

# 基于栅格地图的智能车辆运动目标检测

周俊静, 段建民

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘要:** 运动目标检测是智能车辆动态环境感知中的关键问题。栅格地图是一种实用的环境感知方法。以激光雷达作为传感器, 针对基于贝叶斯框架和证据理论的 4 种栅格地图更新算法, 分别提出了不同的运动目标检测方法, 并通过仿真和实验对 4 种方法在栅格地图构建和运动目标检测中的性能进行了对比研究。实验结果表明, 通过对比当前时刻局部栅格地图和上一个时刻的全局栅格地图, 原始的贝叶斯推理算法和证据理论框架中的经典 Dempster 组合规则能够清楚完整地检测到运动目标, 并能滤除静态障碍物和空白区域中的测量噪声, 性能优于修正的贝叶斯推理算法和冲突信息按比例重分配规则。

**关键词:** 运动目标检测; 栅格地图; 贝叶斯推理; 证据理论

**中图分类号:** TP 242.6

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2015.02.33

## Moving object detection for intelligent vehicles based on occupancy grid map

ZHOU Jun-jing, DUAN Jian-min

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** Moving object detection is a key point in dynamic environment perception. Occupancy grid mapping is a practical approach for the dynamic environment perception. Different moving object detection methods in the occupancy grid map are proposed aiming at four uncertain reasoning algorithms in the Bayesian framework and the evidential framework. The moving object detection methods are comparably analyzed by simulation, and they are also tested on real range data of the outdoor dynamic environment acquired by a multi-layer laser scanner. Experiment results show that, by comparing with the local map at the current moment and the global map at the former moment, the original Bayesian inference and the classical Dempster's rule of combination are able to clearly and wholly detect the moving objects, and filter out the measurement noise in static objects and free space.

**Keywords:** moving object detection; occupancy grid map; Bayesian inference; evidential theory

## 0 引言

智能车辆的环境感知系统为车辆的自动控制提供必要的基础, 是辅助驾驶和自动驾驶系统研究的前提。栅格地图是一种实用的环境感知方法, 对室内移动机器人栅格地图构建问题的研究已经取得了许多理论性和应用性的成果<sup>[1-3]</sup>。然而, 智能车辆行驶在户外的动态环境中, 环境的状态会随着时间的推移而发生变化, 而且环境中存在大量的运动目标, 现有的静态环境地图构建方法在动态环境感知中受到限制, 对动态环境构建栅格地图并检测环境中的运动目标具有更重要的应用价值和更大的挑战性。

由于传感器的测量数据存在不确定性, 因此栅格地图的建立属于概率推理问题。用于不确定性推理的算法主要

包括贝叶斯理论、模糊逻辑理论和证据理论等。贝叶斯推理在处理误差和不确定性中具有非常广泛的应用, 大部分研究者都采用这一方法建立栅格地图。采用贝叶斯推理建立栅格地图的方式主要包括两种: 一种采用原始的贝叶斯推理方法, 不对更新得到的后验概率进行修正<sup>[4-6]</sup>; 另一种为修正的贝叶斯推理方法, 当计算得到的后验概率趋近于 0 或 1 时, 对后验概率进行修正<sup>[7-9]</sup>。文献[4-5]均通过比较当前时刻获得的深度信息和随时间累积形成的栅格地图来检测运动目标。文献[7-8]采用修正的贝叶斯推理算法建立栅格地图, 根据目标在栅格地图中的轨迹来检测运动目标。但这种运动目标检测方法需要连续几个扫描周期才能对运动目标进行确认。文献[9]利用贝叶斯推理来更新栅格地图, 并采取了一种“钳位更新”策略(clamping update

policy),即将栅格地图的占据概率控制在一定的范围( $\epsilon$ ,  $1-\epsilon$ )内。这种“钳位更新”策略与文献[7]中对后验概率的修正本质是相同的。作者通过  $t$  时刻与  $t-1$  时刻栅格地图的不一致来检测运动目标。实验结果表明,利用这种方法建立的栅格地图中存在大量的噪声。文献[10]提出了一种应用于高速运动的平台上的基于模型的车辆识别与跟踪系统,将传感器数据映射到基于极坐标系的栅格地图中,通过连续两帧栅格地图的不一致性来检测运动目标。但是所建立的栅格地图只与当前采集到的一帧深度信息有关,没有采用推理算法与之前的栅格状态进行融合,因此不能处理传感器数据带来的不确定性。

