arXiv:2603.01673v1 [cs.RO] 2 Mar 2026

B²F-Map：采用贝叶斯B样条融合的众包制图

Yiping Xie[1, 2*]、Yuxuan Xia[3*]、Erik Stenborg[1],Junsheng Fu[1],Axel Beauvisage[1],Gabriel E. Garcia[1],Tianyu Wu[1,4] 和Gustaf Hendeby[2]

摘要——**众包制图为使用传统测绘车辆创建地图提供了一种可扩展的替代方案。然而，现有方法要么依赖先验高清地图，要么忽略地图融合中的不确定性。本文提出了一套完整的高清地图生成流程，使用仅配备单目相机、消费级GNSS和IMU的量产车辆。我们的方法包括：利用轻量级标清地图进行云端定位；通过采用吉布斯采样的扩展目标轨迹（EOT）泊松多伯努利（PMB）滤波器进行车载制图；以及在云端进行多次行驶优化和贝叶斯地图融合。我们使用B样条表示车道线，其中每条B样条均由一系列服从高斯分布的控制点参数化，并提出了一种针对密度表示不同的B样条轨迹的新型贝叶斯融合框架，从而能够以有原则的方式处理不确定性。我们在涵盖多种驾驶条件的大规模真实世界数据集上评估了所提出的方法B²F-Map，并证明该方法能够生成几何一致的车道级地图。**

I. 引言

高清地图是实现安全、可靠自动驾驶的基础。传统上，这类地图由配备高精度传感器的昂贵测绘车辆生成，例如高等级惯性传感器、RTK-GPS 和激光雷达，之后还需进行劳动密集型标注。除了运营成本高昂之外，传统方法在可扩展性和及时更新方面也面临困难。近年来，众包应运而生，成为克服这些局限的一种有前景的替代方案。众包利用广泛分布的量产车辆所采集的数据，这些车辆配备了低成本的消费级传感器，为生成更具成本效益、可扩展且更新更频繁的地图开辟了道路。

尽管近期已有研究探索纯视觉众包制图，但许多研究仍依赖某些先验假设或只处理特定子问题，而非构建完整、自动化的众包流程。例如， [1]和 [2] 仅展示了基于单次行驶数据的地图生成流程，缺少用于对齐和融合多次行驶地图的模块。MapCVV [3] 要求使用配备 RTK-GPS [4], 的车辆生成基础地图，以供其车载定位模块使用。同样， [5] 要求已有的高清地图来进行初始地图匹配。

另一个研究空白是地图融合，具体而言是聚合来自不同行驶过程的矢量化车道线。许多工作 [5]–[7]完全忽略了矢量化车道线的不确定性，包括制图不确定性和定位不确定性。制图不确定性例如可以是多车道跟踪不确定性 [2], 、来自矢量化地图生成器的预测不确定性 [8]–[11], 以及图像感知和标定不确定性 [3]。定位不确定性主要来自位姿图优化后自车残留的定位误差 [3], [6], [12]。为应对地图融合中的不确定性，MapCVV [3]提出了一种元素级优化，能够同时降低车道线的制图不确定性和定位不确定性。优化之后，采用由空间深度优先搜索（DFS）实现的去重模块来获得最终地图。

在本工作中，我们用B样条表示三维车道线，因为其局部控制能力和灵活性使其非常适合融合不确定且含噪声的众包观测。需要注意的是，当一条车道线被建模为高斯分布的B样条控制点序列时，这种B样条表示并不唯一，这在将多条B样条合并为一条时带来了挑战。为此，我们提出一种新颖的解决方案，利用伪测量融合具有不确定性的不同密度B样条。我们给出一条实用流程：先用伪测量进行网格搜索和关联，再以信息形式进行更新。

在本研究中，我们提出了一套从零开始生成高精地图的流程，如图1所示。该流程以众包方式，利用配备消费级GNSS和IMU的量产车辆生成高精地图。我们将其命名为**B²F-Map**，其中 B²F 指的是 **B**ayesian **B**-spline**F**usion（贝叶斯B样条融合）。我们的贡献如下:

- 我们提出了一种带宽高效的众包地图映射流程，包括车载定位、利用贝叶斯多车道跟踪器进行车载映射，以及云端定位与制图；其中包含多次行驶优化和贝叶斯地图融合。
- 通过将车道线表示为三维B样条，我们提出了一种新方法，用于处理不同密度的B样条轨迹的贝叶斯融合。对于车道级地图融合，我们讨论了如何处理连续和不连续的部分重叠。
- 我们在70公里真实世界数据集上验证了所提出的方法，并发布了该数据集[1]。

[1]https://github.com/yiping-xie/B2F-Map.

