

基于多源信息融合的火灾早期检测方法

侯中华¹ 石则云¹ 黄海波¹ 吕子涵¹

HOU Zhonghua SHI Zeyun HUANG Haibo LÜ Zihan

摘要

为减少火灾带来的重大损失,以及针对传统单一传感器火灾检测存在误报率高、环境适应性差的问题。文章提出了一种基于改进 Dempster-Shafer 证据理论的多传感器融合检测方法,集成温度、烟雾及一氧化碳传感器构建监测系统,通过非线性函数生成基本概率分配函数与假设权重,结合皮尔逊相关性系数可信度评估和区间概率测度不确定度分析,建立双权重修正机制优化证据冲突处理,并利用证据理论组合规则迭代融合多源数据。实验表明,该方法有效降低了传统检测中的不确定性与误判风险,在提升火灾判别准确率的同时显著增强系统对复杂环境的适应能力,为多传感器火灾预警技术提供了更具鲁棒性的解决方案。

关键词

DS 证据理论;火灾检测;数据融合;多传感器

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.045

0 引言

随着城市发展和人口密度增加,火灾发生率逐年上升,不仅造成财产损失和人员伤亡,还严重影响社会稳定。因此,实现火灾早期检测尤为重要。

目前,火灾检测技术可分为传感器检测与视频图像检测两类^[1]。在传感器领域,赵英等人^[2]基于传统 DS 证据理论的数据融合方法存在冲突证据处理缺陷;刘晓悦等人^[3]通过隶属度函数构建 DS 证据理论赋值模型,却未充分考虑证据关联性;林水生等人^[4]虽引入 Jousselme 距离优化多源数据融合权重分配,但其单维度调整策略仍显局限性。

在视频检测方面,韩磊等人^[4]提出了一种使用天牛群算法的火灾检测方法,提升极限学习机的权值、阈值选择,增强其泛化能力和准确率。张莹莹等人^[5]利用 YOLO 网络对火灾的图像和视频进行了识别研究,并通过海量数据的训练提升了识别的精确度。然而,基于视频图像的火灾检测技术在实际应用中存在局限性,主要表现为计算时间冗长和计算资源占用率偏高等问题。

基于以上分析,本文提出使用 CO 浓度、温度、烟雾浓度作为数据源,结合改进 DS 证据理论构建智能判别模型,提高火灾检测判别的准确性和可靠性。

1 DS 证据理论基本概念

DS 证据理论以简单的组合规则被广泛应用于信息融合

领域。该理论通过累积证据,无需依赖先验知识或条件概率,即可为多传感器系统提供高效精确的信息融合结果^[6-8]。

本文将火灾发生的每种情况称为一种假设,所有火灾发生的情况组成的集合称为辨别框架,用于火灾判断的每一个特征参数称为证据体。将火灾发生的情况分为极高、高、一般、低 4 种情况,分别记为 A 、 B 、 C 、 D 。即辨别框架 $\theta = \{A, B, C, D\}$, θ 的各个元素互斥,设 2^θ 为幂集,即由所有 θ 的子集组成。若存在一个函数 m ,则需满足条件:

$$m: 2^\theta \rightarrow [0,1]; m(\emptyset) = 0; \sum_{\alpha \subseteq \theta} m(\alpha) = 1 \quad (1)$$

式中: m 为 θ 上的基本概率分配函数; $m(\alpha)$ 为 α 的基本概率值,体现证据体对假设 α 的认可度; $\emptyset$ 为空集,即不会出现的情况。

DS 证据理论的核心内容是组合规则,其组合规则就是将所有证据体的概率函数进行正交运算。DS 证据理论在多证据体的情况下组合规则定义为:

$$m(\alpha) = \begin{cases} \frac{\sum_{\cap \alpha_i = \alpha} \prod_{i=1}^n m_i(\alpha_i)}{1-k} & \alpha \neq \emptyset \\ 0 & \alpha = \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

$$k = \sum_{\cap \alpha_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(\alpha_i) \quad (3)$$

式中: n 为辨别框架内假设个数; k 为证据之间的对立程度,范围为 $[0,1]$; i 为第 i 个证据体。

信任函数 $\text{Bel}(\alpha): 2^\theta \rightarrow [0,1]$ 又被称为下限函数,信任函数的值等于 α 的所有子集的基本概率之和,代表对假设 α 的信

