

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306193

基于相容系数的多传感器融合目标识别方法^{*}

文礼杰¹ 谢 荣¹ 许军立² 刘 峥¹

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071; 2. 深圳市镭神智能系统有限公司 深圳 518104)

摘 要:针对车型识别技术存在类别判定冲突问题,提出基于相容系数的多传感器融合目标识别方法。首先,采用多假设思想实现多传感器异构数据聚类合并获取单帧融合检测结果;然后,计算证据之间的相容系数对证据冲突重新分配,结合 Dezert-Smarandache 理论(DSmT)来处理单帧融合后可能出现的证据冲突情况,并获取目标类别的准确识别结果。实测数据结果表明,该方法能克服传感器检测范围受限问题和类别判定冲突问题,目标识别准确率可达 93% 以上,降低了目标识别的漏检率和误检率,可达到良好的目标识别准确性能。

关键词:多传感器融合;相容系数;多假设思想;DSmT;改进证据冲突重分配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6099

Multi-sensor fusion target recognition method based on compatibility coefficient

Wen Lijie¹ Xie Rong¹ Xu Junli² Liu Zheng¹

(1. National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Shenzhen Leishen Intelligent System Co., Ltd., Shenzhen 518104, China)

Abstract: Aiming at the problem of class determination conflict in vehicle recognition technology, a multi-sensor fusion target recognition method based on compatibility coefficient is proposed. Firstly, multi-hypothesis thinking is used to realize multi-sensor heterogeneous data clustering and merging to obtain single-frame fusion detection results; then, the compatibility coefficient between evidences is calculated to redistribute evidence conflicts, and the single-frame processing is combined with Dezert-Smarandache theory (DSmT) conflicts of evidence that may arise after fusion, and obtain accurate identification results of the target category. The results of actual measurement data show that this method can overcome the problem of limited sensor detection range and conflict of category determination, and the target recognition accuracy rate can reach more than 93%, which reduces the missed detection rate and false detection rate of target recognition, and can achieve good target recognition accurate performance.

Keywords: multi-sensor fusion; compatibility coefficient; multi-hypothetical thinking; DSmT; improved evidence conflict redistribution

0 引 言

多传感器融合目标识别技术对于智慧交通环境的感知具有重要意义。目前国内外学者对此做了很多研究工作,相机和激光雷达在多传感器融合识别系统中是主流传感器,是不可或缺的一部分。相机的成本相对便宜且相关技术较为成熟,可以提供丰富的图像和视频信息,不过容易受环境影响而难以获得精确的三维信息;激光雷

达的价格相对昂贵且精度高,但难以获得目标足够丰富的纹理信息。尤其是在城市交通场景下的实时目标识别任务,为了获得准确有效的目标,常常需要获取目标的二维信息和三维信息^[1]。若识别车辆时仅仅使用一种传感器,恐怕难以满足准确实时做出判断,更不用说,需要具备强大的稳定性和鲁棒性。为了解决上述问题,需要将多个传感器结合起来,可以确保可以稳健、准确地进行环境感知^[2],提升感知系统的鲁棒性,增加信息获取的维度,达到更高的感知水平。Xu 等^[3]实现基于 Lidar 点云

收稿日期: 2023-01-11 Received Date: 2023-01-11

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62001346)、CASC 多传感器探测与识别技术研发中心种子基金(ZZJJ202102)项目资助

与相机进行信息融合的方法,利用视觉检测模块提取目标可能性区域;激光雷达模块从相应的输入点云中以无监督的方式提取包含潜在对象的三维点簇;最后提出一个增强策略来提高融合后的目标检测和识别的可信度。李研芳等^[4]提出利用四线激光雷达和相机融合的目标检测算法,通过激光雷达得到目标的位置和编号信息,并将点云聚类后得到的结果通过激光雷达和相机联合标定的参数矩阵投影到图像上得到目标的边界框。张煜等^[5]设计融合图像和激光点云的障碍物检测方法,先搭建YOLOv5^[6]目标检测网络输出图像中的障碍物2D检测框,然后改进Point Pillars^[7]的点云目标检测。对网络引入自注意力机制解决点柱特征间缺少空间联系的问题,最后基于最优属性进行点云和视觉目标匹配,利用加权融合算法融合每个目标的状态信息,从而提高目标检测的精度。Zhao等^[8]将3D点云投影到图像上融合目标邻域的图像信息,利用加速的高维滤波方法用来生成高分辨率深度图,从而提高障碍物聚类的速度。但上述这种单向级联结构^[9]在处理过程中容易发生误检或漏检的情况,从而导致整个检测的准确性和召回率较低。为提高多传感器的检测性能,需采取一定的策略,对多传感器输出的识别结果进行决策级融合^[10],称为后融合方法。Jun等^[11]利用激光雷达给出目标候选位置,分别对在该区域内的图像检测数据与激光雷达扫描数据进行目标识别,最后提出融合框架将二者概率置信度融合。卢莉萍等^[12]提出一种离散因子多传感器目标识别的数据融合方法。获取多时段和多区域的传感器离散因子;依据离散因子计算多传感器目标识别的当前权重以及建立相对一致性和相对加权一致性等函数;结合当前权重以及相关的一致性函数构建多传感器目标识别的数据融合支持度计算模型。吴庆祝等^[13]对激光雷达点云进行映射及深度上采样技术转化为稠密深度图,分别对稠密深度图和RGB图像训练出神经网络模型,利用模型预测出的目标类置信度通过证据转化为质量函数,利用DS(dempster-shafer)证据理论^[14]对两种传感器的质量函数进行决策融合,提高动态环境中目标识别的准确率,但无法避免证据冲突问题。Xu等^[15]对同一图像采用多种行人检测算法,并通过DS证据理论对检测识别结果进行融合,减少行人检测的误检等问题。但是当目标被划分多类后,该方法对相互冲突的分类结果处理效果并不理想。

上述目标识别融合算法虽然取得较好的效果,但是仍存在局限性:1)单一传感器或多传感器难以应对目标背景复杂、目标相互遮挡、外界强光干扰等复杂环境感知信息,识别准确度仍有提升空间;2)针对目标识别任务而言,大部分前融合方法网络结构本身较为复杂、计算量庞大、难以实现,工程实时性效果不佳;3)后融合方法对不同传感器数据分别进行目标识别后再进行融合,融合策

略容易实现,但现有针对后融合方法的研究较少,应用较为局限;另外上述研究方法未对证据高冲突等情况给出有效解决方法,极少应用在交通卡口环境车辆识别。

针对上述问题,在满足交通车型识别系统实时性的前提下,为提高目标识别准确度、降低目标识别的漏检率和误检率,提出一种基于相容系数的多传感器融合目标识别方法。首先采用多假设思想^[16]实现多传感器异构数据聚类合获取单帧融合检测结果,可以有效避免由于干扰导致错误关联情况发生,从而实现数据正确关联;然后计算证据之间的相容系数并结合Dezert-Smarandache理论(DSmT)来处理单帧融合后可能出现的冲突情况,输出高可靠融合结果。实验结果证明该算法可以有效解决传感器检测范围受限和类别判定的高冲突问题,可以获取目标类别的准确识别结果,且实时性好。