本工作部分得到了由 Knut and Alice Wallenberg基金会资助的Wallenberg人工智能、自动系统与软件计划（WASP）的支持。（通讯作者：Yiping Xie。）[1]Zenseact，瑞典哥德堡 Lindholmspiren 2。{yiping.xie, erik.stenborg, junsheng.fu, axel.beauvisage, gabriel.garcia-jaime, tianyu.wu}@zenseact.com[2] 林雪平大学电气工程系"林雪平大学"，瑞典林雪平。{yiping.xie, gustaf.hendeby}@liu.se [3]Yuxuan Xia 曾在 Zenseact 担任博士后研究员，目前任职于中国上海的上海交通大学自动化与感知系。yuxuan.xia@sjtu.edu.cn[4]瑞典哥德堡查尔姆斯理工大学电气工程系。wuti@chalmers.se

*同等贡献。

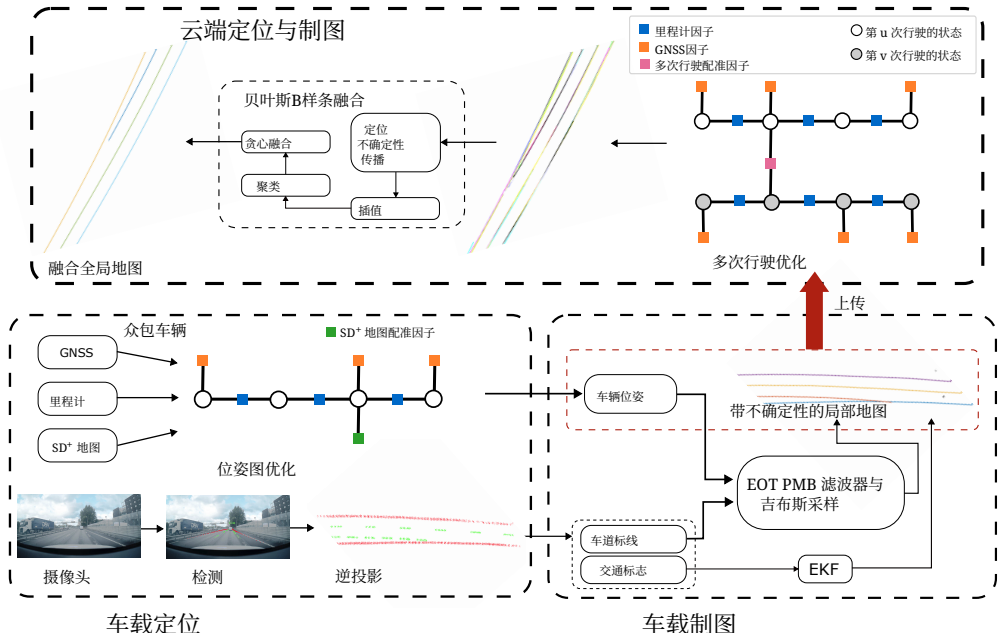

图1. B^{2}F-Map流程的系统概述，包括三个模块：车载定位、车载制图以及云端定位与制图。请注意，局部地图中的交通标志以语义点表示，车道线则以B样条表示。由于B样条随时间连续变化，将控制点上传至云端具有较高的带宽效率。在云端，对估计车道线进行优化以消除定位误差后，贝叶斯B样条融合算法会在保持B样条表示形式不变的同时执行地图融合。

II. 相关工作

A. 局部高精地图构建

多年来，人们提出了各种构建局部地图的方法。在多阶段流程的末端，大多数研究依赖车道标线检测 [6]或分割 [4] 进行车道线制图。检测到的或分割得到的像素可通过逆投影投影到世界坐标系。在 [6],中，通过局部拟合三次样条来重建车道线。在[4], 中，经过一定噪声滤波后构建网格化语义地图。需要注意的是，使用语义地图意味着车辆需要更多存储空间，并且上传至云端时需要更大带宽。