1. 湖北汽车工业学院人工智能学院 湖北十堰 442002

[基金项目] 国家自然科学基金项目(12304357);湖北省自然科学基金(2023AFB352);湖北汽车工业学院博士启动基金(BK202210)

任程度，信任函数定义为：

$$\text{Bel}(\alpha) = \sum_{B \subseteq \alpha} m(B) = 1, \forall \alpha \subseteq \theta \quad (4)$$

似然函数 $\text{Pl}(\alpha): 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ ，被称为上限函数。似然函数的定义为：

$$\text{Pl}(\alpha) = 1 - \text{Bel}(\neg \alpha) = \sum_{B \cap \alpha \neq \emptyset} m(B), \forall \alpha \subseteq \theta \quad (5)$$

式中： $\neg \alpha = \theta - \alpha$ ， $\text{Bel}(\neg \alpha)$ 表示对假设 $\neg \alpha$ 为真的信任程度，即表示对假设 α 为假的信任程度。所以， $\text{Pl}(\alpha)$ 表示对假设 α 为非假的信任程度。

2 DS 证据理论算法改进

目前，许多文献主要针对证据合成中存在严重冲突的问题，提出相应组合规则的改进方法^[9-11]。但对证据理论中最基本的基本概率赋值函数（BPA）讨论较少，如果证据体的 BPA 值不合适，即使证据理论中的组合方法是完全正确的，多证据组合的结果也可能导致错误的判决结论。

考虑到实际火灾发生时各项证据体的数值变化是非线性的且各证据体之间存在着相关关系。因此本文首先利用非线性函数构造的基本概率分配函数^[12]来计算传感器数据对辨别框架内各假设的原始权重比例；然后先通过皮尔逊相关系数量化证据体间的相关性以获取可信度，同时利用基于区间概率的不确定度确定证据体的不确定度，进而修正证据体权重并优化冲突数据处理；最后利用基于 Murphy 的方法使用 DS 组合规则进行迭代，保证改进后 DS 证据理论的完整性。具体算法流程如图 1 所示。

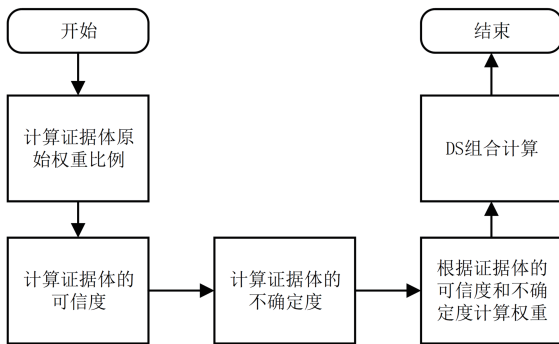


图 1 算法流程示意图

2.1 计算证据体原始权重

首先通过专家知识设定各传感器阈值，然后利用式（6）~（9）获得辨识框架 θ 中各假设的初步概率赋值；初步概率赋值的总和可能大于 1，因此需要利用式（10）进行修正，修正后得到辨别空间 θ 内各假设的原始权重比例。

$$m_i(A) = 1 - \frac{1}{1 + 1.5^{\left(\frac{x-a+b}{2}\right)}} \quad (6)$$

$$m_i(B) = e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{x-b}{0.55 \times (a-b)} \right]^2} \quad (7)$$

$$m_i(C) = e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{x-c}{0.55 \times (b-c)} \right]^2} \quad (8)$$

$$m_i(D) = \frac{1}{1 + 1.5^{\left(\frac{x-c+d}{2}\right)}} \quad (9)$$

式中： a 、 b 、 c 、 d 为通过专家知识设置的传感器阈值； x 为传感器实时采集的数据； A 、 B 、 C 、 D 为辨别框架 θ 中假设； $m_i(A)$ 、 $m_i(B)$ 、 $m_i(C)$ 、 $m_i(D)$ 为辨别框架 θ 中各假设对应的原始权重比例值； i 为不同的证据体。

$$m_i(\omega)^* = \frac{m_i(\omega)}{m_i(A) + m_i(B) + m_i(C) + m_i(D)} \quad (10)$$