1 基于相容系数的多传感器融合目标识别模型

1.1 DS证据理论以及不足

在DS证据理论中,将有限数量且互斥研究对象的全体集合称为辨识框架 Θ 。针对车型识别问题,本文辨识框架为 $\Theta = \{\text{轿车, 卡车, 专项作业车, 面包车, 巴士}\}$,为描述简单,故简写为 $\Theta = \{\text{sedan, truck, special, minibusglass, bus}\}$ 。 2^Θ 为 Θ 所有的子集所构成的集合。若函数映射 $m(A_k):2^\Theta \rightarrow [0,1], A_k \in \Theta$ ^[14]满足式(1),则称 m_{A_i} 为 Θ 框架上的基本概率分配函数(basic probability assignment, BPA)。

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A_k \subseteq \Theta} m(A_k) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $m(A_k)$ 为事件 A_k 的信度,表示对事件 A_k 的支持程度; $\emptyset$ 为空集, $\forall A_k \subseteq \Theta$,若 $m(A_k) > 0$,则称为 A_k 焦元。

信任函数(Bel)为 m 是辨识框架 Θ 上的基本概率分配函数, A 为 Θ 的子集,称函数 $Bel:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为信任函数,满足:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (2)$$

式中: $Bel(A)$ 为信任函数,表示证据对模糊命题 A 的支持程度,也表示事件 A 为真的信任程度。

似然函数 $Pl(A)$ 定义 m 为 Θ 上的基本概率分配函数,满足:

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) = 1 - Bel(\bar{A}) \quad (3)$$

即 $Pl(A)$ 为证据对模糊命题 A 为非假的支持程度,即对事件 A 为非假的信任程度。结合式(2)和(3)分析可得式(4)和(5):

$$\begin{aligned}
 Pl(A) - Bel(A) &= 1 - Bel(\bar{A}) - Bel(A) = \\
 1 - \left(\sum_{B \subseteq \bar{A}} m(B) + \sum_{B \subseteq A} m(B) \right) &\geq \\
 1 - \sum_{B \subseteq \Theta} m(B) &\geq 0
 \end{aligned} \quad (4)$$

$$Pl(A) \geq Bel(A) \quad (5)$$

$Bel(A)$ 和 $Pl(A)$ 是从不同角度描述对事件 A 的信任程度,可得某事件 A 的不确定性区间图,如图 1 所示。

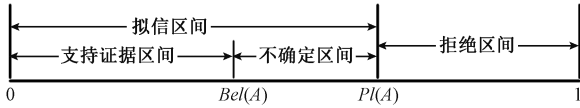


图 1 事件的不确定区间

Fig. 1 Uncertainty Interval of events

由图 1 可知, $[0, Pl(A)]$ 为拟信区间, $[0, Bel(A)]$ 为支持证据区间, $[Bel(A), Pl(A)]$ 为不确定区间, 而 $[Pl(A), 1]$ 为拒绝区间。

在辨识框架中存在两个独立证据源,其相应的 BPA 分别为 m_1 和 m_2 , 焦元 $A \in 2^\Theta$, 焦元 $B \in 2^\Theta$, 其 DS 合成规则为:

$$m(X) = \begin{cases} \frac{1}{1 - K_{A \cap B = X}} \sum m_1(A)m_2(B), & X \neq \emptyset \\ 0, & X = \emptyset \end{cases} \quad (6)$$

式中: $X \in 2^\Theta$, K 为 m_1 和 m_2 之间的冲突系数,在一定程度上反映了证据之间冲突的程度,定义为:

$$K = \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A)m_2(B) \quad (7)$$

对 DS 融合规则而言,当证据存在较小的冲突时, BPA 向不确定性较小的命题集中。当证据存在严重冲突时,组合结果往往与实际客观结果相悖。主要有:

1) 一般冲突问题

冲突是指融合的结果向不确定性较小的命题倾斜,当证据存在高冲突时,其融合结果与客观事实结果不相符。

例 1 设辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$ 上的两个证据分别为:

$$m_1; m_1(A) = 0.98, m_1(B) = 0, m_1(C) = 0.02$$

$$m_2; m_2(A) = 0, m_2(B) = 0.98, m_2(C) = 0.02$$

利用 DS 证据理论对其融合,得到 $m(A) = 0, m(B) = 0, m(C) = 1$ 。两个证据源对焦元 C 的信任度都很小,但融合结果对 C 的信任度却为 1,发生证据冲突,这显然是不符合客观事实的。

2) 鲁棒性问题

鲁棒性差是指在证据合成过程中,当某个焦元的基本概率分配值发生微小改变时,融合结果却发生剧烈的变化。

例 2 同一辨识框架 Θ 上的两个证据分别为:

$$m_1; m_1(A) = 0.97, m_1(B) = 0.01, m_1(C) = 0.02$$

$$m_2; m_2(A) = 0, m_2(B) = 0.98, m_2(C) = 0.02$$

DS 证据理论进行合成后,得到 $m(A) = 0, m(B) = 0.960\ 784, m(C) = 0.039\ 216$ 。与例 1 相比,证据源 $m_1(A)$ 只是发生微小的变化,最后的合成结果却发生剧烈的变化,鲁棒性较差。

3) 一票否决问题

一票否决是指一个证据彻底否定某个焦元时,组合结果对该命题一票否决。对于上述例 1 情况,补充新的证据源 m_3 ,且 $m_3 = m_1$,其合成结果仍 $m(A) = 0$ 与客观实际情况不符。

4) 合成规则失效问题

当两个证据完全冲突时,例如:

$$m_1; m_1(A) = 1, m_1(B) = 0$$

$$m_2; m_2(A) = 0, m_2(B) = 1$$

根据 DS 证据组合规则,由式 (7) 计算冲突系数可得 $K = 1$ 证据合成规则失效。

针对上述证据冲突问题,主要有改进合成规则和修改原始证据源方法。改进合成规则方法包括 Yager 合成规则^[17]、孙全合成规则^[18]和 DSmt 理论^[19-20]等, Yager 方法将证据冲突部分的概率分配给不确定性命题,对不冲突部分仍然采用 DS 证据组合。该方法能够处理冲突的证据但是丢弃冲突证据部分有用信息,合成效果不理想。孙全方法认为证据间的冲突也是部分可用,引入证据可信度对冲突证据进行加权,获得不错的效果。DSmt 理论对 DS 证据理论进行拓展^[9],认为冲突出现的原因归为辨识框架的不完备,将识别框架进行扩充。可有效地解决许多 DS 证据理论难以克服的困难。

修改原始证据源方法主要有 Murphy 合成规则^[21]、邓勇合成规则^[22]等。Murphy 合成规则将多组证据的基本概率分配进行简单平均,导致每个证据源的权重值一样,未考虑证据之间的相关性和可靠程度,在复杂的环境以及干扰会对融合造成严重影响。邓勇合成规则是以证据距离的方法来确定证据的可信度,并将其作为证据的权重,可有效处理证据冲突证据合成问题,但是不能很好处理较大冲突问题。