近年来，人们提出了许多在线制图框架 [8], [9], [13]，可逐帧直接从摄像头和/或激光雷达生成矢量化地图（大多以折线表示）。其局限在于，这些方法侧重于逐帧地图重建，导致连续帧生成的局部地图几何一致性较差。最近，一些研究尝试通过时序融合 [11] 或矢量化地图跟踪 [14] 来解决这一问题。然而，以端到端方式生成时间上连贯的高清地图（长度超过数百米）仍是一个开放的研究问题。文献 [3]，基于逐帧在线制图 [13]，而非在车辆上构建局部地图，将采样位置（间隔为2米）处的所有矢量化元素上传至云端。随后，云端通过B样条拟合生成局部地图。然而，这种方法的局限在于，同一元素在一次行驶过程中会被多个帧观测到，所有重复数据都会上传至云端，带宽效率很低。

从概念上讲，与所提出方法最接近的是 [2]，它将多条车道线的估计建模为一个多扩展目标跟踪（EOT）问题，并通过轨迹泊松多伯努利混合滤波器（TPMBM滤波器）求解。这种建模方式可以随时间生成连续的车道线（表示为一组B样条控制点轨迹）。考虑到从客户车辆向云端上传数据受到严格的带宽限制，这种方法有望用于众包制图。此外，TPMBM滤波中的伯努利目标生成模型适用于对车道分叉进行建模。多扩展目标跟踪的一项关键挑战是数据关联问题。在使用点云测量进行多车道跟踪的情境下，这指的是如何随时间将车道标线检测点正确地关联到相应的车道线上。在 [2], 中，数据关联问题的解决方法是先将车道标线检测点聚类为不同的组，再应用Murty算法 [15]，仅随时间传播权重较高的全局数据关联假设。

B. 全局高精地图构建

在众包制图中，不同车辆行驶时构建的局部地图存在未知定位误差，必须先消除这些误差，才能将其融合为全局一致的地图。这个问题通常称为多机器人同步定位与建图（SLAM），常通过因子图优化来解决 [6], [12], [16],[17]。局部地图通常会被划分为刚性子地图。随后构建位姿图，以子地图位姿作为顶点，以跨车辆回环闭合作为边。通过多车辆图优化减小未知定位误差后，地图元素（例如车道线）的多次观测可视为全局一致，也就是说，可以假设它们彼此重叠。

为获得最终地图，[6]会对采样点进行样条拟合。同样，[5]会在聚类后采用渐进式 B样条拟合算法。[3] 应用 DFS 消除重复项。[17] 采用贪心剪枝算法，在保持连续性的同时迭代合并相邻的回旋线。

III. 系统概述

所提出的系统由以下模块组成：(i)车载定位；(ii) 车载制图；(iii) 云端定位与制图，如图 1 所示。

A. 车载定位

对于量产车辆，采用融合 GNSS、IMU 和车道标线配准与 SD^+ 地图的图优化进行车载定位，如图 1 所示。SD^+ 地图基于标准精度（SD）地图，并结合从量产车辆估算出的车道数和车道宽度生成。给定车道数后，SD路段可转换为“HD”车道，并利用车道宽度与中心线生成车道标线的位置。尽管生成的 SD^+ 地图在入口匝道、出口匝道、分流处或合流处等位置的几何精度有限，但仍可作为定位的基准。将检测到的车道标线从图像坐标系投影到世界坐标系后，用于与 SD^+ 地图进行迭代最近点（ICP）配准。优化后的自车位姿将用于后续的车载制图模块。

B. 车载制图

车道线映射被建模为一个多车道跟踪问题，采用基于扩展目标轨迹（EOT）的泊松多伯努利（PMB）滤波器，并使用吉布斯采样。交通标志跟踪采用扩展卡尔曼滤波器（EKF），如图1所示。接下来，我们概述车道线状态、多车道测量和动力学模型，以及它们在递归贝叶斯估计中的作用。

