

基于传感器融合的自由空间识别技术的开发*

藤原直广¹⁾ 寺二存也¹⁾ 大门真¹⁾ Free

Space Detection by Sensor Fusion Naohiro

Fujiwara Ariya Terani Makoto Ohkado

Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) are necessary for safe driving in complicated traffic environments. In some ADAS applications, it is necessary to recognize the free space area using multi sensors. In order to fuse and integrate the output of sensors, we need to handle the measurement conflicts between different sensors. Conventional methods such as Bayesian Filter increase the unknown or ambiguous information in the case of measurement conflicts between sensors. We propose an algorithm to decrease unknown information caused by sensors conflicts.

We provide experimental results to compare the proposed method with conventional algorithms.

KEY WORDS:Safety , Intelligent vehicle , Road environment recognition , Free space detection (C1)

1. 正面

为了减少交通事故和减轻驾驶员的驾驶负荷, AEB (Autonomous Emergency Brake) 和ACC (Adaptive Cruise Control) 等ADAS (Adaptive Assistance Systems) 功能正在普及。另外, 近年来, 为了进一步提高安全性和便利性, 要求LCA (Lane Change Assist) 和自动排球停车系统等监视本车辆周围360°的环境, 进行转向和油门·刹车操作, 要求更高的ADAS功能。

在这样的功能中, 除了以往要求的本车辆前方的环境识别之外, 还需要本车辆周围的可行驶区域(自由空间)识别。在此, 自由空间识别主要使用车载传感器, 但仅使用单一的传感器, 由于传感器具有的长短, 识别的鲁棒性降低。为了弥补这一缺点, 使用了组合多个不同种类传感器的传感器融合技术(1, 2)。通过传感器融合, 通过正确整合包含误差的传感器输出, 可以实现鲁棒的自由空间识别。

作为表现自由空间的方法之一, 可以举出Occupancy Grid Map (OGM) (3, 4)

但是, 在以往的OGM生成算法中, 在传感器输出发生竞争时, 由于彼此的输出完全相反, 所以无法判别是否为自由空间。这样的领域被称为未知领域。

因此, 本文的目的是开发在输出竞争时降低未知领域的自由空间识别技术。具体来说, 通过结合传感器可靠性的加权和Dempster-shafer理论(5~7)来解决课题。

2. Occupancy Grid Map

2.1. Occupancy Grid Map

OGM是将领域分割成格子状, 通过分配给各格子(单元)的概率变量来判别占有/自由的方法(图1)。



Fig.1 Occupancy Grid Map

*2019年10月24日受理. 2019年10月11日在汽车技术会秋季学术演讲会上发表。

1) 株式会社电装(108-0075东京都港区港南1-8-15W 16层)

在OGM生成算法中，根据给定的数据，如下计算出地图的后验概率。

$$p(m|z_{1:t}, x_{1:t}) \quad (1)$$

为地图，1:为时刻之前传感器的所有观测值，

1:表示到时刻为止本车辆位置的轨迹。

在这里，可以取得的状态数取决于地图上的单元的个数。例如，在100×100单元的地图的情况下，各单元占有

由于具有/free两种状态，门的维为2100×100。对于这样非常高维的空间，如果估计式(1)的后验概率，则需要庞大的计算量。因此，假设各单元彼此独立，将估计映射门的后验概率的问题置换为估计各单元的后验概率的问题(3)，

$$(1:, 1:) \quad (2)$$

表示具有索引的单元格。地图是各单元格的集合，

$$m = \{mm_i\} \quad (3)$$

此时使用式(2)，映射的事后概率如下计算。

$$p(m|z_{1:t}, x_{1:t}) = \prod_i G p(mm_i|z_{1:t}, x_{1:t}) \quad (4)$$

通过对推定的事后概率设定阈值来判断占有/自由分别。

2.2. 使用Bayesian Filter估计后验概率

作为推定式(2)的事后概率的方法，经常使用基于贝叶斯理论的Bayesian Filter(11,12)