综上所述,上述方法在一定程度上解决冲突问题和提高了鲁棒性;缺点在于计算复杂性也随之增加,证据间独立性受到一定程度的破坏。

1.2 相容函数改进融合模型

上述改进方法分别从不同角度来解决问题,导致冲突解决方法各有利弊。对于规则上的修改往往会破坏合成规则本身的特性,不利于实际工程应用。本文计算证据之间的相容系数,在一定程度上可以有效解决上述问题。证据相容系数是基于证据支持度^[23]和证据距离^[24]

引入新的度量方法,可以很好地来衡量冲突大小程度,根据冲突程度大小计算传感器的当前权重;若测试环境发生变化,通过新环境下的证据相容性重新确定传感器的当前权重,使得冲突分配更加合理;结合 DSmT 理论来构建多传感器数据融合的相容支持度模型,即可获得系统的目标识别结果。本文改进步骤如下:

首先在目标车型识别框架,对 $\forall A_k$ 且 $A_k \in \Theta$, 两个证据的基本概率赋值函数分别是 $m_{Ci}(A_k)$ 和 $m_{Lj}(A_k)$, $m_{Ci}(A_k)$ 为相机传感器对第 i 个目标的模糊命题 A_k 的支持程度; $m_{Lj}(A_k)$ 激光雷达传感器对第 j 个目标的模糊命题 A_k 的支持程度。相容系数定义如下:

$$R_{Ci,Lj}(A_k) = \frac{2 \times m_{Ci}(A_k) \times m_{Lj}(A_k)}{m_{Ci}^2(A_k) + m_{Lj}^2(A_k)} \quad (8)$$

式中: $R_{Ci,Lj}(A_k)$ 为相机传感器的第 i 个目标和激光雷达传感器第 j 个目标共同对模糊命题 A_k 的支持程度,也称为 $m_{Ci}(A_k)$ 和 $m_{Lj}(A_k)$ 之间的相容性。对式(8)分析可得相容系数函数图,如图2所示,当 $m_{Ci}(A_k)$ 和 $m_{Lj}(A_k)$ 相等时,相容性系数为1,表明两个证据的观点高度一致,即两个证据具有高支持度,此时不存在证据冲突。当 $m_{Ci}(A_k)$ 和 $m_{Lj}(A_k)$ 中有一个等于0时,相容性系数为0,表明两个证据的观点不一致,即两个证据分歧较大,冲突程度较高。

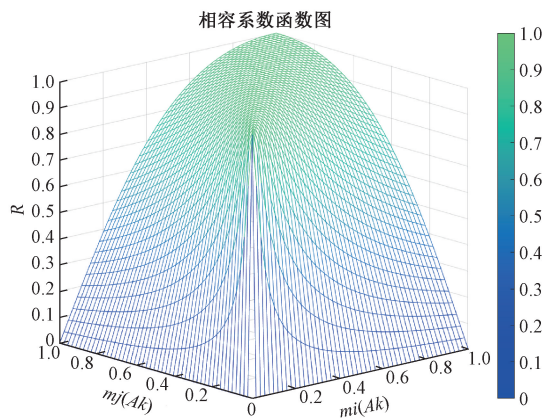


图2 相容系数函数图

Fig. 2 Compatibility coefficient function diagram

根据证据之间的相容性函数,可构建多传感器识别系统中所有传感器对模糊命题支持的相容性矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} R_{1,1} & R_{1,2} & \cdots & R_{1,n} \\ R_{2,1} & R_{2,2} & \cdots & R_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{n,1} & R_{n,2} & \cdots & R_{n,n} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, n 为证据数量。由式(9)和(8)以及相容系数的定义分析可得相容矩阵为对称矩阵,而且证据本身和本身是完全相容的,由式(8)可知,对角线上的元素都等

于1,非对角线上元素都是 $[0,1]$ 范围内。可见证据间既有相容性也有冲突性,利用相容性可以对冲突的证据进行有效地判断。也可表明两个证据之间互相支持度与可信度的大小。两个证据间有越高的相容系数,证据可信度与证据支持度就越高;反之,证据可信度与证据支持度就越高就越低。

利用式(9)中多传感器目标识别输出的相容性矩阵计算出总支持度,通过权值归一化处理,计算出证据 m_i 的权值:

$$R(i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n R(i,j) \quad (10)$$

$$w_i = \frac{R(i)}{\sum_{i=1}^n R(i)} \quad (11)$$

式中: $R(i)$ 为证据 m_i 的总支持度,从而得到证据权重向量 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 。

依据证据间相容性来确定各个证据具体权重,并结合 DSmT 理论构建多传感器目标识别的数据融合支持度计算模型,最终获得证据融合结果,其计算表达式为:

$$m_{fusion}(X) = \psi_1(X) + \psi_2(X, Y) \quad (12)$$

$$\begin{cases} \psi_1(X) = m_{Ci}(X) m_{Lj}(X) \\ \psi_2(X, Y) = \sum_{\substack{Y \in D^\Theta \\ X \cap Y = \emptyset}} (m_{Ci}(X) m_{Lj}(Y) + m_{Lj}(X) m_{Ci}(Y)) \cdot w_i \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\psi_1(X)$ 为非冲突证据支撑程度, $\psi_2(X, Y)$ 为证据冲突情况下对 X 的分配程度。在基于相容系数改进的数据融合模型中,对 $X \cap Y = \emptyset$ 的情况,将冲突程度依据相容系数给两个冲突单元进行加权分配,经过合理有效地分配后,保证融合结果的准确性和可靠性。而不仅仅是考虑当前图像和激光雷达点云的识别结果,还考虑证据间的相容性,有助于提高对类别识别的正确判断。在式(12)中,采用相容系数获得证据当前权重,在面对误检但识别分数较高的情况时,由式(8)计算后会得到较小的相容系数,从而得到较小的权重因子。由于考虑到权重因子,避免产生更大的误差,提高对目标类别识别的正确判断。从式(9)和(13)可知,证据的相对相容性越大,说明权重大的传感器对该模糊命题(目标所属类别事件)的支持程度越一致,对系统数据融合结果则有更大的影响。该方法使多传感器目标识别系统合理有效地分配冲突信息,权重分配更加合理,系统的融合结果也更加准确和可靠,符合实际客观情况。

2 实验结果与分析

2.1 定性分析

为了较好地验证本文融合算法,对不同时间段下的

不同目标车辆类型开展多传感器数据分析,获得单帧数据融合识别结果,如图 3 所示。

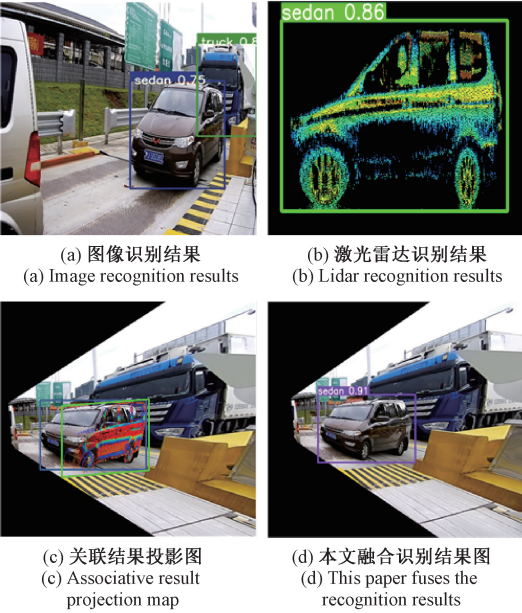


图 3 单帧目标聚类合并图

Fig. 3 Single-frame target cluster merging plot

图 3(a)、(b) 分别为图像和激光雷达识别出来的有效目标,其中图像识别中有两个目标,目标均正确识别出来,分别是 sedan 和 truck。激光雷达仅仅识别一个 sedan 目标以及判别属于 sedan 类的置信度。图 3(c) 为在统一坐标系下投影多传感器检测识别结果,图 3(d) 表示本文融合算法处理后,保留的聚类合并目标和置信度。

