

基于主元证据理论在车辆识别中的应用

赵楠¹, 高嵩¹, 宋晓茹¹, 马贝²

(1. 西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021; 2. 西安工业大学, 西安 710021)

摘要: 车辆识别技术作为智能交通管理系统中的研究热点和难点; 在车辆识别技术中, 应用 Dempster-Shafer 证据组合规则融合冲突信息时会产生不合理的结果; 基于修正证据源的思想, 提出了一种新的权重系数确定方法, 该方法从证据主元角度分析, 确定各组证据主元, 利用该主元求出证据相容度、可信度, 进而确定证据权重系数; 通过新的证据冲突衡量方法, 确定冲突值, 归一化权重, 修正证据源, 按 ER 规则融合各组证据对目标进行识别; 仿真部分以实际路面车辆车型识别为算例, 将该方法与其他方法对比, 结果表明: 该方法能更有效地融合高度冲突的证据, 减小计算复杂度, 目标识别的准确性提高 20%。

关键词: 主元; 权重系数; 证据冲突; 归一化; 目标识别

Vehicle Identification Based on Principal Component Evidence Reasoning

Zhao Nan¹, Gao Song¹, Song Xiaoru¹, Ma Bei²

(1. College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Vehicle recognition has become a hotspot in the researches on intelligent traffic management system. In the vehicle identification, using the combination rule of Dempster-Shafer evidence to fuse the collision information, the irregular results will be occurred. A new calculation method of weight coefficient is discussed in this thesis. In this method, the evidence principal elements for each group can be determined by analyzing the principal component of evidence. Then the evidence compatibility and credibility are obtained. Further, the weight coefficient of evidence can be determined through all above parameters. This thesis puts forwards a measure method for conflict of evidence. This method can calculate the conflict value, then normalize weight, modify the evidence source. Further, ER evidence is used to identify the target. In the simulation progress, the example of the recognition of the vehicle type on realistic road can be utilized to compare this method with others. It can be proved that this method is more effective than others on fusing the evidence with high conflict and reducing the computational complexity. The accuracy of target recognition is improved by 20%.

Keywords: evidence theory; principal element; weighting coefficient; collision of evidence; normalization; target recognition

0 引言

随着我国经济建设的蓬勃发展, 机动车拥有量急剧增长, 车辆识别技术在智能交通管理系统中被广泛的应用。由于基于单传感器的车辆识别获取信息有限, 难以满足实际要求, 因此利用多个传感器构成系统, 分别识别同一目标, 融合探测的信息, 形成决策, 有助于提高车辆识别的准确性。多传感器信息融合方法中, DS 证据推理是常应用于目标识别领域中的一种非精确推理方法。在实际的多传感器系统中, 不同传感器获得的目标信息往往存在冲突甚至完全矛盾, DS 证据推理不能有效处理冲突信息, 进而影响识别效果。针对这一问题, 许多学者进行了研究并提出了一系列的改进方法。一类学者认为

Dempster 规则存在缺陷, 需对其进行修正^[1-2]; 文[1]中合成公式是一个加权和的形式, 该合成公式在 Yager 的基础上进行改进, 把合取冲突 $k, 1-k$ 作为加权系数, 分配给证据平均支持度 $q(A)$ 、DS 中的 $m(A)$, 该方法虽然克服了 Yager 的不足, 但对目标识别率不高。一类学者认为原因不在于 Dempster 规则, 而在于对问题建模不准确, 需要对证据进行预处理, 然后再进行组合^[3-5]。

各种改进方法虽能提高证据理论融合能力, 但基于以上分析, 仍存在不足。为确保融合的快速性, 识别的准确性, 减少计算复杂度。本文提出一种基于主元证据理论改进方法, 并通过实际路面车辆型别识别算例, 以期该改进方法使高度冲突的合成结果更为理想, 对车型识别精度较高。

1 DS 证据理论概述与 ER 规则

Dempster-Shafer (DS) 证据理论是 1967 年 Dempster^[6] 首先提出的, 其学生 Shafer 于 1976 年针对统计问题做了系统的发展^[7]。DS 证据理论是种不确定推理方法, 对于不确定的、不清楚的信息提供了强有力的合成方法, 这使得 DS 证据理论在多传感器目标识别领域有了广泛的应用。