证据理论能够区分不确定(“空白”和“占据”相冲突)和不知道(没有该单元格的信息)的情况。近年来,一些研究者开始采用 Dempster-Shafer 证据理论(Dempster-Shafer theory, DST)来构建栅格地图。文献[11]最先将 DS 证据理论中的 Dempster 组合规则应用于自主车辆的栅格地图构建中,目的是使得基于超声波传感器的静态栅格地图更加精确,并未涉及环境的动态属性。文献[3]仅通过 Dempster 融合规则计算的置信度函数建立栅格地图,没有考虑冲突信息,发现无法检测到运动目标。文献[12]则利用冲突信息实现了栅格地图中的运动目标检测。Dezert-Smarandache 理论(Dezert-Smarandache theory, DSMT)<sup>[13]</sup>是对 DS 证据理论的扩充,目的是克服 DST 中存在的一些缺点。文献[14]提出了一种基于 DSMT 的自主移动机器人地图重建算法,采用 DSMT 框架中的经典融合算法 DSMTc 和冲突信息按比例重新分配规则(proportional conflict redistribution, PCR)PCR5 来处理来自声呐传感器的深度信息的不确定性。所提出的算法只用于静态环境的感知,没有考虑运动目标的存在。而文献[3]虽然将其应用于基于声呐传感器的室内移动机器人动态环境栅格地图构建中,但未区分运动和静止的障碍物。

文献[15]比较了贝叶斯推理、DS 证据理论和模糊逻辑理论在基于声呐传感器的静态环境栅格地图构建中的性能,未涉及运动障碍物的检测。但智能车辆行驶在室外动态环境中,对运动目标的识别至关重要,且出于环境感知系统的实时性和准确性考虑,目前大多采用激光雷达传感器,还未见研究者对这些算法在基于激光雷达的动态环境栅格地图更新中的性能进行对比研究。

目前,已对基于贝叶斯推理和 Dempster 组合规则的栅格地图中的运动目标检测进行了一些研究,但尚未有研究者对此提出规范化的表达方式。本文将 DSMT 框架中的 PCR 规则用于智能车辆的动态环境感知,并在现有的研究基础上,针对 4 种不同的融合算法:①原始的贝叶斯推理算法;②修正的贝叶斯推理算法;③Dempster 融合规则;④按比例分配冲突信息的组合规则 PCR,分别提出了不同的运动目标检测方法,通过仿真深入分析了 4 种算法更新栅格地图以及检测运动目标的机理,并通过实验对 4 种算法在动态环境的栅格地图构建中的性能进行了对比,深入剖析了各种算法的性能优劣的原因所在。

## 1 基于贝叶斯框架的栅格地图更新和运动目标检测

对静态环境建立栅格地图主要包含 3 个步骤<sup>[16]</sup>:

**步骤 1** 建立逆传感器模型,将  $t$  时刻传感器测量数据  $z_t$  映射到以本车位置  $x_t$  为原点的局部栅格地图中,确定局部栅格地图的状态  $p(m|z_t, x_t)$ ;

**步骤 2** 将逆传感器模型所建立的局部栅格地图(sensor grid, SG)映射到全局栅格地图(map grid, MG)中;

**步骤 3** 在已知本车位置  $x_{1:t}$  的前提下和传感器测量值  $z_{1:t}$  的前提下,采用不确定推理算法估计 MG 中每个单元格状态的后验概率  $p(m|z_{1:t}, x_{1:t})$ 。而对动态环境的栅格地图初单元格的占据状态外,还需确定单元格是否包含运动目标。

### 1.1 基于贝叶斯框架的栅格地图构建

在贝叶斯框架中,通过每个单元格包含障碍物的概率来表示栅格地图。贝叶斯推理的目标就是将  $t-1$  时刻 MG 的状态和  $t$  时刻 SG 的状态相融合,获得  $t$  时刻 MG 的状态。

本文中不考虑本车位置的变化,因此推理算法只需计算  $p(m|z_{1:t})$ 。采用 log-odds ratio 的形式迭代更新栅格地图<sup>[17]</sup>,如式(1)所示。

$$l_t = l_{t-1} + \ln \frac{p(m|z_t)}{1-p(m|z_t)} - \ln \frac{p(m)}{1-p(m)} \quad (1)$$

式中,  $l_t = \ln \frac{p(m|z_{1:t})}{1-p(m|z_{1:t})}$ ;  $p(m)$  表示地图在初始时刻的先验概率,设置为 0.5,表示在初始时刻栅格地图的状态是未知的,这样一来,式(1)中的最后一项的值变成了 0;  $p(m|z_t)$  即通过逆传感器计算得到的 SG 的状态,其值根据表 1 确定。

表 1 SG 中单元格状态和概率值的关系

状态	空白	未知	占据
$p(m z_t)$	0.2	0.5	0.8

式(1)为原始的贝叶斯推理的 log-odds ratio 形式,文献[7-9]中,对贝叶斯推理得到的后验概率进行如式(2)所示的修正。

$$p(m, |z_{1:t}) = \begin{cases} 1-\epsilon, & p(m|z_{1:t}) > 1-\epsilon \\ \epsilon, & p(m|z_{1:t}) < \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\epsilon$  为修正参数,通常取一个较小的值,比如 0.01。