1) 车道线建模：我们使用由 $d = 2$ 构成的三维二次B样条来描述车道线几何信息，类似于 [2]。二次B样条轨迹可参数化为 $X = (\varepsilon,\ x^{1:v})$，其中 ε 是该轨迹的初始时间步[2]，X 的长度为 $v \geq 3$，而 $x^{1:v} = (x^1、\ldots\ldots、x^v)$（其中 $x^i \in \mathbb{R}^3$）表示由有限个控制点组成的序列。通过使用B样条基函数对控制点进行插值，即可得到连续轨迹。对于二次B样条，连续轨迹上的每个点由三个连续控制点确定。具体而言，由控制点子序列 $x^{i:i+2}$（其中 $i \in \{1, \ldots, v-2\}$）确定的轨迹上的点的位置为

$$x(u) = \Sigma(u)^T \otimes I_3 \times \begin{bmatrix} x^i \\ x^{i+1} \\ x^{i+2} \end{bmatrix}, \tag{1}$$

$$\Sigma(u) = \begin{bmatrix} 1/2 & -1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1/2 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ u \\ u^2 \end{bmatrix}, \tag{2}$$

[2]初始时间步是对轨迹集进行贝叶斯滤波所必需的 [18], [19], ，但在车道线建模中不会用到。

其中，$u \in [0, 1]$ 且 I_3 是单位矩阵。这意味着，$x(u)$ 是控制点 $x^{i:i+2}$的线性组合。将 u 从 0 移至 1 时，插值点 $x(u)$ 会从由控制点 $x^{i:i+2}$确定的轨迹段的起始位置 $x(0) = \frac{x^i + x^{i+1}}{2}$ 移动到终止位置 $x(1) = \frac{x^{i+1} + x^{i+2}}{2}$。我们假设 B样条轨迹 X 的每个控制点都服从高斯分布，即:

$$p\left(x^i\right) = \mathcal{N}\left(x^i; m^i, P^i\right), \tag{3}$$

对于 $i \in \{1, \ldots, v\}$。因此，B 样条轨迹上的每个点也都服从高斯分布。具体而言，假设相邻控制点之间不存在相关性，由控制点 $x^{i:i+2}$ 确定的插值点 $x(u)$ 的概率密度为

$$p\left(x(u)\right) = \mathcal{N}\left(x(u); m(u), P(u)\right), \tag{4}$$

$$m(u) = H(u)\left[m^i \ \ m^{i+1} \ \ m^{i+2}\right]^T, \tag{5}$$

$$P(u) = H(u)\left[P^i \ \ P^{i+1} \ \ P^{i+2}\right]^T, \tag{6}$$

其中，$H(u) = \Sigma(u)^T \otimes I_3$。

2）多车道测量与动态模型：对于时间步 k 的轨迹 $X = (\varepsilon,\ x^{1:v})$，其在时间步 k 的插值由其最新的三个控制点$x^{v-2:v}$确定。现在假设世界坐标系 w_k 中的每个车道标线边缘检测点都服从高斯分布，即 $\mathcal{N}(w_k;\ \varpi_k,\ \Omega_k^{w_k})$。每个测量源$\varpi_k$ 都被视为沿两条车道标线边缘均匀分布，并进一步近似为高斯分布$\mathcal{N}(\varpi_k;\ h(\varepsilon,\ x^{\nu-2:\nu}),\ \Omega_k^{\varpi})$。这一建模假设给出的单次测量似然为

$$\ell_k\left(w_k|\varepsilon, x^{\nu-2:\nu}\right) = \mathcal{N}\left(w_k; h\left(\varepsilon, x^{\nu-2:\nu}\right), \Omega_k^{w_k} + \Omega_k^{\varpi}\right), \tag{7}$$

其中，均值 $h(\varepsilon,\ x^{\nu-2:\nu})$ 是轨迹 X 在时间步 k处的插值点，可使用 (1) 计算。每条车道线生成的车道标线检测集合 $\mathbf{w}_k$ 建模为泊松点过程（PPP），其参数为泊松率 λ_k，用于描述车道线检测的平均数量。完整的多车道测量似然方程为

$$\ell_k(\mathbf{z}_k) = e^{-\lambda_k} \prod_{z_k \in \mathbf{z}_k} \lambda_k \times \ell_k(w_k|\varepsilon, x^{v-2:v}). \tag{8}$$

对于多车道动态模型，其与 [2]中的模型相同。

3）贝叶斯预测与更新：我们递归计算给定测量值 $\mathbf{w}_{1:k}$时所有 B样条轨迹集合 $\mathbf{X}_k$ 的后验分布。$\mathbf{X}_k$ 在时间步 k 的预测概率密度为

$$f\left(\mathbf{X}_k|\mathbf{w}_{1:k-1}\right) = \int g_k\left(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1}\right) f\left(\mathbf{X}_{k-1}|\mathbf{w}_{1:k-1}\right) \delta\mathbf{X}_{k-1}, \tag{9}$$