式中： $m_i(\omega)^*$ 为修正后得到辨别框架内各假设的原始权重； ω 为 A 、 B 、 C 、 D 中任意一个。

2.2 基于皮尔逊系数的相似性测度

利用原始权重计算出证据体与证据体之间的皮尔逊相关性系数。本文的证据体分别为温度、CO 浓度、烟雾浓度。设定温度、CO 浓度、烟雾浓度分别为证据体 m_1 、 m_2 、 m_3 。则证据体 m_1 与 m_2 的相关性系数 Z_{12} 的计算式为：

$$Z_{12} = \frac{\text{cov}(m_1, m_2)}{\sigma_{m_1} \sigma_{m_2}} = \frac{E(m_1 - \mu_{m_1})(m_2 - \mu_{m_2})}{\sigma_{m_1} \sigma_{m_2}} \quad (11)$$

$$\mu_{m_i} = E(m_i) \quad (12)$$

$$\sigma_{m_i}^2 = E(m_i^2) - E^2(m_i) \quad (13)$$

式中： cov 表示协方差； E 表示数学期望。

使用上述公式分别计算两两证据体之间的相关系数，并构建证据体的相关性矩阵。

$$Z_{ij} = \begin{pmatrix} Z_{11} & Z_{12} & Z_{13} \\ Z_{21} & Z_{22} & Z_{23} \\ Z_{31} & Z_{32} & Z_{33} \end{pmatrix} \quad (14)$$

针对皮尔逊相关系数中非正相关（ $Z \leq 0$ ）的统计证据，本研究采用阈值重赋策略将其统一修正为 0.001 的微正相关值。该处理方法通过将负相关及无显著关联的观测值转化为微小正相关量值，在保持数据完整性的同时有效降低其对多源信息融合过程中权重分配与可信度评估的负向干扰^[13]。

然后定义证据体 m_i 的可信度 $\text{cred}(m_i) \in [0, 1]$ 并且满足：

$$\sum_{i=1}^n \text{cred}(m_i) = 1 \quad (15)$$

可信度的计算公式为：

$$\text{cred}(m_i) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n Z_{ij}(m_i, m_j)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n Z_{ij}(m_i, m_j)} \quad (16)$$

2.3 基于区间概率的不确定性测度

本文在采用皮尔逊相关系数评估证据相似性的同时,为了更全面地考量,加入了证据不确定度的概念,从而多维度地调整和修正存在冲突的证据。在证据理论中,通过基本概率分配函数,可获得辨别框架 θ 中假设 α 的置信区间 $[\text{Bel}(\alpha_i), \text{Pl}(\alpha_i)]$,这个区间实际上为该假设提供了一个概率范围。当考虑辨别框架 θ ,即包含多个假设的集合时,每个单元元素子集对应的置信区间共同构成了整个辨别框架 θ 上的一个区间概率分布。区间概率与证据的不确定性均源自不一致性和不精确性这两个方面。在采用置信区间对证据不确定性进行量化分析时,通过计算所有区间概率的中值 $(\text{Bel}(\alpha_i) + \text{Pl}(\alpha_i))/2$,来计算不一致性;利用区间长度,即 $\text{Pl}(\alpha_i) - \text{Bel}(\alpha_i)$,来计算不精确性^[14]。基于以上结论可以获得式(17)的不确定度 $\text{SU}(m_i)$ 的定义:

$$\text{SU}(m_i) = \sum_{i=1}^n \left[-M \times \log_2^M + \frac{\text{Pl}(\alpha_i) - \text{Bel}(\alpha_i)}{2} \right] \quad (17)$$

$$M = \frac{\text{Bel}(\alpha_i) + \text{Pl}(\alpha_i)}{2}$$

式中: $\text{SU}(m_i)$ 为第 i 个证据体的不确定度; n 为辨别框架 θ 中假设的个数; α_i 为对应辨别框架 θ 中火灾的第 i 个假设。

2.4 新的证据权重分配方法

本文利用皮尔逊相关系数来衡量证据间的相互关系,并据此评估证据的可信度,同时利用置信区间来确定证据的不确定度。分析结果可知,证据体的 $\text{SU}(m_i)$ 体现了它与其他证据体之间的对立程度,证据体的 $\text{cred}(m_i)$ 反映了它受到其他证据的认可程度;在证据整合过程中,应当降低 $\text{SU}(m_i)$ 较大证据体的比重,提升 $\text{cred}(m_i)$ 较高证据体的比重。鉴于此,本文结合证据体的 $\text{SU}(m_i)$ 和 $\text{cred}(m_i)$ 来共同决定证据体的权重,其公式为:

$$\partial_i = \frac{\text{cred}(m_i) \times e^{\text{SU}(m_i)}}{\sum_{j=1}^n (\text{cred}(m_j) \times e^{\text{SU}(m_j)})} \quad (18)$$