### 1.2 基于原始的贝叶斯推理的运动目标检测

采用原始的贝叶斯推理更新栅格地图时,可以通过比较  $t$  时刻的 SG 和  $t-1$  时刻的 MG 来检测运动目标,定义运动变量  $p_{\text{mobile}}$  用来标记比较的结果,如式(3)所示。如果  $p_{\text{mobile}}$  的值大于一定的阈值,则判定该单元格中包含运动目标。

$$p_{\text{mobile}} = p(m|z_t) - p(m|z_{1:t}) \quad (3)$$

图 1 为利用式(3)检测运动目标的仿真过程。假设运动目标经过某单元格需要 3 个扫描周期(10~12 时刻),从仿真结果可以看到,在运动目标经过该单元格过程中, MG

的状态保持“空白”，但  $p_{mobile}$  的值较大，由此可以判断出运动目标的存在。

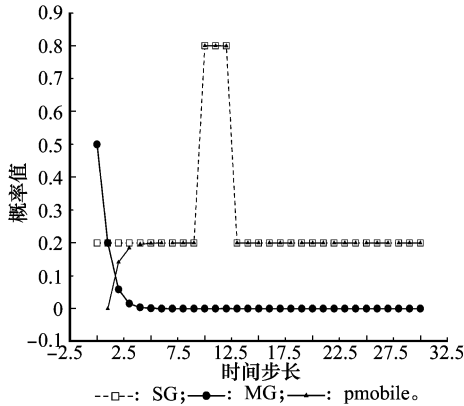


图 1 基于原始的贝叶斯推理的栅格地图中的运动目标检测

### 1.3 基于修正的贝叶斯推理的运动目标检测

文献[7]通过目标在栅格地图中的轨迹来检测运动目标，当环境中存在多个运动目标时，使用这种方法比较困难。笔者认为，通过对比连续两帧 MG 来检测运动目标更合适。定义运动变量  $p'_{mobile}$  用来表示比较的结果，表示为

$$p'_{mobile} = p(m | z_{1:t-1}) - p(m | z_{1:t}) \quad (4)$$

利用相同的数据采用修正的贝叶斯推理和式(4)对栅格地图中的运动目标检测进行仿真，仿真结果如图 2 所示。从图 2 中可以看出，运动目标经过单元格时， $p'_{mobile}$  的值大于 0.2，因此在实验中可以将  $p'_{mobile}$  的阈值设为 0.2。运动目标经过单元格以后，在第 13 个时刻，MG 的状态仍然为“占据”，但此时  $p'_{mobile}$  的值小于 -0.2，由此可以判定单元格的真实状态为“空白”。

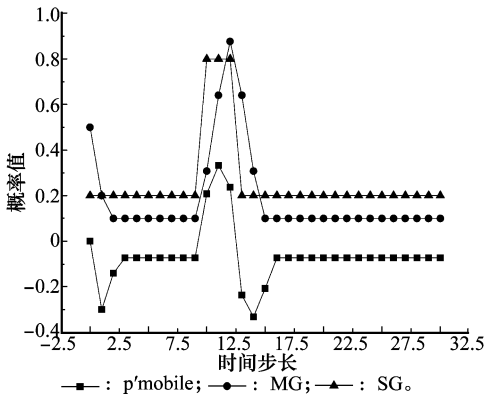


图 2 基于修正的贝叶斯推理的运动目标检测

## 2 基于证据理论框架的栅格地图构建和运动目标检测

### 2.1 基于证据理论的栅格地图表示

栅格地图中，单元格的真实状态只有两种：“占据”和“空白”，而且这两种状态是互斥的。因此，本文采用具有穷

举性和各假设间的互斥性的经典的 Shafer 模型来表示栅格地图。Shafer 模型是混合 DSm 模型的一个特例。具体而言，基于 Shafer 模型的栅格地图表示如下：

单元格的状态为“空白”(F)或“占据”(O)，则识别框架为  $\Theta = \{F, O\}$ ，幂集  $2^\Theta = \{F, O, \Theta, \emptyset\}$ 。其中， $\Theta$  代表单元格的状态为未知，即  $F \cup O$ ； $\emptyset$  代表空集。为每个单元格定义一个基本概率分配函数  $[m(F), m(O), m(\Theta), m(\emptyset)]$ ，分别表示对单元格的状态为“空白”、“占据”、未知和冲突信息基本置信度。

定义 SG 中不同状态的单元格的基本概率分配函数为

$$\begin{cases} \text{空白: } m(F) = 1 - \lambda_{md}, m(O) = 0, m(\Theta) = \lambda_{md} \\ \text{占据: } m(F) = 0, m(O) = 1 - \lambda_{fa}, m(\Theta) = \lambda_{fa} \\ \text{未知: } m(F) = 0, m(O) = 0, m(\Theta) = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中， $\lambda_{md}$  和  $\lambda_{fa}$  分别表示漏检率和误检率。