对图像数据和激光雷达点云数据分别使用目标识别网络处理,可得相机证据源和激光雷达证据源,其图 3 中目标车辆的基本概率赋值函数如表 1 所示。

表 1 车辆基本概率赋值函数表

类别	sedan	truck	special	minibusglass	bus
$m_{Gi}()$	0.752 8	0.017 5	0.000 2	0.136 0	0.093 5
$m_{Gj}()$	0.864 5	0.010 2	0.000 2	0.024 3	0.000 8

根据相容函数的定义,对焦元 sedan 进行相关计算可得:

$$R_{12}(\text{sedan}) = \frac{2 \times 0.752\ 8 \times 0.864\ 5}{0.752\ 8^2 + 0.864\ 5^2} = 0.990\ 5$$

可得焦元 sedan 证据相容矩阵:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.990\ 5 \\ 0.990\ 5 & 1 \end{bmatrix}$$

从而可以得到证据权重:

$$w_1 = \frac{0.990\ 5}{1 + 0.990\ 5} = 0.497\ 6$$

同理,对焦元 truck、special、minibusglass 和 bus 进行相容函数计算,可得对应得相容矩阵:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.870\ 1 \\ 0.870\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.346\ 3 \\ 0.346\ 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0.017\ 1 \\ 0.017\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

从而得到证据的权重向量 [0.497 6, 0.465 3, 0.5, 0.257 2, 0.016 8]。结合式(12)和(13)对上述证据进行融合得到的结果为:

$$m(\text{sedan}) = 0.911\ 4, m(\text{truck}) = 0.001\ 3, m(\text{special}) = 0.001\ 7, m(\text{minibusglass}) = 0.078\ 6, m(\text{bus}) = 0.006\ 9$$

而应用 DS 证据理论合成得到的结果为:

$$m(\text{sedan}) = 0.851\ 1, m(\text{truck}) = 0.000\ 23, m(\text{special}) = 0, m(\text{minibusglass}) = 0.002\ 2, m(\text{bus}) = 0.000\ 098$$

通过上述理论计算分析和实验结果可以看出本文融合方法和 DS 证据理论均能有效处理无冲突证据,且本文融合方法给出的融合识别结果优于 DS 证据理论合成的结果,本文方法较好。综上所述,本文方法在多传感器融合识别中鲁棒性较好,在面对多目标难以区分的情况下依然具有高可靠性和高准确率。

为更好测试本文融合算法在复杂环境下的性能,对拥堵的交通高速路口环境下进行采集数据和实验,如图 4 所示。

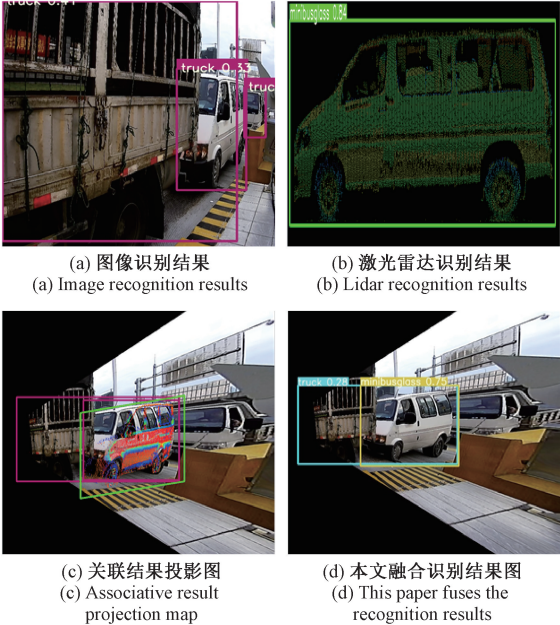


图 4 目标识别结果优化图

Fig. 4 Optimization diagram of target recognition results

图 4(a) 中相机进行目标识别时,当两辆车之间距离较近时,很容易造成遮挡问题。相机对目标不易区分开,将其识别成一个目标,并将 minibusglass 类错误识别为 truck 类,导致误检和漏检,降低了目标的识别准确率。如图 4(b) 所示,激光雷达仅仅对感受野区域内的目标进行正确识别,不容易出现上述遮挡情况。如图 4(c) 所示,将激光雷达的感受野区域的目标聚类目标识别结果投影到图像平面上,获取单帧关联配对结果。如图 4(d) 所示为本文融合算法处理后保留融合的目标并给出融合后的置信度。

同理可得相机证据源和激光雷达证据源目标车辆的基本概率赋值函数如表 2 所示。

表 2 拥堵情况下车辆基本概率赋值函数表

Table 2 Vehicle BPA in congestion

类别	sedan	truck	special	minibusglass	bus
$m_{Ci}()$	0.263 1	0.331 8	0.013 0	0.203 2	0.188 9
$m_{Ij}()$	0.128 4	0.019 8	0.001 2	0.843 7	0.006 9

对上述 BPA 采取相同计算方式可得到此时证据权重 $[0.440\ 8, 0.106\ 3, 0.154\ 7, 0.312\ 8, 0.068]$, 同样对上述证据进行融合得到的结果为:

$$m(\text{sedan}) = 0.020\ 7, m(\text{truck}) = 0.198\ 2, m(\text{special}) = 0.021\ 7, m(\text{minibusglass}) = 0.753\ 9, m(\text{bus}) = 0.006\ 9$$

而 DS 证据理论合成得到的结果为:

$$m(\text{sedan}) = 0.181\ 2, m(\text{truck}) = 0.050\ 7, m(\text{special}) = 0, m(\text{minibusglass}) = 0.708\ 6, m(\text{bus}) = 0.005\ 9$$

经过上述理论计算分析和实验结果可以看出,虽然焦元 sedan 拥有较高的相容系数和权重,但是两证据源对焦元 sedan 具有较低的 BPA,其融合后的结果对焦元 sedan 置于较低的 BPA。本文融合方法和 DS 证据理论均能有效处理拥堵情况下的证据,不过本文融合方法综合考虑证据源和证据之间冲突与相容信息,客观计算权重,本文方法融合方法优于 DS 证据理论。

图 4 可以明显看出相机识别结果和激光雷达识别结果发生严重的证据冲突,经过本文融合识别方法后纠正相互冲突的证据源,并给出正确类别信息和融合后的置信度,取得比图像识别方法和激光雷达识别方法更优的识别结果。因此对目标车型的图像和点云信息进行融合,能够有效地解决相机多目标识别的局部漏检和误检问题。综上所述,本文方法在多传感器融合识别中鲁棒性较好。在拥堵的复杂路口环境下和严重的证据冲突情况下,仍具有高准确率和高可靠性,满足交通车型识别任务的需求。