1.1 DS 证据理论的基本概念

在 DS 证据理论中, 识别框架 Θ 指所研究对象的全集, Θ

收稿日期: 2016-11-29; 修回日期: 2016-12-23。

基金项目: 陕西省自然科学基金研究计划(2014JM2-6093); 陕西省工业科技攻关计划项目(2016GY-032); 西安工业大学校长基金(XAGDXJJ15014)。

作者简介: 赵楠(1992-), 女, 河南许昌人, 硕士研究生, 主要从事智能控制、多传感器信息融合方向的研究。

高嵩(1966-), 男, 陕西西安人, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事智能控制、计算机控制、多传感器信息融合、自主控制及复杂网络等方向的研究。

元素之间相互排斥且为离散值。对于问题域中的任何命题 A ，都包含于 2^Θ 。定义映射 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ (2^Θ 为 Θ 的幂集) 记为 Ω ，则称 m 为框架 Θ 上的基本信任分配 (basic probability assignment, BPA)，且满足：

- (1) $m(\phi) = 0$;
- (2) $0 \leq m(A) \leq 1, \forall A \subseteq \Theta$,
- (3) $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 。若 $m(A) > 0$ ，则称 A 为识别框架 Θ 中的一个焦点。

DS 证据理论提供了一个非常有用的合成公式，使我们能合成多个证据源提供的证据。公式定义如下：

$$m(A) = m(A)^* + \frac{m(A)^*}{1-k}k, k \neq 1 = m(A)^* + \frac{m(A)^*}{\sum_{A \subseteq \Theta, A \neq \phi} m(A)}k \quad (1)$$

其中：

$$m(A)^* = \sum_{\substack{A_i \cap B_j = A \\ A \subseteq \Theta, A \neq \phi}} m_1(A_i)m(B_j) \quad (2)$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i)m(B_j) \quad (3)$$

式 (3) 中， $k \in [0, 1]$ 采用合取运算得到的，简称为合取冲突，是传统上衡量证据冲突的量。它的大小反应了证据冲突程度。系数 $\frac{1}{1-k}$ 称为归一化因子，它的作用是为了避免在合成时将非零的概率赋给空集。

对多组证据 Dempster 规则为：

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i = A} \prod_{i=1 \leq i \leq N} m_i(A_i)}{1-k}, A \neq \phi \quad (4)$$

$$k = \sum_{\cap A_i = \phi} \prod_{i=1 \leq i \leq N} m_i(A_i), k \neq 1 \quad (5)$$

k 称为 n 组证据的合取冲突。

1.2 证据推理规则 (ER 规则)

ER 规则使用一种新的证据预处理方法，即加权信度分配 (weighted belief distribution WBD)，设 m_i 的权重为 w_i ，则其 WBD 的定义为：

$$\hat{m}_{A,i} = \hat{m}_i(A) = \begin{cases} w_i m_{A,i}, & A \subset \Theta \\ 1 - w_i, & A = \Omega \end{cases} \quad (6)$$

与证据折扣不同^[8]，这里 $1 - w_i$ 不是分配给了识别框架 Θ ，而是赋给了框架的幂集 Ω ，表示的是受 m 权重限制而保留未分配的信用度；它可以重新分配给框架中的任意子集，具体视其它证据的权重而定。

将原始 BPA 表示成 WBD 之后，ER 规则使用 Dempster 规则对证据进行合成运算：

$$\hat{m}_1 \oplus \hat{m}_2 = \begin{cases} 0, & A = \phi \\ \frac{\hat{m}(A)}{\sum_{\phi \neq D \subseteq \Theta} \hat{m}(D)}, & A \neq \phi \end{cases} \quad (7)$$