现在要解决的问题是当采集到一帧新的数据时，如何将  $t$  时刻 SG 的置信度函数  $m_t^{SG}$  和  $t-1$  时刻 MG 的置信度函数  $m_{t-1}^{MG}$  相融合，得到  $t$  时刻 MG 的置信度函数。Dempster 组合规则是 DST 框架中经典的融合算法，已经在专家系统中得到广泛应用。PCR 是 DSmT 框架中发展而来的融合算法<sup>[18-19]</sup>，用于解决高冲突情况下出现不合常理的融合结果的问题。鉴于 PCR2 规则符合中立原则，并且比 PCR3~PCR6 计算简单，本文将 PCR2 作为 PCR 规则的代表，用于栅格地图构建。

Dempster 融合规则和 PCR2 规则都以连接规则为基础，Shafer 模型中，2 个信息源的连接规则可表示为

$$m_{1,2}(A) = \sum_{\substack{X_1, X_2 \in 2^\Theta \\ X_1 \cap X_2 = A \neq \emptyset}} m_1(X_1)m_2(X_2) \quad (6)$$

在此基础上，Dempster 组合规则表示为

$$m_{DS}(\emptyset) = 0 \quad (7)$$

$$m_{DS}(A) = \frac{m_{1,2}(A)}{1 - K} \quad (8)$$

$$K = \sum_{\substack{X_1, X_2 \in 2^\Theta \\ X_1 \cap X_2 = \emptyset}} m_1(X_1)m_2(X_2) \quad (9)$$

式中， $K$  表示两个信息源间的冲突信息。

PCR2 规则中，将式(9)中得到的所有的冲突信息  $K$  按比例重新分配到与冲突相关的非空集合上。对于 Shafer 模型下包含两个信息源的融合问题，PCR2 可以表示为

$$\forall (X \neq \emptyset) \in 2^\Theta$$

$$m_{PCR2}(X) = \left[ \sum_{\substack{X_1, X_2 \in 2^\Theta \\ X_1 \cap X_2 = X}} m_1(X_1)m_2(X_2) \right] + C(X) \frac{c_{12}(X)}{e_{12}} \cdot K \quad (10)$$

式中，当  $X$  与冲突信息有关时  $C(X) = 1$ ，否则， $C(X) = 0$ ； $c_{12}(X)$  表示两个证据源对命题  $X$  的基本概率分配之和，即  $c_{12}(X) = m_1(X) + m_2(X)$ ， $e_{12}$  为两个证据源对所有的与冲突信息有关的非空命题的基本概率分配之和。

### 2.2 基于证据理论的运动目标检测

证据理论可以提供不同信息源间的冲突信息，而运动

目标的出现会在  $t$  时刻的 SG 和  $t-1$  时刻的 MG 间产生冲突信息,因此,证据理论对栅格地图中的运动目标具有很高的敏感性。

在基于证据理论的栅格地图中,利用冲突信息  $K$  来检测运动目标。冲突信息  $K$  包含两部分: $C1 = m_{t-1}^{MG}(F) * m_t^{SG}(O)$  表示“空白”的 MG 单元格与“占据”的 SG 单元格融合时产生的冲突信息; $C2 = m_{t-1}^{MG}(O) * m_t^{SG}(F)$  表示“占据”的 MG 单元格与“空白”的 SG 单元格融合时产生的冲突信息。

以一个单元格为例,分别采用 Dempster 融合规则和 PCR2 规则对运动目标检测过程进行仿真,如图 3 所示。与第 1.2 节和第 1.3 节中对运动目标检测过程的仿真类似,这里也假设运动目标经过一个单元格的时间为 3 个扫描周期,这一过程中 SG 的基本概率分配函数如图 3(a)所示。