式(2)的后验概率通过对数Ods表示如下。

$$l_{t,i} = \log \frac{p(mm_i|z_{1:t}, x_{1:t})}{1 - p(mm_i|z_{1:t}, x_{1:t})} \quad (5)$$

通过用对数奥兹表示，概率计算中产生的0也可以避免1附近值的不稳定。

在Bayesian Filter中，必须对各单元119846;进行反复计算于是，更新式(5)的对数Ods。

$$l_{t,i} = l_{t-1,i} + \log \frac{p(mm_i|z_{1:t}, x_{1:t})}{p(mm_i|z_{1:t-1}, x_{1:t-1})} - \log \frac{1 - p(mm_i|z_{1:t}, x_{1:t})}{1 - p(mm_i|z_{1:t-1}, x_{1:t-1})} \quad (6)$$

$p(mm_i)$ 表示各单元的事前概率。

2.3. 传感器融合中的Bayesian Filter问题

Bayesian Filter通过对每个传感器输出推定 $p(mm_i|z_t, x_t)$ ，可以适用于传感器融合，此时后验概率如下逐次更新。

$$l_{t,i} = \sum_{n=1}^{NN} l_{t,i,n} \quad (7)$$

在此，NN表示用于综合的传感器数。

当在传感器融合中使用多个传感器时，可能会出现一种情况，其中一个传感器的输出被占据，而另一个传感器的输出被自由

的值。这意味着被判别为未知领域，不能正确识别自由空间。因此，如果这个未知领域大量产生，自由空间识别性能就会下降。

3. 提案方法

在本文中，为了降低未知领域，我们提出了将传感器可靠性和Dempster-Safer理论(5~7)相结合的方法。

3.1. 传感器可靠性设计

根据式(7)，Bayesian Filter在综合传感器输出时，对各传感器进行了同等处理。但是，根据传感器种类等，各传感器输出的可靠性也不同。因此，本文针对每个传感器输出设计了可靠性，将其用于OGM的后验概率更新。在评价试验中，各传感器

及高精度激光扫描仪(FARO公司制FocusS150)测量目标位置，测量距离、方位各自的误差

计算。假设传感器的距离、方位误差越小，可靠性越高，根据评价结果设计了可靠性模型。另外，本文在各传感器中使用共同的可靠性模型。

(1) 检测距离可靠性

$$w_{KK} = \frac{\alpha \alpha r + \beta \beta}{R_{min} < r < R_{max}} \quad (8)$$

为检测距离， α, β 为常数， R_{min}, R_{max} 分别为各传感器的表示最小/最大检测距离。

(2) 基于检测方位的可靠性

$$w_{\theta} = \exp(-k k \times \theta \theta^2) \quad (9)$$

为检测方位， k 为常数， $\theta_{min}, \theta_{max}$ 为各传感器的表示小/最大检测方位角。

(3) 基于误差协方差的可靠性

$$w_{\sigma\sigma} = \frac{1}{\eta \sigma \sigma} \quad (10)$$

σ 表示传感器的误差协方差， η 表示正规化项。

另外，关于可靠性模型参数的每个传感器使用不同的值。

通过对数Ods综合各信赖度，以提高传感器的信赖度估计如下。

$$\log w = \frac{p(wr)}{1-p(wr)} + \log \frac{p(w\theta)}{1-p(w\theta)} + \log \frac{p(w\sigma)}{1-p(w\sigma)} \quad (11)$$

使用推定的传感器可靠性，更新OGM的事后概率。

3.2. Dempster-Shafer 理論

Dempster-Safer 理論 (5~7)，像一般的概率論一樣，是一個整體集

不是對合 Θ 的各事件分配概率，而是對 Θ 的子集分配概率的理論體系。如果將其適用於 OGM，則由於各單元具有占有 () 和自由 () 的事件，所以整體集合 Θ

$$\Theta = \{, \} \quad (12)$$

表示，這個整體集合 Θ 的部分集合，

$$2\Theta = \{\emptyset, , , \{, \}\} \quad (13)$$

在此， \emptyset 表示空集合， $\{, \}$ 表示未知區域。在 Dempster-Safer 理論中，概率被分配給該部分集合的各要素。也就是說，占有/自由/未知區域的概率分別被明確計算出來。由此，對於判斷結果依賴於閾值的 Bayesian Filter，Dempster-Safer 理論中通過比較各自的概率，可以判斷各單元的狀態。