其中：

$$\left. \begin{aligned} \hat{m}(A) &= \sum_{B \cap C = A} \hat{m}_{B,1} \hat{m}_{C,2} + \hat{m}_{A,1} \hat{m}_{A,2} + \\ &\hat{m}_{A,2} \hat{m}_{A,1}, \forall A \subset \Theta \\ \hat{m}(\Omega) &= \hat{m}_{\Omega,1} \hat{m}_{\Omega,2} = (1 - w_1)(1 - w_2) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

若有 $L > 2$ 条证据，则在证据逐一融合过程中应保持 Ω 作为一个焦点，直到 L 条证据都完成融合，才将剩余信度 $\hat{m}(\Omega)$ 按比例重新分配给其它焦点。

2 DS 证据理论不足

通过上节分析可知合取冲突 k 越大，证据冲突越大， k 越小，证据冲突越小。对于冲突较小的证据，DS 证据推理能得到较好的结果。但对于冲突较大的甚至完全对立的证据，DS 证据理论失去融合能力，由于 DS 将冲突丢弃，有悖于常理的融合结果，如下例所示。

例 1：令辨识框架 $\Theta = \{w_1, w_2, w_3\}$ ， m_1, m_2 和 m_3 为 Θ 上来自相异源的三组基本信任分配：

$$\begin{aligned} m_1(\{w_1\}) &= 1, m_1(\{w_2\}) = 0 \\ m_2(\{w_1\}) &= 0.2, m_2(\{w_2\}) = 0.8 \\ m_3(\{w_1\}) &= 0.1, m_3(\{w_2\}) = 0.9 \end{aligned}$$

采用 Dempster 规则融合，结果合取冲突 $k = 0.98$ ，融合三组证据结果为：

$m_1(\{w_1\}) = 1, m_2(\{w_2\}) = 0$ 。以上三组证据中，第一组证据对焦点 $\{w_2\}$ 的信度为 0，后两组证据强烈支持焦点 $\{w_2\}$ 。合成结果中，焦点 $\{w_2\}$ 的信度值仍然为 0，易知该结论与常理相悖的，本来由后两个证据高度支持的 w_2 合成结果为零，这显然是不合理的，因此 DS 证据理论组合规则失效。

例 2：令辨识框架 $\Theta = \{w_1, w_2, w_3\}$ ， m_1 和 m_2 为 Θ 上来自相异源的两组基本信任分配：

$$\begin{aligned} m_1(\{w_1\}) &= 1, m_1(\{w_2\}) = 0 \\ m_2(\{w_1\}) &= 0, m_2(\{w_2\}) = 1 \end{aligned}$$

采用 Dempster 规则融合，合取冲突 $k = 1$ ，合成规则中分母为 0，证据无法合成。

上述两个例子可以看出，对于高度冲突的证据运用 DS 证据理论融合后得到的结果往往有悖于常理。导致发生悖论的原因可以分为两类：一类是冲突分配不合理，如例 1；一类是证据高度冲突，如例 2。

3 基于主元的证据理论合成方法

DS 证据理论在面对高度冲突证据会产生与直觉相反的融合结果，根本原因在于其丢弃了冲突部分的信息。应当意识到，冲突本身也是一种信息，对冲突信息的有效利用，可以提高融合结果的准确性。由于证据源自身条件和工作环境的影响，它们所提供的证据在合成过程中的重要程度不一样，对于多组证据冲突，必定有证据组较大程度支持假设，因此，引入证据主元，利用证据主元在证据合成过程中确定可描述证据重要程度的权重系数。

设在证据合成过程中 n 个证据源同时提供证据，证据集 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ ， E_i 的权重系数为 w_i ，则所有的权重系数组成了证据源的权重向量：

$$W = \{w_1, w_2, w_3, \dots\}, w_i \in [0, 1] \text{ 且 } \sum_{i=1}^n w_i = 1. \text{ 权重系数反映了证据源提供的证据在合成过程中的重要程度以及它们对合成结果的影响程度。在分析文[5]的基础上，本文将引入一种基于主元的权重系数确定方法用于 ER 公式中。其步骤可总结如下：}$$

1) 依证据源提供的证据给辨识框架内各命题分配基本概

率值, 并建立证据源的权重向量, $W = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots\}$ 权重系数确定方法见 3.1 节。