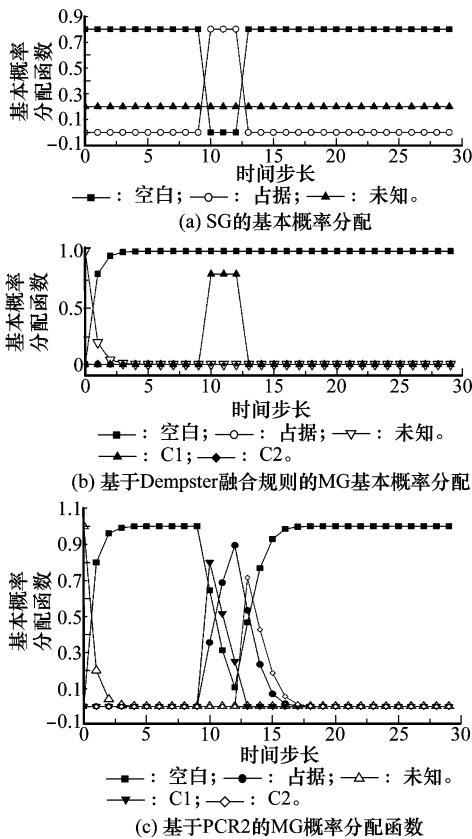


图 3 基于证据理论的运动目标检测仿真

图 3(b)为运动目标经过时,利用 Dempster 融合规则计算的 MG 的基本概率分配函数。从图中可以发现,在此过程中,MG 的状态一直保持“空白”。这一结果与图 2 中基于原始的贝叶斯推理的运动目标检测结果是一致的,即当运动目标经过时,MG 的状态未发生变化。运动目标离开该单元格后,SG 的状态与 MG 又恢复一致,冲突信息  $C2$  也就不会随着运动目标的离开而出现。然而,运动目标经过时,冲突信息  $C1$  的值很高,因此,可以根据冲突信息  $C1$  检测到运动目标。由于缺少冲突信息  $C2$ ,运动目标的方向无法检测。

图 3(c)为利用 PCR2 计算的 MG 的基本概率分配函数。SG 状态变为“占据”后的第二个时刻,MG 的状态也变为“占据”,预示着运动目标能够显示在栅格地图中。并且在运动目标进入单元格时,冲突信息  $C1$  的值较大,运动目标离开单元格时,冲突信息  $C2$  的值较大,可以通过两种冲突信息确定目标的运动方向。这一仿真结果证明,在高冲突的情况下,PCR 规则比 Dempster 组合规则得到的融合结果更符合常理。

### 3 实验结果与讨论

利用 IBEO LUX 四线激光雷达在北京工业大学校园内采集动态环境的深度信息,对上文中的 4 种算法进行验证。激光雷达的扫描频率为 12.5Hz,可以扫描到的角度范围为  $110^\circ$ ,最大扫描距离为 200 m。SG 和 MG 的单元格大小均为  $0.4 \text{ m} \times 0.4 \text{ m}$ 。同时利用摄像头记录了扫描场景的视频信息。

选取了实验中 3 个典型场景的结果进行分析讨论,3 个场景的照片如图 4 所示。第 23 个扫描周期中(见图 4(a)),运动目标为 4 个行人。第 86 个扫描周期(见图 4(b))运动目标为两个行人,及一辆行驶的轿车。第 157 个扫描周期(见图 4(c))包含 3 个运动目标,其中一辆面包车,一个行人和一辆自行车。运动目标在照片中用矩形框出。本车的位置在栅格地图的中间下方。

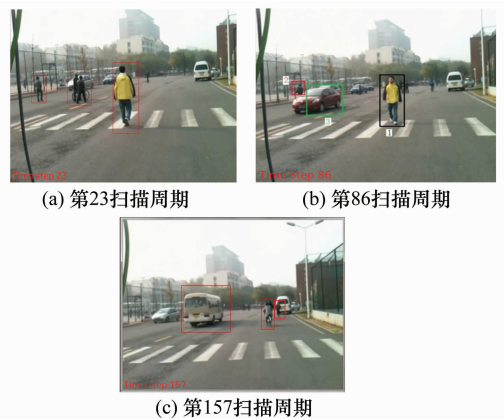


图 4 摄像头拍摄的场景照片

实验中,MG 中的红色、绿色、灰色和白色分别表示运动障碍物、静止障碍物、未知区域和空白区域,基于证据理论的 MG 中,蓝色代表冲突信息  $C2$ ,即运动目标刚刚离开的单元格。

在基于原始的贝叶斯推理和修正的贝叶斯推理中,SG 中不同状态的单元格的概率值见表 1, MG 中单元格的概率值所对应的状态如表 2 所示,其中不包括被运动目标占据的单元格。

表 2 MG 中单元格状态与后验概率值的关系

$p(m z_{1:t})$	0~0.3	0.3~0.6	0.6~1
状态	空白	未知	占据

### 3.1 基于原始的贝叶斯推理的实验结果

图 5 为基于原始的贝叶斯推理的 MG 以及运动目标的检测结果。根据表 1、表 2 以及式(3), 遵循既不漏检也不错检的原则,  $p_{mobile}$  的阈值为 0.5, 如果  $p_{mobile}$  的值大于阈值  $Th_{mobile}$ , 认为该单元格中包含运动目标, 否则, 根据单元格的概率值来确定其状态。由图可以看出, 通过运动变量  $p_{mobile}$  可以很好地检测到环境中的运动目标。