分配給部分集合各要素的概率由滿足以下條件的函數 1198988 表示。

$$\begin{aligned} & (\emptyset = 0 \\ & 0 \leq () \leq 1 \\ & \sum_{C \in \Theta} () = 1 \end{aligned} \quad (14)$$

() 是分配給部分集合的各要素的概率。根據 Dempster-Shafer 理論的 OGM 的後驗概率，使用函數如下逐次更新。

$$\begin{aligned} & 1: () \\ & \sum_{, \in \mathcal{Z} \cup \mathcal{F} \cup \mathcal{U}} m(X) \cdot m(1: \text{入驗}-1) \neq \emptyset \quad (15) \\ & = \{1 - \sum_{, \in \mathcal{Z} \cup \mathcal{F} \cup \mathcal{U}} m(X) \cdot m(1: \text{入驗}-1)\} \\ & 0 = \emptyset \end{aligned}$$

3.3. 传感器可靠性与 Dempster-Safer 理論的集成

3.1 節中定義的传感器可靠度和 Dempster-Safer 理論的組合方法。考慮传感器可靠度時對各事件的概率 () 如下計算。

$$\cdot () \quad C \in \Theta$$

$$\begin{aligned} & \text{入驗師 (入驗師)} = \{1 - \sum_{A = \Theta} \text{入驗師 (入驗師)}\} \quad (1) \\ & \text{入驗師 (入驗師)} \end{aligned}$$

通過將對各传感器推定的鏗鏘 (鏗) 合併，OGM 更新後驗概率。

一般來說，在綜合各传感器輸出時，使用按每個传感器生成 OGM，將 OGM 彼此綜合的方法 (8)。但是，在該方法中，由於只需要生成使用的传感器的數量的 OGM，所以隨著传感器數量的增加，存儲器負荷以及計算量就會增加。

此時，OGM 的事後概率如下更新。

$$\begin{aligned} & 1: () \\ & \sum_{, \in \mathcal{Z} \cup \mathcal{F} \cup \mathcal{U}} m(X) \cdot m(1: \text{入驗}-1) \neq \emptyset \quad (17) \\ & = \{1 - \sum_{, \in \mathcal{Z} \cup \mathcal{F} \cup \mathcal{U}} m(X) \cdot m(1: \text{入驗}-1)\} \\ & 0 = \emptyset \end{aligned}$$

() 表示時刻的概率。根據式 (17)，即使在輸出競爭時，如果 ()，概率 1: () 變小。因此，在提案方法中，與 Bayesian Filter 相比，難以判斷為未知領域。