式中: ∂_i 表示第 i 个证据体的权重系数; n 表示证据体个数。

然后利用归一化后的权重系数对原始证据加权平均得到修正后的证据 $m_i^\#$,其公式为:

$$m_i^\# = \sum_{i=1}^n (\partial_i \times m_i) \quad (19)$$

式中: n 表示证据个数。

最后,利用基于Murphy的方法使用DS组合规则进行迭代^[15]。若系统总共有 n 个证据体,则将经过加权平均处理的证据 $m_i^\#$ 组合 $n-1$ 次,以得到最终的融合成果。

3 实验分析

本文将火灾发生情况分为极高、高、一般、低4种情况。

并设定辨别框架 $\theta = \{A, B, C, D\}$,其中 A 、 B 、 C 、 D 分别对应火灾发生的四种情况。采用3个不同种类的传感器数据作为证据体,在长、宽、高均为90 cm的封闭空间中进行火灾模拟实验,检测模拟火灾发生时的数据。图2为从环境中无火到出现明火火灾的传感器测量数据,每隔25 s采集一次。

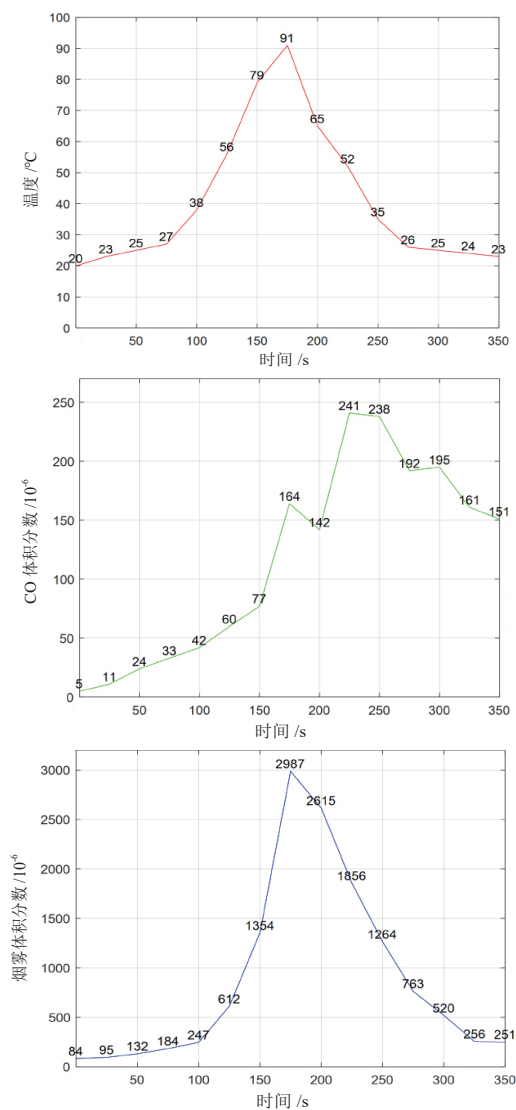


图2 明火试验中传感器响应曲线

在火焰的初始燃烧阶段,由于燃烧不完全,CO气体和烟雾体积分数迅速增加。随着燃烧过程的持续,CO气体的体积分数增长速度减慢,其峰值在 240×10^{-6} 左右。同时,烟雾的体积分数在达到最大值 2990×10^{-6} 之后开始下降。至于环境温度,它在燃烧的早期阶段就开始快速上升,最终达到大约 90°C 。

在明火实验场景中,本研究分别针对传感器均正常工作和烟雾传感器存在故障两种工况进行了数据采集与火情判定分析。表1展示了传感器正常运行时采集的传感器实验数据及其对应的火情判定结果;表2则记录了烟雾传感器存在故障时的实验数据与判定结果。