2) 衡量证据间的冲突程度。由文[5]可得权重归一化与否对合成结果有影响, 判断权重是否归一化, 见 3.2 节。

3) 各个证据权重系数确定后, 代入 ER 规则得到调整后的命题概率分配。

$$m_{A,i}^\wedge = m_i^\wedge(A) = \begin{cases} \omega_i m_{A,i}, & A \subset \Theta \\ 1 - \omega_i, & A = \Omega \end{cases} \quad (9)$$

4) 将证据的所有调整后的基本概率分配值 $\hat{m}_i(A)$, $\hat{m}_i(\Theta)$, $\hat{m}_i(\Omega)$, 代入文献 [5] 的合成公式, 便构成新的合成公式如下:

$$\begin{aligned} \hat{m}(A) &= \frac{1}{1-k} \sum_{B \cap C = A} \hat{m}_1(B) \hat{m}_2(C) + \omega_1 m_1(A) \hat{m}_2(\Omega) + \\ &\quad \omega_2 m_2(A) \hat{m}_1(\Omega) = \\ &\frac{1}{1-k} \left[\sum_{B \cap C = A, B, C \neq \emptyset} \omega_1 m_1(B) \omega_2 m_2(C) + \omega_1 m_1(A) \cdot \right. \\ &\quad \left. (\hat{m}_2(\Omega) + \hat{m}_2(\Theta)) + \omega_2 m_2(A) (\hat{m}_1(\Omega) + \hat{m}_1(\Theta)) \right] = \\ &\frac{1}{1-k} \left[\sum_{B \cap C = A, B, C \neq \emptyset} \omega_1 m_1(B) \omega_2 m_2(C) + \omega_1 m_1(A) \cdot \right. \\ &\quad \left. (\omega_2 m_2(\Theta) + (1 - \omega_2)) + \omega_2 m_2(A) (\omega_1 m_1(\Theta) + (1 - \omega_1)) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

新的合成公式既继承了 ER 规则的优势, 又充分考虑了各证据的重要性, 符合实际。

3.1 基于主元的权重系数确定

介绍证据主元之前, 引入下面例子。

例 3: 令辨识框 $\Theta = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4\}$, m_1, m_2, m_3 和 m_4 为 Ω 上来自相异源的四组证据的基本概率赋值:

$$\begin{aligned} m_1(\{\omega_1, \omega_2\}) &= 0.99, m_1(\{\omega_4\}) = 0.01 \\ m_2(\{\omega_2, \omega_3\}) &= 0.99, m_2(\{\omega_4\}) = 0.01 \\ m_3(\{\omega_1, \omega_3\}) &= 0.99, m_3(\{\omega_4\}) = 0.01 \\ m_4(\{\omega_4\}) &= 1 \end{aligned}$$

由 DS 证据理论前三组两两合取冲突: $k_{1,2} = 0.0198, k_{1,3} = 0.0198, k_{2,3} = 0.0198, k_{1,4} = 0.99, k_{2,4} = 0.99, k_{3,4} = 0.99$ 根据合取冲突易得, 前三组证据两两间的差异程度相同, 则三组证据两两间冲突程度小, 也许前三组证据可以归为一类。然而, 这三组证据采用 Dempster 规则融合, 得到 $m_{123}(\{\omega_4\}) = 1$ 融合结果将全部的信任分配给了三组证据之间存在隐藏冲突, 即三组证据强烈支持命题的交集为空: $\{\omega_1, \omega_2\} \cap \{\omega_2, \omega_3\} \cap \{\omega_1, \omega_3\} = \emptyset$ 。前三组证据和第四组证据存在高度的隐藏冲突。