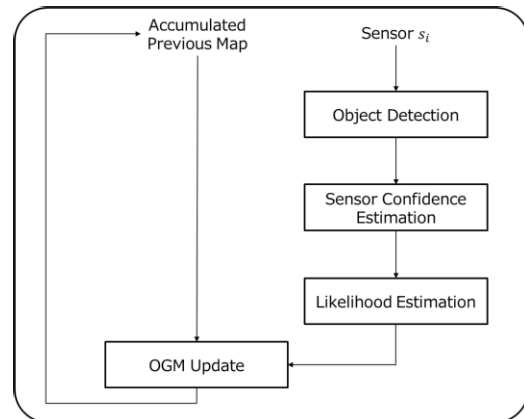


Fig. 2 Algorithm Flow Chart

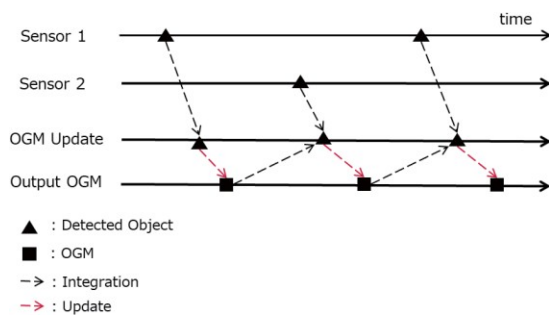


Fig. 3 Update OGM with different sensors' timestamp

4. 提案方法的性能评价

為了驗證這種方法的有效性，安裝了多個传感器使用試驗車輛進行了性能评价。作為比較方法，Bayesian

使用 Filter 和 Bayesian Filter，考慮了被稱為 Logarithmic Independent Opinion Pool (LIOP) (5) 的各传感器輸出的权重。

4.1. 試驗車輛

使用的試驗車輛的传感器結構如圖 4 所示。是本車輛周圍 360° 可識別的传感器結構，將這些传感器取得的行駛數據用於性能评价。另外，為了评价所提出的方法，使用了高精度 Lidar (Velodyne 公司製造的 HDL-32e) 作為真值传感器。



Fig.4 Sensor setup of test vehicle

4.2. 评价条件和评价指标

图5显示了评价场景。这些场景模拟了车辆间的穿越（场景1）和停车位识别（场景2），都是需要本车辆周围的自由空间识别的场景。另外，为了竞争传感器间的输出。

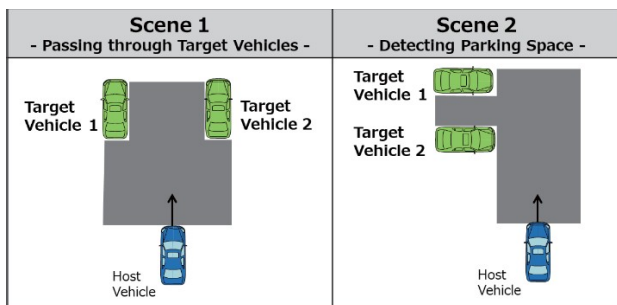


Fig.5 Evaluation scene

作为性能评价指标，设定了未知区域单元数和自由空间识别性能。关于各自的评价指标如图6所示。关于未知区域单元数，将试验车辆开始位置的前方区域作为评价区域，比较评价区域内误输出为未知区域的单元数。另外，关于自由空间识别性能，与高精度Lidar的输出相比，目标车辆的横向·纵向的距离误差（Xerr1, Xerr2, Yerr1, Yerr2）单元的尺寸为0.25m，本车辆的行驶速度为10km/h。关于单元尺寸，以本评价中使用的传感器中距离分辨率最大的传感器为基准设定。

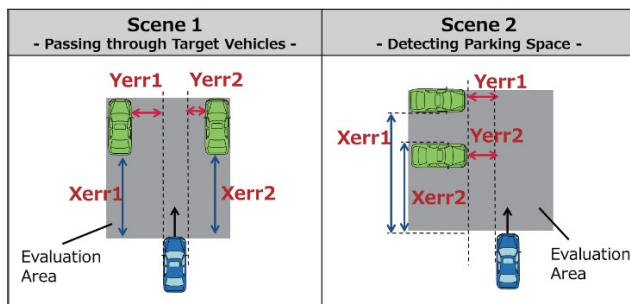


Fig.6 Parameters for Evaluation

4.2. 评估结果

表1表示各评价场景中的未知区域单元数的评价结果。结果显示了30次试验中未知区域和错误输出的单元数的平均值，从该表可以看出，与比较方法相比，提案方法的未知区域单元数大幅减少。比起这个，在LIOP中，目标车辆之间产生了很多未知领域，可以看出不能正确识别自由空间。接下来，对自由空间识别性能的评价结果如表2所示。结果表示目标车辆的绝对距离误差的平均值。