为进一步验证本文融合算法的性能,在不同时间段下对交通高速路口环境下进行数据采集,然后嵌入式工

控机平台上进行实验验证,仅保留系统融合识别结果,有效目标的识别效果如图 5 所示,并对处理时间多次统计求其平均,实验统计结果如表 3 所示。

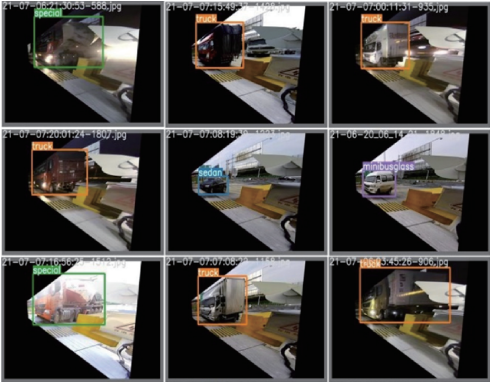


图 5 有效类别的识别结果

Fig. 5 Recognition results of valid categories

表 3 程序模块运行时间统计

Table 3 Statistics on the running time of program modules

程序模块部分	平均耗时/ms
图像目标数据采集	15.2
点云目标数据采集与预处理	162.3
图像目标识别	285.8
点云目标识别	307.6
多传感器融合的目标识别方法	12.4

由图 5 和表 3 可知,本文方法在白天环境和夜晚环境下,目标车型均被正确识别出来。本文方法每帧平均耗时为 12.4 ms,远低于其他功能模块的耗时。由此可见,本文方法在实时性方面,不会带来额外计算繁重的时间耗费。综上所述,本文算法在两种场景下均保持较高准确率,在复杂环境下依旧较好的鲁棒性和实时性。

2.2 定量分析

为验证该算法的有效性,分析 300 帧数据并统计各传感器识别结果以及本文融合算法识别结果,并分别从精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 评价对比分析目标识别效果。如图 6~10 所示,图中平直曲线为图像识别算法效果,虚线为激光雷达的识别方法效果,星号曲线为本文融合算法效果。

左侧 Precision 结果图表明,随着多次的测量统计,激光雷达和相机的识别精确率均处于小范围波动且上升,可看出激光雷达的精确率高于相机的精确率,主要原因是车辆存在遮挡的情况下和强光的影响下会出现漏检和误检问题,导致精确率降低。本文融合后的精确率均高于相机和激光雷达单独识别时的精确率,可得本文融合算法能够有效提高识别精确度。

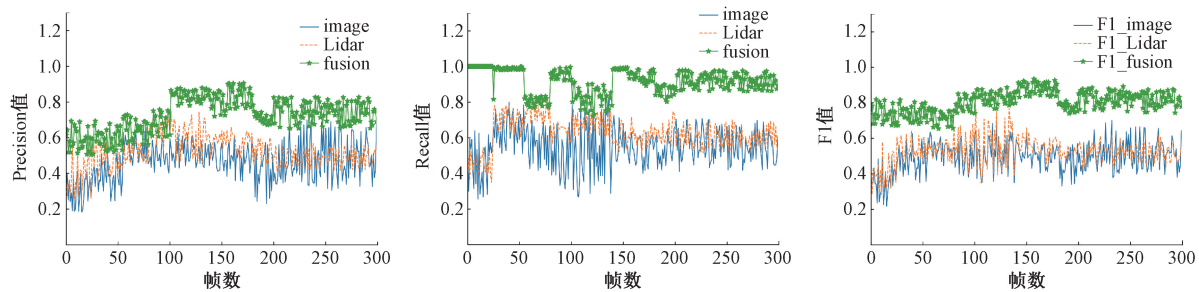


图 6 “sedan”类别识别的多指标值

Fig. 6 Multiple indicator values identified by the “sedan” category

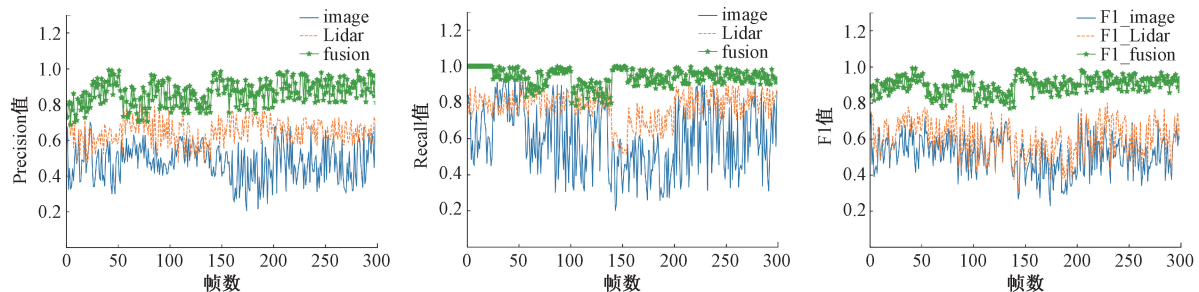


图 7 “truck”类别识别的多指标值

Fig. 7 Multiple indicator values identified by the “truck” category

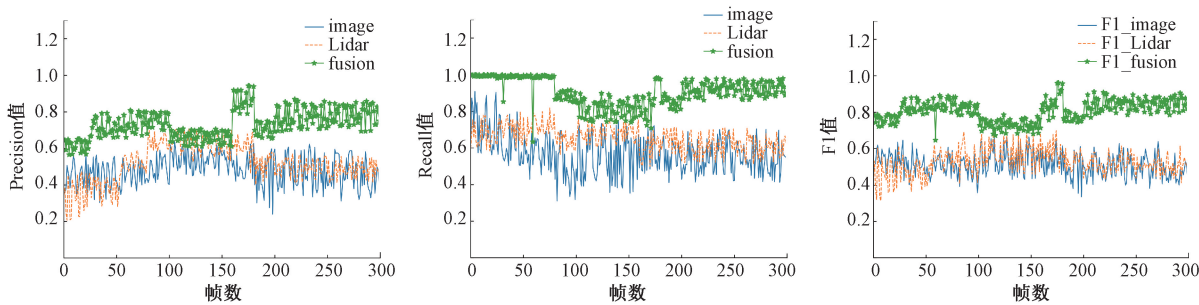


图 8 “special”类别识别的多指标值

Fig. 8 Multiple indicator values identified by the “special” category

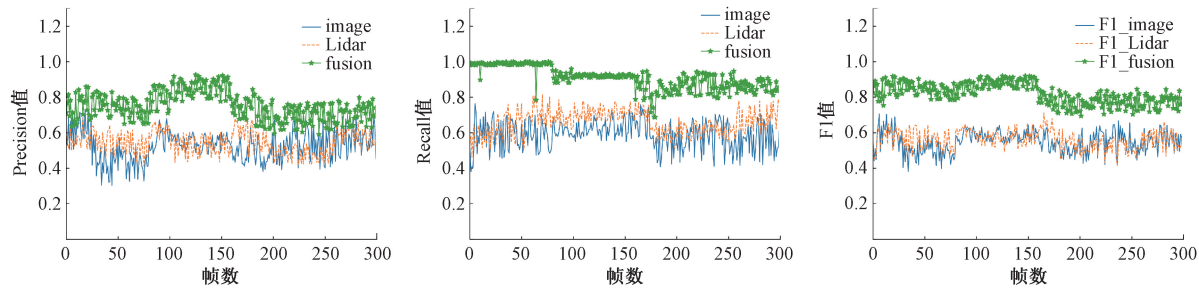


图 9 “minibusglass”类别识别的多指标值

Fig. 9 Multiple indicator values identified by the “minibusglass” category

根据中间 Recall 结果图,可看出激光雷达的识别方法能够保持较高的召回率,而相机的识别方法召回率则相对较低。本文的融合方法有效地利用多传感器单独识别时召回率高的特性,确保融合的目标识别具有更高的