在实际车辆识别工程实践中, 可能会出现多组证据间存在隐藏冲突的情况。因此, 需要研究证据类中隐藏冲突判别方法。文[9]中定义主元。

定义 1: 一组非空证据, 有 n 个非全集焦元, 依据其信度从大到小排序, $A^1, A^2, \dots, A^p, A^{p+1}, \dots, A^n$, 称前 p 个焦元为证据的主焦元, 如果这 p 个焦元的信度值满足以下两个条件:

$$\begin{aligned} (1) \frac{m(A^1)}{m(A^i)} &\leq r, r \geq 1; i = 1, 2, \dots, p. \\ (2) m(A^1) - m(A^p) &< m(A^p) - m(A^*), \text{ 当 } p < n \text{ 时,} \\ m(A^*) &= m(A^{p+1}); \text{ 当 } p = n, m(A^*) = 0. \end{aligned}$$

证据主元即为这 p 个主焦元的并集, 记为 $LE = A^1 \cup A^2 \cup \dots \cup A^p$ 。

证据之间发生的严重冲突或完全冲突往往是由于某个或少数证据的严重不相容性引起的, 受“少数服从多数”的决策思想的启示, 在证据合成过程中, 引起严重冲突或完全冲突的某个或少数证据的影响作用较小, 所以其权重系数就小。本文采用基于以上介绍的证据主元方法来确定各证据的权重系数。其步骤可总结如下:

1) 定义 2: 一个证据 E 所提供的信息含量 $e(E)$ 可表示为:

$$e(E) = \sum_{i=1}^{n(A)} \frac{m_i(A)}{|A_i|} \quad (11)$$

其中: $|A_i|$ 是焦元集 A_i 的基数; $n(A)$ 是焦元集的个数。

定义一组证据被另外一组证据支持的程度等于这组证据的主元与另外一组证据的主元相容程度。

2) 定义 3: 假设由 n 组证据组成的证据集 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 对应证据主元集合 $LE = \{le_1, le_2, \dots, le_n\}$, 则证据 e_j 的主元对证据 e_i 的主元的相容程度为:

$$c_{ij} = \frac{|le_i \cap le_j|}{|le_i \cup le_j|}, i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

3) 系统中对证据体 m_i 的支持程度:

$$\sup(m_i) = \sum_{j=1}^n c_{ij} \quad (13)$$

4) m_i 的支持度归一化得 m_i 的可信度:

$$s_i = \frac{\sup(m_i)}{\sum_{i=1}^n \sup(m_i)} \quad (14)$$

5) 证据 E_i 的权重系数 ω_i :

$$\omega_i = s_i \cdot e_i \quad (15)$$

如此便可确定各证据的权重系数组成的权重向量 $W = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots\}$ 。权重向量确定后, 可以对证据提供的辨识框架中基本概率赋值进行调整, 代入 (10) 中进行证据合成。

3.2 衡量证据冲突归一化权重

Jousselme 证据距离能够在一定程度上衡量证据冲突程度。两组基本信任分配分别为 m_1, m_2 , 证据的 Jousselme 证据距离表示为:

$$d_{BPA}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{[m_1, m_1] + [m_2, m_2] - 2[m_1, m_2]}{2}} \quad (16)$$

其中:

$$[m_1, m_2] = \sum_{i=1}^{2^N} \sum_{j=1}^{2^N} m_1(A_i) m_2(B_j) \frac{|A_i \cap B_j|}{|A_i \cup B_j|} \quad (17)$$

其中: m_1, m_2 分别是基本信任分配 m_1, m_2 的矢量形式; $|\cdot|$ 为模计算。 $d_{BPA} \in [0, 1]$, d_{BPA} 越大, 两证据间的距离越大, 接近性程度越小, 差异性越大。文 [9] 通过例子得出, Jousselme 证据距离不能完全衡量证据间接近性程度, 不能正确衡量两组完全冲突的非类别证据间冲突程度, 因此提出修正证据距离, 公式如下:

$$md_{BPA}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{[m_1, m_1] + [m_2, m_2] - 2[m_1, m_2]}{[m_1, m_1] + [m_2, m_2]}} \quad (18)$$

其中:

$$[m_1, m_2] = \sum_{i=1}^{2^N} \sum_{j=1}^{2^N} m_1(A_i) m_2(B_j) \frac{|A_i \cap B_j|}{|A_i \cup B_j|} \quad (19)$$