Table.1. Average number of cells detected as unknown area

	Proposed Method	LIOP	Bayesian Filter
Scene 1	0.50	29.90	30.60
Scene 2	2.25	16.57	16.38

Table.2. Average error for free space: (a) Scenel,

(b) Scene2 (a)

	Proposed Method	LIOP	Bayesian Filter
Xerr1[m]	0.73	1.21	1.22
Xerr2[m]	0.25	0.78	0.90
Yerr1[m]	0.32	0.55	0.55
Yerr2[m]	0.48	0.50	0.50

(b)

	Proposed Method	LIOP	Bayesian Filter
Xerr1[m]	0.54	0.67	0.64
Xerr2[m]	0.23	0.24	0.35
Yerr1[m]	0.21	0.31	0.32
Yerr2[m]	0.30	0.35	0.35

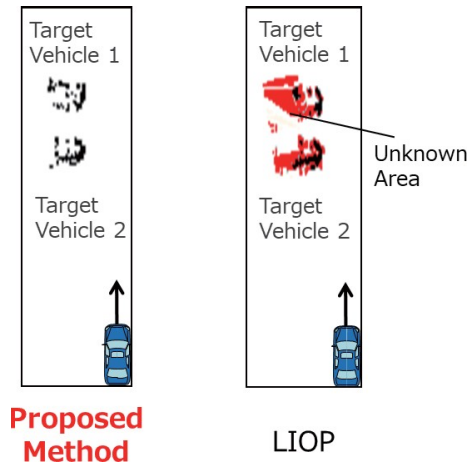


Fig.7.Example:Output of OGM at

Scene2. 总结

在本文中，为了应对传感器输出竞争时，提出了结合传感器可靠性和Dempster-Safer理论的方法，通过搭载多个传感器的试验车辆的评价，验证了方法的有效性。

参考文献

- (1) H. P. Moravec, : Sensor fusion in certainty grids for mobile robots, AI magazine, p.61-74, (1988)。
- (2) C.Coue, C.Pradalier, C.Laugier, Th.Fraichard, and P.Bessiere, : Bayesian occupancy filtering for multi-target tracking:an automotive application, International Journal of Robotic Research, Vol.25, no.1, p.19-30, January (2006)。
- (3) S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, : Probabilistic Robotics, Commun. ACM, Vol.45, no.3, (2002), 480p。
- (4) Sahdev. R, : Free Space Estimation using Occupancy Grids and Dynamic Object Detection, (2017)。
- (5) P. G. C. Fernandez, : Grid-Based Multi-Sensor Fusion for On-Road Obstacle Detection: Application to Autonomous Driving, (2015)。
- (6) D. Pagac, E. Nebot, and H. Durrant-Whyte, : An evidential approach to map-building for autonomous vehicles, Transactions on Robotics and Automation, vol. 14, no. 4, p. 623-629, (1998)。
- (7) R. R. Murphy, : Dempster-Shafer theory for sensor fusion in autonomous mobile robots, IEEE Trans. Robotics and Automation, vol. 14, p. 197-

206, (1998)。

- (8) A. Elfes, : Using occupancy grids for mobile robot perception

- and navigation, IEEE Computer, vol. 22, no. 6, p.46-57, (1989)。
- (9) G. Tanzmeister, D. Wollherr, and M. Buss, : Grid-based multi-road-course estimation using motion planning, Transactions on Vehicular Technology, vol. 65, no. 4, p. 1924-1935, (2016)。
- (10) M. Konrad, D. Nuss, and K. Dietmayer, : Localization in digital maps for road course estimation using grid maps, Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, p. 87-92, (2012)。
- (11) P. Stepan, M. Kulich, and L. Preucil, : Robust data fusion with occupancy grid, Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions, Vol. 35, no.1, p. 106-115, (2005)。
- (12) J. Adarve, M. Perrollaz, A. Makris, and C. Laugier, : Computing occupancy grids from multiple sensors using linear opinion pools, IEEE International Conference on Robotics and Automation, p.4074-4079, (2012)。