其中，$g_k(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1})$ 是多车道动态模型中所有轨迹集合的转移概率密度，如 [2]中所述。

随后，使用第 III-B.2 节中的多车道测量模型 $\ell_k(\mathbf{w}_k|\mathbf{X}_k)$，对时间步 k 时所有 B样条轨迹集合的预测概率密度进行更新，得到

$$f\left(\mathbf{X}_k|\mathbf{w}_{1:k}\right) \propto f\left(\mathbf{X}_k|\mathbf{w}_{1:k-1}\right) \ell_k\left(\mathbf{w}_k|\mathbf{X}_k\right). \tag{10}$$

基于上述模型的闭式解由扩展目标轨迹PMBM滤波器 [18]给出。为了以计算上可行的方式执行预测和更新步骤，一种方法是考虑车道标线检测点 [2]，之间的硬数据关联，即使用车道检测器提供的聚类信息，并利用Murty算法进行分配。然而，当车道标线检测点噪声很大，且车道检测器提供的聚类信息不准确时，采用聚类和分配的数据关联求解器可能会得出不合理的数据关联。因此，在本文中，我们采用一种更先进的多扩展目标算法，即使用分块吉布斯采样的 TPMB滤波器 [19]，该滤波器能够在车道标线检测点与 B样条轨迹之间进行软分配。

C. 云端定位与制图

下一步是融合多次行驶生成的地图。为此，量产车辆会将 EOT PMB 滤波器生成的 B样条控制点、跟踪到的交通标志以及自车位姿上传至云端，以进行定位与制图。该模块由多次行驶优化和贝叶斯B样条融合组成。

1) 多次行驶优化：我们考虑 N 次行驶，索引为 $n \in \{1,\dots,N\}$，其中每次行驶 n 在时间步 k 具有离散位姿 $\mathbf{T}_{n,\,k} \in$SE(3)，其中

$$\mathbf{T}_{n,k} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{n,k} & \mathbf{p}_{n,k} \\ \mathbf{0}^\top & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R}_{n,k} \in \mathrm{SO}(3),\ \mathbf{p}_{n,k} \in \mathbb{R}^3. \tag{11}$$

图 1 展示了云端定位模块中因子图的示意图。因子图优化可表述如下：

$$\begin{aligned} X^\star = \arg\min_X \sum_{n,k} \left\|\mathbf{r}^{\mathrm{o}}_{n,k}\right\|^2_{\mathbf{\Omega}^{\mathrm{o}}} + \sum_{g\in\mathcal{G}} \left\|\mathbf{r}^{\mathrm{g}}_{n,k}\right\|^2_{\mathbf{\Omega}^{\mathrm{g}}} \\ + \sum_{l\in\mathcal{L}} \sum_{\{u,v\}\in\mathcal{V}_l} \left\|\mathbf{r}^{\mathrm{LC}}_{uv,ij}\right\|^2_{\mathbf{\Omega}^{\mathrm{r}}} \end{aligned} \tag{12}$$

其中，X 是包含所有车辆位姿和所有检测到的交通标志位置的集合，$\ell^{ts}_m \in \mathbb{R}^3$，即 $X = \{\{\mathbf{T}_{n,k}\}, \{\ell^{ts}_m\}_{m=1}^M\}$。这里，$\mathbf{r}^{\mathrm{o}}_{n,k}$ 是里程计残差因子。$\mathbf{r}^{\mathrm{g}}_{n,k}$ 是 GNSS残差因子，$\mathcal{G}$ 是 GNSS 质量良好的状态集合（例如，在隧道外记录的状态）。对于地标 $l \in \mathcal{L}$（可以是车道标线子地图或交通标志），我们将 $\mathcal{V}_l$ 记为经过该子地图的所有行驶的集合。$\mathbf{r}^{\mathrm{LC}}_{uv,ij}$ 是行驶 u 与行驶v 之间由跨行驶闭环产生的配准残差，其中 i 和 j 分别是行驶 u 和 v 的子地图中心对应的时间步。注意，我们用符号 $\|\mathbf{r}\|^2_{\mathbf{\Omega}} := \mathbf{r}^T \mathbf{\Omega}^{-1}\mathbf{r}$ 表示平方马氏距离。对于以 B样条表示的车道线匹配，我们首先从