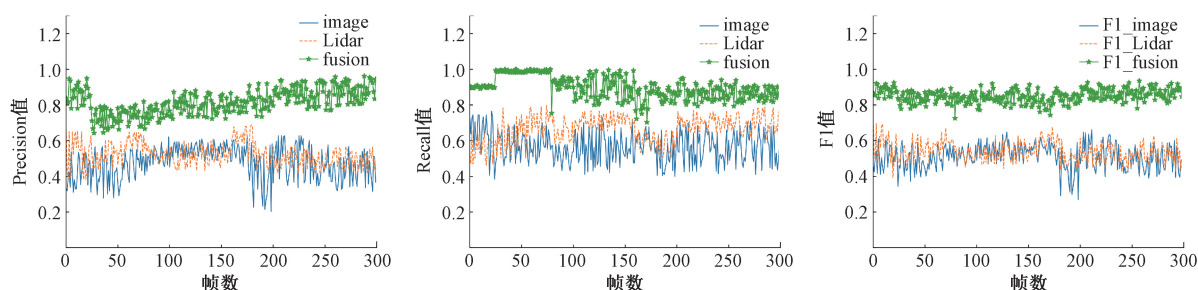


图10 “bus”类别识别的多指标值

Fig. 10 Multiple indicator values identified by the “bus” category

召回率。

右侧 F1 结果图表明,本文融合目标识别方法的综合评价指标较高,表明基于相容系数改进证据冲突分配准则可行的,而且均高于相机和激光雷达单独识别时的综合评价,表明本文融合识别方法取得比图像识别方法和激光雷达识别方法更优的识别结果,更加充分验证本文的有效性。

综上所述,本文方法在多传感器融合识别中鲁棒性较好,具有高精确率和高召回率和高 F1 值综合指标。

2.3 不同融合方法对比分析

为验证本文融合方法的性能,利用本实验中的两个相互独立的证据源,对融合过程中出现的 3 种情况进行分析。主要包括:1) 目标仅由相机检测产生;2) 目标仅由激光雷达检测产生;3) 目标由相机和激光雷达同时检测产生。

对上述情况分别利用 DS 证据理论、DSmT 组合规则、文献[9]算法、文献[18]算法、文献[22]算法、本文未采用相容系数的方法和本文融合方法来分析当前帧目标对应的类别置信度如表 4 所示。

由表 4 可知,本文的融合方法可以克服 DS 证据理论存在的不足。对于无证据冲突情况的处理,本文融合方法和 DS 证据理论效果接近,差别不大;对于证据冲突情况,DS 证据理论未考虑证据冲突分配容易出现融合后的结果相对于原来证据结果有所偏差。特别是情况 1、情况 2 和情况 3(有冲突)极易出现违背客观事实结论;经典 DSmT 组合规则以冲突情况作为焦点分配概率得到较好结果,但是面对情况 1 依然会出现模糊认识,即最后融合结果为 $m(\text{Sedan} \cup \text{Truck})$;

文献[9]是利用证据源重新分配目标识别框架检测概率,根据新分配的检测概率进行判决。由于存在不确定因素和噪声干扰,导致该方法失效。尤其当面对情况 3(有冲突)时误检且识别分数较高时会出现较大的误差;文献[18]方法是利用冲突间证据部分有用信息,获得了较好的结果。但面对情况 3(有冲突)时,融合效果不佳;文献[22]采用证据之间的距离来衡量可信度,并

将其加权平均后,再利用 DS 组合规则进行融合,对上述所有情况处理效果较好,系统融合结果均与客观实际结果相符合;

未采用相容系数方法是利用 DSmT 理论进行融合,对上述所有情况处理效果一般,融合结果均与客观实际结果相符合。实验结果表明 DSmT 理论可以解决证据中的不确定性和冲突问题等问题,但是未考虑证据之间的相容性来获得合理的权重,导致在融合概率上处理不佳;

本文提出的相容系数改进冲突分配准则有效地改善了目标识别中误检和漏检问题,提高对目标类别识别的正确判断。对相容性大的证据,分配的权重较大,对相容性小的证据,分配的权重较小。结合式(8)和图 2 相容函数图可以看出,针对同一个命题 A_k ,若存在较大的证据冲突,则 $m_{Ci}(A_k)$ 与 $m_{Lj}(A_k)$ 相差较大,分子 $m_{Ci}(A_k) \times m_{Lj}(A_k)$ 越小,根据图 2 可知,证据相容系数 $R_{Ci,Lj}(A_k)$ 越小,分配的权重就较小;如果目标具有高 BPA、无证据冲突、且可靠的证据,则 $m_{Ci}(A_k)$ 与 $m_{Lj}(A_k)$ 相差较小,分子 $m_{Ci}(A_k) \times m_{Lj}(A_k)$ 越大,根据图 2 可知,证据相容系数 $R_{Ci,Lj}(A_k)$ 越大,从而分配的权重就大;如果目标具有低的 BPA、无证据冲突、且可靠的证据,导致分子和分母均很小,根据图 2 可知,此时情况下的证据相容系数 $R_{Ci,Lj}(A_k)$ 比高 BPA、无证据冲突、且可靠的证据情况下的证据相容系数较小许多,相应的权重会比较小。

结合上述融合原理分析以及不同融合方法结果对比,本文融合方法综合考虑证据源的因素,因此避免证据高冲突情况带来的影响,甚至不受证据高冲突情况的影响。综上所述,本文融合方法在多传感器融合识别中鲁棒性较好,不仅优于传统的 DS 证据理论,也优于文献[9]、文献[18]、文献[22]以及本文未采用相容系数方法得到的结果,具有高准确率和可靠性,实现对目标类别置信度更加准确的判断。

为测试本文融合算法在复杂环境下的识别准确率,对 200 帧数据进行分析,统计各传感器置信度结果、文献[9]算法、文献[22]、未采用相容系数融合方法的置信度结果和本文融合算法的置信度结果,如图 11 和表 5 所示。

