pl(\text{LEVEL} = 3) = (0.4156, 0.0054).$$

从数字特征可以得到态势威胁等级评估结果为

$$(\text{LEVEL} = 1) \succ (\text{LEVEL} = 2) \succ (\text{LEVEL} = 3),$$

且从数字特征中可以看出各个焦元的离散程度相近且较小,故该结果可以作为有效的决策依据.

5 结论

本文从态势威胁评估领域普遍存在的带区间值参数的模糊先验专家知识的实际出发,提出了区间不确定规则的表述方法,并提出了一种基于区间规则的条件证据网络推理决策方法.该方法将不确定规则扩展为区间不确定规则,使规则可同时表达不确定性和模糊性;并将区间不确定规则转化为条件证据网络的结点参数,通过条件证据推理和多源证据融合得到条件证据网络中各结点变量随机分布的期望和方差作为决策依据.最后,通过空中目标态势评估实例说明了本文方法的有效性.

参考文献(References)

- [1] 胡丽芳,关欣,何友,等.基于Hannei方法的证据冲突原因分析[J].信息与电子工程,2011,2(9):219-223. (Hu L F, Guan X, He Y, et al. Reason analysis of conflicting evidence based on Hannei's method[J]. Information and Electronic Engineering, 2011, 9(2): 219-223.)
- [2] 何友,胡丽芳,关欣,等.一种度量广义基本概率赋值冲突的方法[J].中国科学:信息科学,2011,8(41):989-997. (He Y, Hu L F, Guan X, et al. A new method of measuring the degree of conflict among general basic probability assignments[J]. Scientia Sinica: Informationis, 2011, 41(8): 989-997.)
- [3] 胡丽芳,关欣,何友.广义幂集空间中证据冲突的原因分析[J].控制理论与应用,2011,12(28):1717-1722. (Hu L F, Guan X, He Y. Cause-analysis for conflicting evidences in the generalized power space[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(12): 1717-1722.)
- [4] 何友,王国宏,关欣.信息融合理论及应用[M].北京:电子工业出版社,2010:1-15. (He Y, Wang G H, Guan X. Information fusion theory with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 1-15.)
- [5] Shenoy P P. Valuation-based systems: A framework for managing uncertainty in expert systems[M]. New York: Wiley, 1992: 12.
- [6] Hong Xu, Philippe Smets. Reasoning in evidential networks with conditional belief functions[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1996, 14(2-3): 155-185.
- [7] Philippe Smets. Belief functions: The disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1993, 9(1): 1-35.

- [8] Boutheina Ben Yaghlane, Khaled Mellouli. Inference in directed evidential networks based on the transferable belief mode[J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 2008, 48(2): 399-418.
- [9] Wafa Laamari, Boutheina Ben Yaghlane, Christophe Simon. On the complexity of the graphical representation and the belief inference in the dynamic directed evidential networks with conditional belief functions[C]. *Scalable Uncertainty Management*. Heidelberg: Springer, 2012: 206-218.
- [10] Wilson N. Algorithms for Dempster-Shafer theory[C]. *Handbook of Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Systems*. Kluwer: D.M. Gabbay, 2000, 5: 421-475.
- [11] Wafa Laamari, Boutheina Ben Yaghlane, Christophe Simon. On the use of a mixed binary join tree for exact inference in dynamic directed evidential networks with conditional belief functions[C]. *The 6th Int Conf on Knowledge Science, Engineering and Management*. Dalian, 2013: 310-324.
- [12] 李大鹏, 雷肖剑, 马国欣, 等. 基于证据网络的舰艇编队超视距反导态势评估[J]. *战术导弹技术*, 2014, 1(1): 50-54.
(Li D P, Lei X J, Ma G X, et al. Formation over-horizon anti-missile situation assessment based on evidential network[J]. *Tactical Missile Technology*, 2014, 1(1): 50-54.)
- [13] 郭强, 关欣, 周勋, 等. 一种基于条件信度参数证据网络的态势感知方法[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2014, 9(5): 505-511.
(Guo Q, Guan X, Zhou X, et al. A method for situation awareness based on evidential networks with conditional belief parameters[J]. *J of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2014, 9(5): 505-511.)
- [14] Felipe Aguirre, Mohamed Sallak, Frederic Vanderhaegen, et al. An evidential network approach to support uncertain multiviewpoint abductive reasoning[J]. *Information Sciences*, 2013, 253(20): 110-125.
- [15] 李中杰, 刘万全, 徐世友, 等. 基于VBS理论的目标敌我属性综合识别方法[J]. *电讯技术*, 2012, 52(2): 164-168.
(Li Z J, Liu W Q, Xu S Y, et al. Hierarchical target integrated IFF based on valuation-based systems[J]. *Telecommunication Engineering*, 2012, 52(2): 164-168.)
- [16] 姜江, 李璇, 陈英武, 等. 证据网络及其在航天系统安全性分析中的应用[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(6): 1270-1275.
(Jiang J, Li X, Chen Y W, et al. Evidential network and its application in safety analysis of aerospace systems[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(6): 1270-1275.)
- [17] 陈铁明, 龚荣盛, Samuel H Huang. 一种新的快速模糊规则提取方法[J]. *控制与决策*, 2008, 23(9): 1015-1020.
(Chen T M, Gong R S, Samuel H Huang. A novel and quick fuzzy rule extraction method[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(9): 1015-1020.)
- [18] 徐喆, 毛志忠. 一种基于模糊规则融合的模糊建模方法及其应用[J]. *控制与决策*, 2013, 28(2): 169-176.
(Xu Z, Mao Z Z. A fuzzy-rule-fusion based fuzzy modeling method and its application[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(2): 169-176.)
- [19] 韩敏, 李政. 基于云-神经网络的多属性模糊规则分类[J]. *控制与决策*, 2009, 24(6): 933-936.
(Han M, Li Z. Multi-attribute fuzzy rules classification based on cloud-neural network[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(6): 933-936.)
- [20] 白锐, 佟绍成, 柴天佑. 从数据中提取生料浆配料过程运行控制的模糊规则[J]. *控制与决策*, 2010, 25(7): 1015-1020.
(Bai R, Tong S C, Chai T Y. Fuzzy rules extraction from process data for operation control of the raw slurry blending process[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(7): 1015-1020.)
- [21] Smets Ph. Belief functions: The disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem[J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 1993, 9(1): 1-35.
- [22] 林志周. 连续型随机变量函数的数学期望和方差的近似计算[J]. *河南科学*, 2000, 18(1): 25-27.
(Lin Z Z. The approximate calculation of the expectation and variance of continuous random variable functions[J]. *He'nan Science*, 2000, 18(1): 25-27.)

(责任编辑: 滕 蓉)