修正证据距离衡量两组证据的接近性程度，满足以下 4 个特性：

- (1) $md_{BPA}(m_1, m_2) \in [0, 1]$;
- (2) $md_{BPA}(m_1, m_2) = 0$, 当 $m_1 = m_2$;
- (3) $md_{BPA}(m_1, m_2) = 1$, 当且仅当 $(\cup A_i) \cap (\cup B_j) = \phi$;

(4) 由于 $[m_1, m_1] + [m_2, m_2] \leq 2, md_{BPA}(m_1, m_2) \geq d_{BPA}(m_1, m_2)$ 当且仅当 m_1, m_2 同时为类别证据时，等号成立。文 [9] 提出了新的二元组, $cf_M(m_1, m_2) = [k, md_{BPA}]$, 采用基于合取冲突和修正证据距离的二元组。构建基于二元组的二元函数 cf_m , 定量地分析证据冲突程度。二元函数 cf_m :

$$cf_m = \sqrt[5]{md_{BPA}} \frac{k + md_{BPA}}{2} e^{-\frac{(k - md_{BPA})^2}{2}} \quad (20)$$

cf_m 为衡量证据冲突程度的量, cf_m 越小, 证据冲突证据越小。经过验证 cf_m 能够较好地衡量证据冲突程度。因此可以通过冲突程度, 判断权值是否归一化。归一化公式:

$$\omega'_i = \frac{\omega_i}{\sum_i \omega_i} \quad (21)$$

4 主元 DS 数据融合在车辆识别中应用

4.1 主元 DS 用于车辆目标识别的方法

DS 理论用于多传感器数据融合时, 由各传感器获得信息, 并由此产生对某些命题的度量, 即为证据理论中的证据, 并利用这些证据通过构造相应的基本概率分布函数, 对所有的命题(包括鉴别框架) 赋予一个可信度, 构成一个证据体, 每个传感器相当于一个证据体, 而多传感器数据融合的实质, 利用基于主元 DS 合并规则将各个证据体合并成一个新的证据体, 根据决策准则对目标进行分类。主元 DS 方法用于多传感器识别系统数据融合方法, 如图 1。

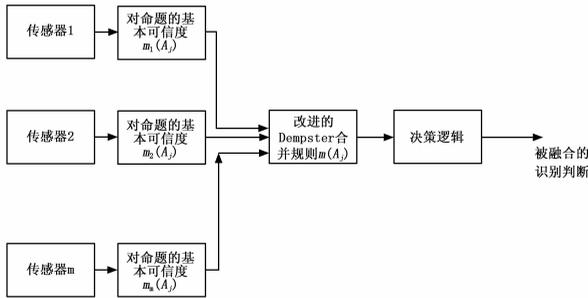


图 1 主元 DS 方法用于多传感器识别系统

4.2 主元 DS 融合方法的目标识别的决策准则

由图 1 可知, 主元 DS 融合规则融合各个传感器测得数据, 得到合成后的基本可信度, 如何得到最后的决策结果? 在目标识别中, 本文给出以下目标分类决策规则。

- 规则 1: 目标类别应具有最大的可信度;
- 规则 2: 目标类别的可信度值与其它类别的可信度值的差必须大于某一阈值;
- 规则 3: 不确定性区间长度必须小于某一阈值;
- 规则 4: 目标类别的可信度值必须大于不确定性区间长度。

5 算法验证及分析

为了验证改进证据理论在车辆识别数据融合应用中的有效性。以文 [10] 车型识别为例, 对 DS 证据规则、Yager 方法、文 [1] 方法以及本文的改进方法进行比较, 分别求出各种方法对车型的识别率。

本次实验采用五个传感器对车型进行识别, 柴油机汽车、汽油机汽车和重型汽车分别在水泥路上行驶, 同时有干扰存在, 有 5 个传感器置于不同的位置进行识别, 其中有三只地振动传感器, 两只声传感器, 将传感器测得数据进行处理, 利用文 [11] 中小波变换得到特征向量, 得到的特征向量构造基本置信函数^[12], 这样使得通过传感器测得的数据进行证据化, 获得相互独立的识别证据, 应用各种融合方法合成证据, 以期得到准确可靠的识别结果。本例中证据理论识别框架: A 柴油机汽车, B 汽油机汽车, C 重型汽车。五个传感器对识别目标的基本概率赋值见表 1。