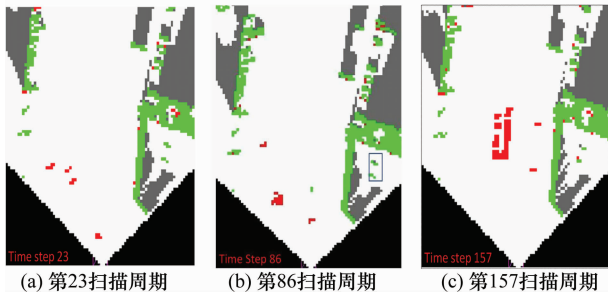


图 5 基于原始的贝叶斯推理的检测结果

### 3.2 基于修正的贝叶斯推理的实验结果

图 6 显示了根据式(4)对 MG 的后验概率进行修正的融合结果。修正参数  $\epsilon$  设为 0.1。根据图 3, 运动变量  $p'_{mobile}$  的阈值为 0.2。如果  $p'_{mobile}$  大于该阈值, 则认为该单元格中包含运动的目标, 否则, 根据后验概率的值来确定单元格状态。

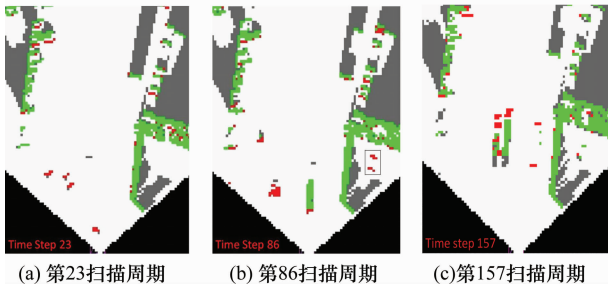


图 6 基于修正的贝叶斯推理的检测结果

由图 6 可以看出, 采用修正的贝叶斯推理更新栅格地图, 通过对比连续两帧 MG 能够检测到运动目标, 但存在以下几个问题:

- (1) 与本车同方向运动的目标, 其刚刚离开的单元格的状态为“未知”, 这是由于在对后验概率进行修正的情况下, 单元格状态由“占据”变为“空白”时, 二者的融合结果为“未知”。
- (2) 如果目标较大, 例如图 6(c) 中的面包车, 需要几个扫描周期才能通过一个单元格, 因此这些单元格的状态会在几个扫描周期内保持为“占据”, 变量  $p'_{mobile}$  的值为零。因此, 被较大目标占据的部分单元格的状态显示为“静止”。
- (3) 与本车相向而行的运动目标, 例如图 6(b) 中的行

人, 其后的未知区域被判定为静止障碍物。这是由于该目标身后的区域开始时状态为“占据”, 目标向前运动后, 这部分单元格的状态变为“未知”。根据式(1), 如果被融合的信息源之一的概率值为 0.5, 则融合结果与该信息源无关, 因此, 融合后 MG 的状态仍与前一个时刻的状态相同, 仍为“占据”。

对比图 5 和图 6 可以发现, 采用原始和修正的贝叶斯推理更新栅格地图, 所得到的结果主要有两方面的差别:

(1) 对运动目标的检测结果不同。采用原始的贝叶斯推理更新栅格地图, 通过比较  $t$  时刻的 SG 和  $t-1$  时刻的 MG, 可以清晰、完整的检测出运动目标。然而, 如果对贝叶斯推理的后验概率进行修正, 并通过比较连续两帧 MG 来检测运动目标, 运动目标的一部分会显示为“未知”或“静止”, 并且, 与本车相向而行的目标后面的未知区域会显示为“静止”障碍物。

(2) 对噪声的处理不同。传感器的测量噪声主要包括两种, 一种为静止障碍物中的噪声, 另一种为空白区域中在同一位置间隔出现的测量噪声(图 5(b)和图 6(b)右侧空白区域中用矩形框出的部分)。基于原始的贝叶斯推理的 MG 中, 静止障碍物中的噪声明显较少, 空白区域中出现的测量噪声, 或者被滤除, 或者被判定为静止障碍物。而基于修正的贝叶斯推理的 MG 中, 静止障碍物中存在大量的噪声, 空白区域中的测量噪声则被认定为运动目标, 这些噪声必须通过其他算法进行滤除, 否则会成为虚假目标, 对多目标跟踪和防碰撞预警带来不利的影响。

综上所述, 笔者认为, 在栅格地图的构建和运动目标检测中, 原始的贝叶斯推理算法优于修正的贝叶斯推理。

### 3.3 基于 Dempster 组合规则的检测结果

图 7 为基于 Dempster 融合规则的栅格地图。其中, 冲突信息 C1 和 C2 的阈值均设为 0.3, 分别用红色和蓝色表示。和运动目标无关的单元格的状态取置信度概率最大的假设。冲突信息 C1 和 C2 的阈值确定过程与运动变量  $p_{mobile}$  的阈值的确定类似, 即根据冲突信息 C1 的计算公式, 确定原本空白的 MG 单元格与被运动目标占据的 SG 单元格的冲突信息的范围, C1 的阈值应不大于该范围的最小值。