控制点，并使用语义ICP [20]进行配准。图2展示了多次行驶优化前（a）和优化后（b）分流/合流区域的变化。

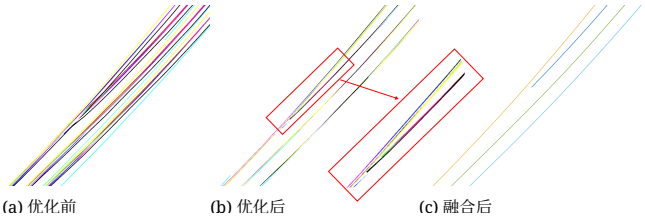

图2. 分流/合流区域的可视化。优化后，定位误差得以降低——多次观测到的车道线大多彼此重叠。融合后，冗余表示被移除。

2) 贝叶斯地图融合：地图融合将一组车道线融合为全局一致的车道级地图，且不产生冗余表示。作为输入，每条车道线都用一系列B样条控制点建模，每个控制点都具有高斯概率密度分布。详细过程将在下一节中介绍。

IV. 贝叶斯B样条融合

本节将介绍：(i) 如何估计并传播车道线定位不确定性；以及 (ii) 如何利用B样条进行贝叶斯车道级地图融合。第IV-B节介绍两个重叠车道线的融合，第IV-C节将其推广至部分重叠的情况，最后，第IV-D节介绍一种用于融合多条车道线集合的贪心算法。

A. 传播定位不确定性

经过多次行驶优化后，同一元素（例如车道线）在多次行驶中的观测结果理想情况下应彼此非常接近。然而，通常仍会存在一些残余定位误差，如图 2(b) 的放大窗口所示。为此，我们将不同次行驶之间的相对误差 [3] 记为 ϵ^n_l，以此表征定位不确定性，并将其绝对值 $\left\|\epsilon^n_l\right\|$ 传播至 B样条，使得式 (3) 中的 P^i 变为 $P^i\left\|\epsilon^n_l\right\|$，并将其用于多车道线融合。这里，相对误差 ϵ^n_l 定义如下：

$$\bar{\mathbf{v}}_l = \mathbf{SVD}\left(\{\mathbf{v}^n_l\}|_{n=1,2,\dots,N}\right), \tag{13}$$

$$\epsilon^n_l = \mathbf{v}^n_l \boxminus \bar{\mathbf{v}}_l. \tag{14}$$

具体而言，对于 l^{th} 元素，我们对不同次行驶的数据进行奇异值分解（SVD），以计算隐式向量元素 $\bar{\mathbf{v}}_l$。然后，对于来自第 n^{th} 次行驶的 l^{th} 元素，我们将其相对误差 ϵ^n_l 计算为 $\bar{\mathbf{v}}_l$ 与 $\mathbf{v}^n_l$之间的几何偏差。在式 (14) 中，我们用 $\boxminus$ 表示车道线的点到直线距离，以及交通标志的点到点距离。

B. 利用伪测量融合两条重叠车道线

我们使用一系列 B样条控制点对连续车道线进行建模。同一条车道可以用不同的控制点序列表示，控制点数量也可能不同，从而形成密度各异的表示。为解决这一问题，我们将插值点作为伪测量来融合两个 B样条，具体如下。