表 1 五组证据源基本概率赋值

证据源	ω_1	ω_2	ω_3	Θ	单组证据结果
1	0.07647	0.03234	0.81742	0.07375	C
2	0.00024	0.44272	0.48778	0.06925	不确定
3	0.00047	0.59669	0.32676	0.07607	B
4	0.00007	0.45233	0.51798	0.02960	C
5	0.91815	0.04457	0.01282	0.02444	A

利用本文改进方法确定五组证据主元见表 2。

表 2 五组证据主元

证据	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5
主元 1e	{C}	{B,C}	{B,C}	{A,B,}	{A}

单一传感器对目标进行识别, 由表 1 得出, 第一组证据: 重型汽车识别率高达 0.8, 即认为目标为重型汽车; 第二组证据: 汽油机汽车与重型汽车识别率基本相同, 都达到了 0.4 以上, 即无法确定目标类型; 第三组证据: 汽油机汽车识别率为 0.5, 即认为目标为汽油机汽车。同理, 第四组、第五组证据分别认为目标为重型汽车、柴油汽车。五组独立证据对同一目标识别得到结果差别较大, 因此单组证据不能对目标进行精确识别。

4 种方法分别得到融合结果见表 3。为了方便表示, 采用 i ($i=1, 2, 3$) 表示 ω_i 。

不同四种方法融合结果由表 3 可以看出, DS 融合规则无法有效地解决高度冲突证据; Yager 提出的方法, 将高度冲突全部分配给了不确定项, 不确定度高达到 0.929 7, 这种情况在实际识别中是不合理的; 文献 [1] 在 Yager 的基础上改进, 虽能克服 Yager 的不足, 但是对于本例中车型识别率只有 0.302 46, 识别率不高, 不确定性信度分配高达 0.573 3, 融合结果不理想; 本文改进的方法考虑到证据的相互关联的特性、各个证据的有效性, 是基于主元的合成方法, 计算复杂度降低, 尤其当证据基元和证据数量都比较大时, 这种优势更为明显, 并且通过归一化权重, 对多组证据进行融合, 结果对重型汽车

(下转第 206 页)

点的设计与通信实现 [J]. 现代电子技术, 2007, 10 (10): 47-49.

[2] 杨 焯, 董 惠. 基于 ZigBee 的无线传感器网络节点的设计 [J]. 现代电子技术, 2009, 17 (6): 140-142.

[3] 马祖长, 孙怡宁, 梅 涛. 无线传感器网络综述 [J]. 通信学报, 2004, 9 (49): 114-123.

[4] 宋晓琴, 胡爱群. 无线传感器网络中数据链路层和网络层设计 [J]. 电信科学, 2005, 23 (9): 9-12.

[5] 幸小雷, 霍宏伟, 杜春山. 一种无线传感器网络节点硬件平台的设计与实现 [J]. 网络通讯与安全, 2007, 2 (3): 421-422.

[6] 许宇卫, 戴 澜. 基于 ZigBee 无线通信的智能温室监控系统设计 [J]. 科技传播, 2016, 8 (12): 256-263.

[7] 李雪峰. 基于 ZigBee 无线通信的分布式智能家庭安防系统 [J]. 电子设计工程, 2016, 24 (16): 119-123.

[8] 李 敏, 唐惠玲, 张沙清, 等. 基于 ZigBee 与 XBee 的智能家居系统设计与及其性能测试 [J]. 现代电子技术, 2016, 39 (9): 48-52.

[9] 李贤烈, 刘梧林, 何海光. 基于 ZigBee 的移动物联网温度采集系统设计及实现 [J]. 无线通信技术, 2016, 3 (2): 42-45.

[10] 吕海东, 葛日波. 云平台分布式智能感知物联网应用开发 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (7): 212-214.