表 1 传感器正常时实验结果

真实火灾情况	传感器数据			火灾各假设概率及判别			
	温度 /℃	CO 体积分数 /10 ⁻⁶	烟雾体积分数 /10 ⁻⁶	温度传感器判别	烟雾传感器判别	CO 传感器判别	融合判别
无	25	24	132	0.53（低）	0.60（一般）	0.67（一般）	0.76（一般）
无	27	33	184	0.43（低）	0.58（一般）	0.74（一般）	0.81（一般）
无	38	42	247	0.54（一般）	0.50（一般）	0.54（高）	0.51（一般）
有	56	60	612	0.94（高）	0.98（高）	0.78（一般）	0.99（高）
有	79	77	1 354	0.82（极高）	0.99（极高）	0.87（极高）	0.99（极高）

表 2 有传感器故障时的实验结果

真实火灾情况	传感器数据			火灾各假设概率及判别			
	温度 /℃	CO 体积分数 /10 ⁻⁶	烟雾体积分数 /10 ⁻⁶	温度传感器判别	烟雾传感器判别	CO 传感器判别	融合判别
无	24	23	1 154	0.57（低）	0.94（极高）	0.62（一般）	0.57（低）
无	28	31	1 034	0.39（一般）	0.87（极高）	0.78（一般）	0.83（一般）
无	38	40	1 543	0.54（一般）	0.99（极高）	0.53（一般）	0.61（一般）
有	54	61	154	0.92（高）	0.61（一般）	0.72（高）	0.99（高）
有	82	75	254	0.87（极高）	0.51（高）	0.84（极高）	0.99（极高）

判定机制采用概率决策模型，即传感器通过分析环境参数计算不同火灾假设的概率值，选取概率最高者作为最终判定依据。其中，当输出最大概率的假设是极高或高时判定为火灾发生；若输出最大概率的假设是一般或低则判定为无火灾状态。

从表 1~2 可以观察到，在传感器正常的明火实验中，单独依赖温度传感器、一氧化碳传感器、烟传感器来判断火灾的发生，其准确性和效果通常较差，可能会出现误判的情况。而采用多传感器融合方法时，综合考虑这些传感器的数据，可以显著提高判断的准确率。在有传感器故障的实验中，由于烟雾传感器数据异常，单独使用烟雾传感器的数据来判断火灾会出现误判的情况。但是，采用改进的 D-S 证据理论将多传感器数据融合的方法后，可以有效避免故障传感器的影响，从而准确判断火灾是否发生。

4 结论

本研究提出了一种基于改进 D-S 证据理论的多源异构传感器融合框架，有效解决了传统火灾检测中单模态感知的可靠性缺陷。通过构建证据体可信度动态评估模型与不确定性量化机制，实现了烟雾、温度及一氧化碳传感器数据的特征级冲突消解与决策级概率优化。实验表明，该方法具备故障传感器的自诊断能力，并通过概率分布修正显著提升了火灾判别鲁棒性。

然而，本研究仍存在局限，假设判定的阈值设定仍依赖专家经验的先验约束，缺乏自适应的参数学习能力。后续研究将构建在线学习的动态阈值优化机制，实现参数自演进。

参考文献：

[1] 林水生, 卫伯言, 杨海芬, 等. 引入新数据源的 D-S 融合检测方法 [J]. 电子科技大学学报, 2021, 50(6): 861-867.

[2] 赵英, 陈淑娟. 基于多传感器数据融合的火灾预警系统 [J]. 现代电子技术, 2010, 33(24): 173-175.

[3] 刘晓悦, 马伟宁. 基于 D-S 证据理论的多传感器火灾报警方法 [J]. 华北理工大学学报 (自然科学版), 2017, 39(3): 74-81.

[4] 韩磊, 曲娜, 隋宇凡, 等. 基于 BSO-ELM 算法的火灾检测研究 [J]. 消防科学与技术, 2023, 42(1): 103-106.

[5] 张莹莹, 高迪驹, 孙彦琰. 基于图像增强和 YOLO 的船舶火灾检测方法 [J]. 上海海事大学学报, 2024, 45(2): 68-74.

[6] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. DS 证据理论研究进展及相关问题探讨 [J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 1-11.

[7] 丰颖. 基于双光源检测的烟雾多特征感知技术研究 [J]. 电子设计工程, 2023, 31(5): 18-22.