算法 1两个 B 样条 X_1 与 X_2 的融合（融合 B 样条轨迹 X_2 到 X_1）

输入： B 样条控制点序列 $X_1 = x_1^{1:v_1}$ with 均值 $(m_1^1, \ldots, m_1^{v_1})$ 和协方差 $(P_1^1, \ldots, P_1^{v_1})$ 以及 $X_2 = x_2^{1:v_2}$ with 均值 $(m_2^1, \ldots, m_2^{v_2})$ 和协方差 $(P_2^1, \ldots, P_2^{v_2})$, M, 和 τ。
输出： 融合后的 B样条控制点序列，其均值为 $(m_f^1, \ldots, m_f^{v_1})$，并且协方差为 $(P_f^1, \ldots, P_f^{v_1})$。
初始化伪测量序列 $(z_1^1, \ldots, z_M^1, \ldots, z_1^{v_2-2}, \ldots, z_M^{v_2-2})$ 作为 X_2 的插值点。
对于 $i = 1$ **到** $v_2 - 2$，**执行**
  对于 $j = 1$ **到** M，**执行**
    $z_j^i = H((j-1)/M)\mathbf{m}_2^i$
  结束循环
结束循环
初始化以下序列：$(x_1^1, \ldots, x_\tau^1, \ldots, x_1^{v_1-2}, \ldots, x_\tau^{v_1-2})$ 的 X_1 插值点。
对于 $i = 1$ **到** $v_1 - 2$，**执行**
  对于 $t = 1$ **到** τ，**执行**
    $x_t^i = H((t-1)/\tau)\mathbf{m}_1^i$
  结束循环
结束循环
初始化 $(u_1^1, \ldots, u_M^1, \ldots, u_1^{v_2-2}, \ldots, u_M^{v_2-2})$.
初始化 $(i_1^1, \ldots, i_M^1, \ldots, i_1^{v_2-2}, \ldots, i_M^{v_2-2})$.
对于 每个元素 $z_j^{i'}$ 在 $(z_1^1, \ldots, z_M^1, \ldots, z_1^{v_2-2}, \ldots, z_M^{v_2-2})$ **中执行**
  对于 每个元素 x_t^ι 在 $(x_1^1, \ldots, x_\tau^1, \ldots, x_1^{v_1-2}, \ldots, x_\tau^{v_1-2})$ **中执行**
    计算 $d_t^\iota = \|z_j^{i'} - x_t^\iota\|_2$。
  结束循环
  找到最小值 $d_{t'}^{\iota'}$，设置 $u_j^{i'} = (t'-1)/\tau$, $i_j^{i'} = \iota'$。
结束循环
设置 $(m_f^1, \ldots, m_f^{v_1}) = (m_1^1, \ldots, m_1^{v_1})$ 和 $(P_f^1, \ldots, P_f^{v_1}) = (P_1^1, \ldots, P_1^{v_1})$。
对于 $i = 1$ **到** $v_1 - 2$ **执行**
  使用 (15a) 和 (15b) 计算$\mathbf{m}_f^i$ 和$\mathbf{P}_f^i$ 的信息向量和矩阵。
  找到所有 $i_j^{i'} = i$，以及它们对应的 $u_j^{i'}$ 和 $z_j^{i'}$。
  使用 (16a) 和 (16b) 进行信息更新。
  使用 (17a) 和 (17b) 恢复更新后的均值$\mathbf{m}_f^i$ 和协方差$\mathbf{P}_f^i$。
结束循环

1）信息更新：为融合两条密度不同且相互重叠的B样条轨迹所捕获的车道线几何信息和不确定性信息，我们首先对其中一条 B样条轨迹进行插值，得到一系列插值点，并将其用作伪测量 $z \in \mathbb{R}^3$ 来更新另一条 B样条轨迹。假设我们有一系列插值点的 M 估计值（$x(u_1)$ ……，$x(u_M)$），所有这些估计值均由控制点$x^{i:i+2}$确定；同时，这些点对应一系列伪测量（z_1，……，z_M），其噪声协方差为（R_1，……，R_M）。我们使用信息形式进行更新，其中均值和协方差分别由信息向量和信息矩阵取代。我们将$\mathbf{m}^i$ =vec(m^i，m^{i+1}，m^{i+2})定义为控制点序列（m^i，m^{i+1}，m^{i+2}）的向量化形式，并将$\mathbf{P}^i$ = diag(P^i，P^{i+1}，P^{i+2}）定义为其对应的信息向量和信息矩阵，分别为

$$\mathbf{y}^i = (\mathbf{P}^i)^{-1}\mathbf{m}^i \tag{15a}$$
$$\mathbf{Y}^i = (\mathbf{P}^i)^{-1}. \tag{15b}$$

随后，使用伪测量对$\mathbf{y}^i$ 和$\mathbf{Y}^i$ 进行的信息更新由下式给出：

$$\mathbf{y}_f = \mathbf{y}^i + \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} H(u_j)^T R_j^{-1} z_j, \tag{16a}$$

$$\mathbf{Y}_f = \mathbf{Y}^i + \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} H(u_j)^T R_j^{-1} H(u_j), \tag{16b}$$