表 4 不同融合方法分析对比

Table 4 Analysis and comparison of different fusion methods

类别置信度		情况 1	情况 2	情况 3(没有冲突)	情况 3(有冲突)
图像识别	Sedan	0.003 75	0.168 4	0.752 8	0.263 1
	Truck	0.964 7	0.289 4	0.017 5	0.331 8
	Special	0.011	0.197 4	0.000 2	0.013
	Minibusglass	0.002 77	0.191 2	0.136	0.203 2
	Bus	0.007 78	0.153 7	0.093 5	0.188 9
激光雷达识别	Sedan	0.198 4	0.018 9	0.864 5	0.128 4
	Truck	0.219 8	0.068 39	0.010 2	0.019 8
	Special	0.136	0.896 4	0.000 2	0.001 2
	Minibusglass	0.264 7	0.003 61	0.024 3	0.843 7
	Bus	0.181 1	0.012 7	0.000 8	0.006 9
DS 证据理论	Sedan	0.012 49	0.015 714	0.851 148	0.181 225
	Truck	0.970 852	0.097 706	0.000 233	0.050 735
	Special	0.006 85	0.873 538	0	0.000 073
	Minibusglass	0.003 357	0.003 407	0.002 211	0.708 697
	Bus	0.006 451	0.009 636	0.000 098	0.005 927
DSmT 组合规则	Sedan	0.003 85	0.003 183	0.650 796	0.003 446 3
	Truck	0.135 058	0.019 792	0.000 179	0.006 57
	Special	0.002 86	0.176 949	0	0.000 016
	Minibusglass	0.000 609	0.000 69	0.001 69	0.171 43
	Bus	0.000 778	0.001 952	0.000 075	0.001 267
	Sedan ∪ Truck	0.272 041	0.016 987	0.228 07	0.047 917
	...	...	...	...	...
	Minibusglass ∪ Bus	0	0	0.001 271	0.001 271
文献[9]方法	Sedan	0.026 894	0.023 773	0.668 584	0.268 4
	Truck	0.943 436	0.052 936	0.015 542	0.331 8
	Special	0.013 997 8	0.910 673	0.000 178	0.013
	Minibusglass	0.004 257	0.004 017	0.120 786	0.203 2
	Bus	0.005 435	0.008 601	0.083 04	0.183 6
文献[18]方法	Sedan	0.037 284	0.036 821	0.869 425	0.103 97
	Truck	0.426 146	0.084 050	0.003 923	0.069 548
	Special	0.028 067	0.373 393	0.000 054	0.002 559
	Minibusglass	0.049 080	0.035 678	0.024 974	0.358 959
	Bus	0.035 50	0.031 833 7	0.012 822	0.036 375
	Ω	0.420 66	0.438 239	0.075 282	0.428 651
文献[22]方法	Sedan	0.025 3	0.024 6	0.862 1	0.108 6
	Truck	0.87	0.089 8	0.003	0.087 6
	Special	0.013 4	0.839 7	0	0.030 1
	Minibusglass	0.044 4	0.026 6	0.0085	0.716 4
	Bus	0.022 1	0.019 4	0.002 9	0.057 2
本文方法(未采用 相容系数)	Sedan	0.096 7	0.087 2	0.759 0	0.171 1
	Truck	0.494 8	0.167 7	0.024 4	0.181 0
	Special	0.095 9	0.495 6	0.000 4	0.008 1
	Minibusglass	0.180 2	0.133 2	0.135 6	0.501 7
	Bus	0.132 3	0.116 4	0.080 6	0.138 2
本文方法(采用 相容系数)	Sedan	0.008 338	0.021 168	0.911421	0.020 709
	Truck	0.975 033	0.038 299	0.001 314	0.198 2
	Special	0.007 56	0.932 275	0.001 73	0.021 71
	Minibusglass	0.002 464	0.003 177	0.078 615	0.753 861
	Bus	0.006 605	0.005 08	0.006 92	0.006 93

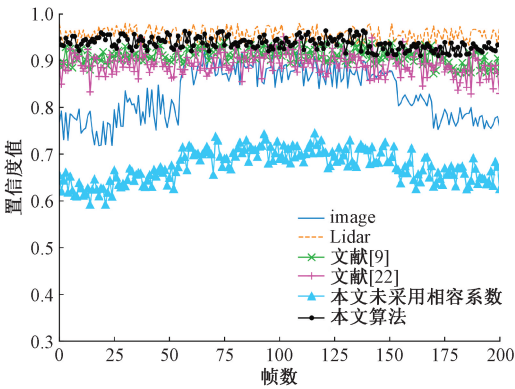


图 11 不同融合方法车辆目标的类别置信度
Fig. 11 Class confidence of vehicle objects
under different fusion methods

表 5 不同方法分析对比

Table 5 Analysis and comparison of different methods

识别算法	平均准确率/%
图像识别算法	82.9
点云图像识别算法	85.2
文献[9]方法	90.7
文献[22]方法	89.29
本文方法(未采用相容函数)	86.15
本文融合算法	93.6

结合图 11 和表 5 所示,通过同一组数据实验对比多种识别方法的目标车型识别效果。可知激光雷达识别置信度结果较高且更稳定,相比图像识别的结果较高。图像识别的平均准确率为 82.9%,点云图像识别的平均准确率为 85.2%;“x”号标记曲线为文献[9]算法得到的结果,融合后的整体结果高于图像单独识别结果,文献[9]算法的平均准确率为 90.7%,相较于图像识别算法的平均准确率提升 7.8%,相较于点云图像识别算法的平均准确率提升 5.5%。“1”号标记曲线为文献[22]算法得到的结果,文献[22]算法的平均准确率为 89.29%,相较于图像识别算法的平均准确率提升 6.39%,相较于点云图像识别算法的平均准确率提升 4.09%。文献[9]和文献[22]对数据的处理效果较好,两者性能接近。上述方法表明融合相机和激光雷达证据源的方法比单独使用证据源的方法能够更准确地识别目标车型实际信息;

本文未采用相容系数融合方法置信度变化趋势与表 4 分析结果一致,融合之后的 BPA 较低,但是对目标识别的准确度还是较好的,平均准确率为 86.15%,相较于图像识别算法的平均准确率提升 3.25%,相较于点云图像识别算法的平均准确率提升 0.95%。该方法未考虑证据之间的相容性来获得合理的权重,导致在融合概率上处理不佳;“·”号标记曲线为本文方法融合的结果,本文融合算法的平均准确率为 93.6%,相较于图像识别

算法、点云图像识别算法、文献[9]算法、文献[22]算法、未采用相同系数融合方法的平均准确率分别提升 10.7%、8.4%、2.9%、4.31%、7.45%。综上所述,本文融合方法在多传感器融合识别中鲁棒性较好、高准确率和高可靠性。该方法不仅优于单传感器识别方法,还优于文献[9]、文献[22]以及未采用相容系数融合方法,本文方法性能更好,实现对目标类别置信度更加准确的判断。

3 结 论

为提高复杂交通环境下交通车型识别的准确率,本文提出一种基于相容系数的多传感器融合目标识别方法。利用相机与激光雷达对感受野区域的车辆进行深层次进行感知然后融合局部结果。采用多假设思想对单帧目标数据聚类合并,可有效避免由于干扰导致错误关联情况发生。通过计算证据之间的相容系数并对相容系数进行归一化处理得到目标证据权重,有效地避免传感器权重值选取的主观随意性和局限性,构建多传感器目标识别融合支持度计算模型。实验数据结果表明,该方法能够解决证据高冲突问题,平均准确率达到 93%以上,有效地提高目标识别的准确率。

参考文献

[1] 薛培林, 吴愿, 殷国栋, 等. 基于信息融合的城市自主车辆实时目标识别[J]. 机械工程学报, 2020, 56(12): 165-173.
XUE P L, WU Y, YIN G D, et al. Real-time target recognition for urban autonomous vehicles based on information fusion [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(12): 165-173.