[8] 王慧, 宋宇宁. D-S 证据理论在火灾检测中的应用 [J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(5): 19-23.

[9] 李永忠, 陈兴亮, 于化龙. 基于改进 DS 证据融合与 ELM 的入侵检测算法 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(10): 3049-3051.

导盲机器人多尺度轻量检测算法优化研究

王世刚¹ 方欣怡¹

WANG Shigang FANG Xinyi

摘要

为提升盲人和视障人士 (BVIP) 在复杂的城市交通环境中的自主导航能力, 文章提出一种面向导盲机器人导向信息多尺度轻量检测的算法。首先, 引入 MultiSEAM 和 LSKA 模块 (local spatial kernel attention), 并结合 DcovN 机制 (dynamic covariance normalization) 和自适应空间卷积注意力机制, 以增强模型的鲁棒性和检测精度; 其次, 为便于算法部署于导盲机器人, 采用轻量级的 MobileNetV3 网络替换 YOLOv5s 的 Backbone 主干特征提取网络; 最后, 引入 CA 注意力机制和 EIoU 损失函数以补偿精度损失。实验结果表明, 改进后的 YOLOv5s 算法在模型参数量上降低 20.8%, 在 F_1 得分、mAP@0.5 上分别提高 0.19 和 12.5%, 对比同系列 SOTA 模型如 YOLOv10、YOLOv11 等均显示出较强的鲁棒性。

关键词

多尺度目标检测; YOLOv5s; 导盲机器人; 深度学习; 轻量化

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.046

0 引言

据数据统计, 全球约有 22 亿视力障碍者^[1], 其中, 失明人数约 4 300 万; 我国盲人数量超过 1 700 万, 每年新增的盲人数量高达 45 万。而目前 BVIP 出行面临着许多挑战, 例如盲道维护不足、交通信号缺失等问题, 严重影响了其日常生活的自主性, 而导盲犬训练成本高且数量有限^[2]。因此, 开发高效经济的导盲机器人系统成为一个重要的研究方向。

1. 广西科技大学自动化学院 广西柳州 545616

[基金项目] 广西科技基地和人才专项 (AD22080004)

近年来, 集成先进传感器如 LiDAR 和摄像头的导盲机器人逐渐兴起, 但在复杂城市环境中, 如何精准地识别导向目标 (如盲道、斑马线、红绿灯等) 仍然是技术难题^[3], 因此, 研究者们提出了多种算法优化方案。例如, 黄宁霞等人^[4]提出优化的 Faster RCNN 算法, 能够提升小型障碍物检测精度; 贾存南等人^[5]采用边缘计算的 YOLOv3 算法, 可以实现盲道环境实时检测; Sugashini 等人^[6]提出 SABO-YOLO 模型, 能够协助盲人检测障碍物。

尽管诸多研究取得了一定进展, 但在实际应用中仍然面临着许多挑战。特别是面对户外复杂导盲场景以及多尺度目

[10] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式 [J]. 电子学报, 2000(8):117-119.

[11] FEI L G, HU Y, XIAO F Y, et al. A modified TOPSIS method based on D numbers and its applications in human resources selection[J]. Mathematical problems in engineering, 2016, 2016(1): 6145196.

[12] GENG J B, WEI Z J. A new method for constructing the basic probability assignment function in D-S evidence theory[J]. Journal of physics: conference series. IOP publishing, 2021, 1746(1): 012038.

[13] 张欢, 陆见光, 唐向红. 面向冲突证据的改进 D-S 证据理论算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(3):616-623.

[14] 朱智宇, 宋亚飞. 证据理论中基于区间概率的不确定测度 [J]. 计算机应用, 2021, 41(S2):25-30.

[15] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法 [J]. 红外与毫米波学报, 2004(1):27-32.

【作者简介】

侯中华 (1999—), 男, 四川蓬溪人, 硕士研究生, 研究方向: 智能检测与控制技术。

石则云 (1994—), 男, 湖北十堰人, 博士研究生, 副教授, 研究方向: 非线性与量子光学。

黄海波 (1974—), 男, 湖北十堰人, 博士研究生, 教授, 研究方向: 汽车电子与智能控制。

吕子涵 (2001—), 男, 湖北应城人, 硕士研究生, 研究方向: 汽车电子与感应加热电源。

(收稿日期: 2025-04-13 修回日期: 2025-09-08)