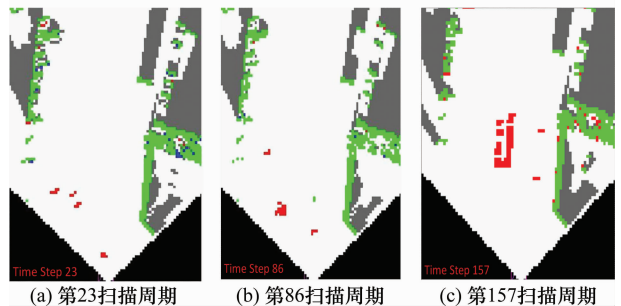


图 7 基于 Dempster 组合规则的检测结果

由图 7 可以看出, 通过冲突信息 C1 可以很好地检测到环境中的运动目标。由于运动目标在单元格内停留的时间

较短,单元格的状态未发生改变,运动目标离开单元格时冲突信息  $C_2$  为 0,与图 3(b)的仿真结果一致。

对比图 5 和图 7,可以发现,Dempster 融合规则与原始的贝叶斯推理都可以很好的检测到运动目标。证据理论中的冲突信息反映的是信息源间的不一致性,而我们在基于贝叶斯推理的栅格地图中定义的运动变量  $p_{\text{mobile}}$  是通过比较全局栅格地图 MG 和当前的 SG 计算得来的。因此,从本质上讲,基于原始的贝叶斯推理和证据理论的运动目标检测的机理是相同的,也就是  $t-1$  时刻的全局栅格地图 MG 和  $t$  时刻局部栅格地图 SG 信息的不一致性。

### 3.4 基于 PCR2 的检测结果

图 8 为 PCR2 融合规则建立的 3 个场景的栅格地图,两种冲突信息的阈值均为 0.3。对比图 6 与图 8 可以发现,基于修正的贝叶斯推理检测到的运动目标中显示为“未知”的单元格,在基于 PCR2 规则的栅格地图中显示为冲突信息  $C_2$ 。这些单元格的状态来自于“占据”状态与“空白”状态的融合,贝叶斯框架只能处理一种假设的概率,不能区分“不知道”(不能获得单元格状态信息,例如障碍物后方遮挡的区域)和由冲突信息引起的“不确定”(例如运动目标刚刚离开的单元格, $t$  时刻 SG 的状态为“空白”, $t-1$  时刻 MG 的状态为“占据”),两种情况下的单元格全部显示为“未知”。而证据理论能够同时处理多种假设,计算不同信息源间产生的冲突信息,从而对“不知道”和“不确定”加以区分。

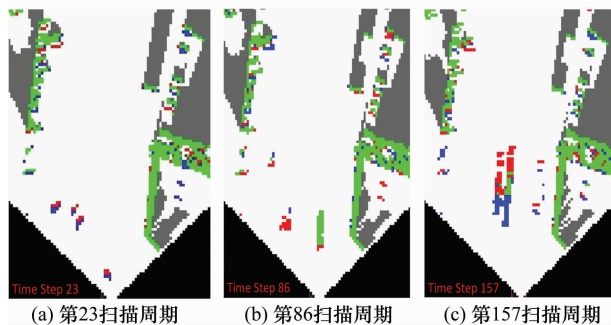


图 8 基于 PCR2 的检测结果

对比图 7 和图 8 可以发现,基于 Dempster 融合规则和 PCR2 融合规则的实验结果存在以下不同:

(1) 基于 Dempster 融合规则,可以清晰完整地检测到运动目标,但在基于 PCR2 的栅格地图中,对较大的运动目标和与本车相向而行的运动目标的检测结果不理想。

(2) 在基于 PCR2 规则检测到的静止障碍物中,存在大量的噪声。而基于 Dempster 融合规则检测到的静态障碍物中噪声较少。基于 PCR2 的栅格地图中,空白区域中的噪声被判定为运动目标,与修正的贝叶斯推理相同。而在 Dempster 融合规则下,这类噪声被判定为静止障碍物(见图 6(c))或被滤除(见图 6(b)),不会对多目标跟踪产生不利影响,与原始的贝叶斯推理类似。

Dempster 融合规则和 PCR2 规则对噪声的处理中存在

以上不同之处的原因在于,噪声会导致冲突信息出现,DSmT 将冲突信息表示在了框架体系中,而 DST 框架只表示了确定信息和不确定信息,冲突信息被丢弃。因此,DSmT 框架中的 PCR 规则使得融合结果与真实情况更加接近,导致噪声和运动目标的一部分直接以静态障碍物的形式显示在栅格地图中。这在某些情况下是一种优势,但在栅格地图中,会导致大量噪声,且不利于运动目标的检测。

根据以上对实验结果的分析,笔者认为,Dempster 融合规则在栅格地图构建中的表现优于 PCR2。

## 4 结论

本文针对基于贝叶斯框架和证据理论的 4 种融合算法,分别提出了在栅格地图中检测运动目标的方法,通过仿真和实验对 4 种算法在栅格地图更新和运动目标检测中性能进行了对比分析,得出以下结论:

(1) 在运动目标检测和噪声处理方面,原始的贝叶斯推理算法的性能和 DST 框架中 Dempster 融合规则相差不大,而修正的贝叶斯推理算法的表现与 DSmT 框架中的 PCR 规则类似。

(2) 采用原始的贝叶斯推理算法和 Dempster 组合规则更新栅格地图,能滤除静态障碍物中的测量噪声,减少空白区域中虚假的运动目标。通过考虑  $t$  时刻的 SG 和  $t-1$  时刻的 MG 的不一致性,可以清楚、完整地检测到环境中的运动目标。

(3) DSmT 框架中的 PCR 规则和修正的贝叶斯推理在高冲突情况下的融合结果更符合常理,但在栅格地图中不能滤除测量噪声,对运动目标的检测也不完整。

综上所述,在基于栅格地图的动态环境感知中,原始的贝叶斯推理优于修正的贝叶斯推理算法,而经典的 Dempster 组合规则比 DSmT 框架中的 PCR 规则更加合适。

## 参考文献:

- [1] Anousaki G C, Kyriakopoulos K J. Simultaneous localization and map building for mobile robot navigation[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1999, 6(3):42-53.
- [2] Homm F, Kaempchen N, Ota J, et al. Efficient occupancy grid computation on the GPU with lidar and radar for road boundary detection[C]//*Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2010:1007-1013.
- [3] Li P, Huang X, Wang M. Hybrid-DSm-model-based mobile robot map building in dynamic environment[J]. *Robot*, 2009, 31(1):40-46. (李鹏,黄心汉,王敏. 基于混合 DSm 模型的移动机器人动态环境地图构建[J]. *机器人*, 2009, 31(1):40-46.)
- [4] Vu T D, Aycard O, Appentodt N. Online localization and mapping with moving object tracking in dynamic outdoor environments[C]//*Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2007:190-195.
- [5] Bouzouraa M E, Hofmann U. Fusion of occupancy grid mapping

- and model based object tracking for driver assistance systems using laser and radar sensor[C]// *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, 2010;294 - 300.
- [6] Wolf D F, Sukhatme G S. Mobile robot simultaneous localization and mapping in dynamic environments[J]. *Autonomous Robots*, 2005,19:53 - 65.
- [7] Weiss T, Schiele B, Dietmayer K. Robust driving path detection in urban and highway scenarios using a laser scanner and online occupancy grids[C]// *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, 2007;184 - 189.
- [8] Konrad M, Szczot M, Schule F, et al. Generic grid mapping for road course estimation[C]// *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011;851 - 856.
- [9] Azim A, Aycard O. Detection, classification and tracking of moving objects in a 3D environment[C]// *Proc. of the Intelligent Vehicle Symposium*, 2012;802 - 807.
- [10] Petrovskaya A, Thrun S. Model based vehicle detection and tracking for autonomous urban driving[J]. *Autonomous Robots*, 2009, 26:123 - 139.
- [11] Pagac D, Nebot E M, Durrant-Whyte H. An evidential approach to map-building for autonomous vehicles[J]. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 1998, 14(4):623 - 629.
- [12] Moras J, Rodriguea S A, Drevelle V, et al. Drivable space characterization using automotive lidar and georeferenced map information[C]// *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, 2012;778 - 783.
- [13] Smarandache F, Dezert J. *Advances and applications of dsmt for information fusion (collected works)* [M]. Rehoboth: American Research Press, 2004.
- [14] Huang X, Li X, Wu Z, et al. Mobile robot's map reconstruction based on DSMT and fast-hough self-localization [C] // *Proc. of the International Conference on Information acquisition*, 2007;590 - 595.
- [15] Ribo M, Pinz A. A comparison of three uncertainty calculi for building sonar-based occupancy grids[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2001,35:201 - 209.
- [16] Elfes A. Occupancy grids: a probabilistic framework for robot perception and navigation[D]. Pittsburgh: Carnegie-Mellon University, 1989.
- [17] Thrun S, Burgard W, Fox D. *Probabilistic robotics*[M]. Cambridge USA: MIT Press, 2005;281 - 301.
- [18] Smarandache F, Dezert J. A simple proportional conflict redistribution rule[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 2005, 3(J05):1 - 36.
- [19] Smarandache F, Dezert J. *Advances and applications of DSMT for information fusion volume II (collected works)*[M]. Rehoboth: American Research Press, 2006.

## 作者简介:

周俊静(1981 -),女,博士研究生,主要研究方向为智能车辆环境识别。

E-mail:zhjunjing\_2002@163.com

段建民(1959 -),男,教授,博士研究生导师,主要研究方向为车辆环境识别与自动驾驶技术、网络化测控系统与现场总线技术、嵌入式汽车电子控制技术。

E-mail:jmduan@bjut.edu.cn