[2] 郑少武, 李巍华, 胡坚耀. 基于激光点云与图像信息融合的交通环境车辆检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 143-151.
ZHENG SH W, LI W H, HU J Y. Vehicle detection in traffic environment based on laser point cloud and image information fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 143-151.

[3] XU J, KIM K, ZHANG Z, et al. 2D/3D sensor exploitation and fusion for enhanced object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2014: 764-770.

[4] 李研芳, 黄影平. 基于激光雷达和相机融合的目标检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(5): 112-117.
LI Y F, HUANG Y P. Object detection based on Lidar and camera fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(5): 112-117.

[5] 张煜. 基于激光点云和视觉融合的智能车前方障碍物检测方法研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2022.

- ZHANG Y. Research on obstacle detection method in front of intelligent vehicle based on laser point cloud and visual fusion [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2022.
- [6] 王文胜, 李继旺, 吴波, 等. 基于 YOLOv5 交通标志识别的智能车设计[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 158-164.
- WANG W SH, LI J W, WU B, et al. Intelligent vehicle design based on YOLOv5 traffic sign recognition[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(10): 158-164.
- [7] LANG A H, VORA S, CAESAR H, et al. PointPillars: Fast encoders for object detection from point clouds[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 12697-12705.
- [8] ZHAO C, WANG C, ZHENG B, et al. Lidar-camera based 3D obstacle detection for UGVs[C]. 2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation (ICCA). IEEE, 2019: 1500-1505.
- [9] 陆峰, 徐友春, 李永乐, 等. 基于 DSMT 理论的多视角融合目标检测识别[J]. 机器人, 2018(5): 723-733.
- LU F, XU Y CH, LI Y L, et al. Multi-view fusion target detection and recognition based on DSMT theory[J]. Robot, 2018(5): 723-733.
- [10] 梅武军, 郑军, 金杰, 等. 基于滑动聚类的多传感器异步信息融合方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 109-117.
- MEI W J, ZHENG J, JIN J, et al. Multi-sensor asynchronous information fusion method based on sliding clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(6): 109-117.
- [11] JUN W, WU T, ZHENG Z. LIDAR and vision based pedestrian detection and tracking system[C]. 2015 IEEE International Conference on Progress in Informatic sand Computing (PIC). IEEE, 2015: 118-122.
- [12] 卢莉萍, 张晓倩. 复杂环境下多传感器目标识别的数据融合方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(4): 31-38.
- LU L P, ZHANG X Q. Data fusion method of multi-sensor target recognition in complex environment [J]. Journal of Xidian University, 2020, 47(4): 31-38.
- [13] 吴庆祝. 基于视觉与激光雷达数据融合的多目标识别算法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2021.
- WU Q ZH. Research on multi-target recognition algorithm based on visual and Lidar data fusion [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2021.
- [14] 姬晓飞, 石宇辰, 王昱, 等. D-S 理论多分类器融合的光学遥感图像多目标识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(5): 127-132.
- JI X F, SHI Y CH, WANG Y, et al. Multi-target recognition of optical remote sensing images based on D-S theory multiclassifier fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(5): 127-132.
- [15] XU P, DAVOINE F, DENOEU T. Evidential combination of pedestrian detectors[C]. British Machine Vision Conference, 2014: 1-14.
- [16] BAR-SHALOM Y, WILLETT P K, TIAN X. Tracking and Data Fusion [M]. Storrs, CT, USA: YBS Publishing, 2011.
- [17] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules [J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93-137.
- [18] 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): 116-119.
- SUN Q, YE X Q, GU W K. A new synthetic formula based on evidence theory [J]. Journal of Electronics, 2000, 28(8): 116-119.
- [19] SMARANDACHE F, DEZERT J. Advances and Applications of DSMT for Information Fusion (in Chinese) [M]. Mathematics and Statistics Faculty and Staff Publications, 2010.
- [20] 李新德, 潘锦东. 一种基于 DSMT 和 HMM 的序列飞机目标识别算法[J]. 自动化学报, 2014, 40(12): 2862-2876.
- LI X D, PAN J D. A target recognition algorithm for sequential aircraft based on DSMT and HMM [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(12): 2862-2876.
- [21] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [22] 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, 23(1): 27-32.
- DENG Y, SHI W K, ZHU ZH F. A combined method for effectively dealing with conflicting evidence [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(1): 27-32.
- [23] 梁威, 魏宏飞, 周锋. DS 证据理论中一种冲突证据的融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(6): 144-146.
- LIANG W, WEI H F, ZHOU F. A fusion method of conflicting evidence in DS evidence theory [J]. Computer Engineering and Application, 2011, 47(6): 144-146.

- [24] 史超, 程咏梅. 基于证据冲突度的多传感器冲突信息组合方法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 865-868.
- SHI CH, CHENG Y M. Multi-sensor conflict information combination method based on evidence conflict degree[J]. Computer Application Research, 2011, 28(3): 865-868.

作者简介



文礼杰, 2020 年于西安建筑科技大学获得学士学位, 现为西安电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为多传感器信息融合、道路交通图像处理与识别。

E-mail: 19946798161@163.com

Wen Lijie received his B. Sc. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Xidian University. His main research interests include multi-sensor information fusion and road traffic image processing and recognition.



谢荣(通信作者), 2003 年于西安电子科技大学获得学士学位, 2006 年于西安电子科技大学获得硕士学位, 2011 年于西安电子科技大学获得博士学位, 现为西安电子科技大学副教授, 主要研究方向为 MIMO 雷达信号处理、米波雷达信号处理、精确制导技术等。

E-mail: rxie@mail.xidian.edu.cn

Xie Rong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xidian University in 2003, M. Sc. degree from Xidian University in 2006 and Ph. D. degree from Xidian University in 2011, respectively. Now he is an associate professor

at Xidian University. His main research interests include MIMO radar signal processing, meter-wave radar signal processing and precision guidance technology.



许军立, 2013 年于深圳大学获得学士学位, 2016 年于深圳大学获得硕士学位, 现为深圳市镭神智能系统有限公司中级工程师, 主要研究方向为 3D 激光雷达点云处理、无人驾驶算法处理等。

E-mail: junlixu@lsidar.com

Xu Junli received his B. Sc. degree from Shenzhen University in 2013, M. Sc. degree from Shenzhen University in 2016, respectively. Now he is an intermediate engineer of Shenzhen Leishen Intelligent System Co., Ltd. His main research interests include 3D Lidar point cloud processing, unmanned algorithm processing, etc.



刘峥, 1985 年于陕西理工学院获得学士学位, 1991 年于西安电子科技大学获得硕士学位, 2000 年于西安电子科技大学获得博士学位, 现为西安电子科技大学教授, 主要研究方向为雷达精确制导技术、多传感器信息融合、智能雷达探测系统等。

E-mail: lz@xidian.edu.cn

Liu Zheng received his B. Sc. degree from Shaanxi University of Technology in 1985, M. Sc. degree from Xidian University in 1991 and Ph. D. degree from Xidian University in 2000, respectively. Now he is an associate professor at Xidian University. His main research interests include radar precision guidance technology, multi-sensor information fusion, intelligent radar detection system, etc.