(上接第 202 页)

表 3 四种方法融合结果

方法	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4
DS	$k_{123}=0.626,$ {1},0.0012; {2},0.3623; {3},0.6282; $\Theta,0.0083;$	$k_{123}=0.49010,$ {1},0.00002; {2},0.30310; {3},0.69870; $\Theta,0.00002$
Yager	$k_{123}=0.46520$ {1},0.00062; {2},0.61410; {3},0.34630; $\Theta,0.4997$	$k_{1234}=0.47540,$ {1},0.00006; {2},0.52200; {3},0.44850; $\Theta,0.4902$
文[1]	$k_{123}=0.62600$ {1},0.00700; {2},0.22090; {3},0.24840; $\Theta,0.52370$	$k_{1234}=0.49010$ {1},0.00530; {2},0.17826; {3},0.32844; $\Theta,0.48800$
主元证据理论	$k_{123}=0.7299$ {1},0.00890; {2},0.42670; {3},0.49870; $\Theta,0.0657$	$k_{1234}=0.4469;$ {1},0.00220; {2},0.32300; {3},0.64870; $\Theta,0.0261$

方法	m_1, m_2, m_3, m_4, m_5	识别结果
DS	$k_{1235}=0.97350$ {1},0.00415 {2},0.22851 {3},0.76730 $\Theta,0.00005$	重型汽车
Yager	$k_{1235}=0.91780,$ {1},0.45010 {2},0.05790 {3},0.02300 $\Theta,0.9297$	不确定
文[1]	$k_{1235}=0.97350$ {1},0.05024 {2},0.07400 {3},0.30246 $\Theta,0.57330$	重型汽车
主元证据理论	$k_{1235}=0.9638$ {1},0.01080 {2},0.42310 {3},0.54630 $\Theta,0.02800$	重型汽车

识别率为 0.5463。经以上数据综合判断基于主元证据理论能有效的解决高度冲突的证据,融合结果优于其他三种方法,不确定性信度分配降到最小化,其值仅为 0.028,能够有效地识别出车型,准确率较提高 20%。

6 结论

由于在证据主元的基础上,本文合成方法能有效地减少计算复杂度、合成冲突证据,同时证据相容程度、可信度概念的引入,使之对冲突证据不再盲目地全盘否定,而是根据可信度确定证据权重系数,合理分配冲突证据,这样极大地提高了合成结果的可靠性。从车辆识别实验结果可以看出,新的改进方法能有效地将路面行驶车辆的目标区分为柴油机汽车,汽油机汽车,重型机汽车,3种目标类型,验证了融合识别方法的正确性和可行性,并且合成方法优于其他方法。

参考文献:

[1] 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, 28 (8): 117-119.

[2] Smets P. Analyzing the combination of conflicting belief functions [J]. Information fusion, 2007, 8 (4): 387-412.

[3] Liu Z, Dezert J, Pan Q, et al. Combination of sources of evidence with different discounting factors based on a new dissimilarity measure [J]. Decision Support Systems, 2011, 52 (1): 133-141.

[4] 韩德强, 韩崇昭, 邓 勇, 等. 基于证据方差的加权证据组合 [J]. 电子学报, 2011, 39 (3A): 153-157.

[5] 柯小路, 马荔瑶, 李子懿, 等. 证据推理规则的性质研究及方法修正 [J]. 信息与控制, 2016, 45 (2): 165-170.

[6] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping [J]. The annals of mathematical statistics, 1967: 325-339.

[7] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton: Princeton university press, 1976.

[8] 熊彦铭, 杨战平, 屈新芬. 基于模型修正的冲突证据组合新方法 [J]. 控制与决策, 2011, 26 (6): 883-887.

[9] 沈怀荣, 杨 露, 周伟静, 等. 信息融合故障诊断技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.

[10] 蓝金辉, 马宝华, 蓝 天, 等. D-S 证据理论数据融合方法在目标识别中的应用 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2001, 41 (2): 53-55.

[11] 刘刘文. 基于小波分析和矩特征的车辆识别研究 [D]. 南京: 南京工业大学, 2006.

[12] 王 刚. 证据理论及其在图像目标识别中的应用 [D]. 南京: 西北工业大学, 2002.