其中，$\mathbf{y}_f$ 和$\mathbf{Y}_f$ 分别为更新后的信息向量和信息矩阵。更新后的控制点序列$x_f^{i:i+2}$ 的均值和协方差可由$\mathbf{y}_f$ 和 $\mathbf{Y}_f$ 通过下式恢复

$$\mathbf{m}_f = \mathbf{Y}_f^{-1}\mathbf{y}_f \tag{17a}$$
$$\mathbf{P}_f = \mathbf{Y}_f^{-1}. \tag{17b}$$

信息更新的优点是，只需将多个测量值对应的信息向量和矩阵相加，即可同时对它们进行滤波。

2) 网格搜索：请注意，上述表述基于如下假设：对于一条B样条 $X = x^{1:v}$上的每个伪测量 z_j，我们知道它在另一条B样条上所对应的插值点$x(u_j)$。给定 z_j，$j \in \{1, \ldots, J\}$，要从伪测量序列（z_1，……，z_J）中找到 u_j 以及满足$i \in \{1, \ldots, v-2\}$的控制点子序列 $x^{i:i+2}$，我们可以将求解过程表述为求解如下二元优化问题：

$$\min_{u_j, i} \left\| z_j - H(u_j)\mathbf{m}^i \right\|_2, \tag{18}$$

该优化使由 u_j 和控制点 $x^{i:i+2}$的均值所确定的 z_j 与$x(u_j)$之间的欧几里得距离最小。我们并不针对每个伪测量去求解如此复杂的优化问题，而是采用基于网格搜索的更简单方案。更重要的是，网格搜索还能使我们轻松识别两条部分重叠车道线中需要融合的部分。

融合两条重叠 B样条轨迹的伪代码见算法 1。第 3–8 行介绍如何从 X_2 获取伪测量；第 9–14 行预先计算 X_1 上的插值点，供之后的网格搜索使用（第 15–22 行）；第 23–29 行则给出了信息更新。

C. 部分重叠车道线的融合

在实际应用中，利用不同路线采集的车队数据得到的两条车道线估计表示同一车道线的一部分，它们之间往往只有部分重叠。在这种情况下，我们只需融合表示车道线相同路段的B样条控制点子序列。因此，我们需要针对每条B样条轨迹，确定表示重叠区域的控制点子序列。为此，我们首先比较式（18）的最小值与预先设定的阈值 Γ。如果至少有 τ 个连续插值点 $x(u_j)$ 的X_1 最小值小于 Γ，则认为这两条车道线部分重叠。对于部分重叠的两条车道线，重叠区域可以是连续的（情形 *1-4*），也可以是不连续的（情况*5*）。下面，我们将讨论不同情况下的解决方案。假设有两条B样条轨迹$X_1 = (x_1^1, \ldots, x_1^{v_1})$和 $X_2 = (x_2^1, \ldots, x_2^{v_2})$。

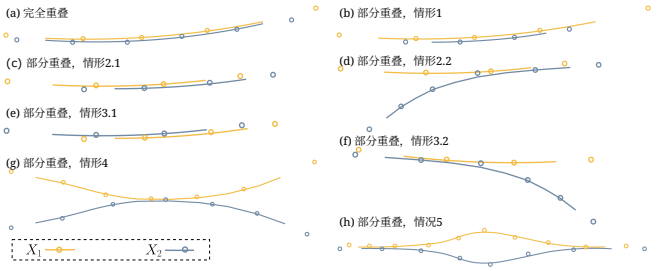

图3. 两条B样条的示意图：(a)中完全重叠（间距很近），(b)-(h)中部分重叠。情形*1-5* 的详细介绍见第IV-C节。注意，(c)和(d)均对应情形*2*；在(c)中，两条轨迹将合并为一条，而在(d)中，蓝色轨迹将被截断为两部分。(e)和(f)中的情形*3* 也类似。(g)展示了情形*4*，其中一条B样条的内部子序列与另一条B样条的一个子序列重叠。(h)展示了重叠区域不连续的情形，例如存在交通岛时。

情形*1*，一条*B*样条与另一条的一部分完全重叠：不失一般性，假设 X_2与 X_1的控制点子序列$x_1^{i:j}$ 重叠，如图3(b)所示。随后，我们可以将 X_2 插值为伪测量，并用它们更新 $x_1^{i:j}$，从而得到融合后的控制点 $x_f^{1:j-i+1}$。融合后， X_1 和X_2 合并为一条B样条轨迹，表示为$X_f=(x_1^1,\ldots,x_1^{i-1},x_f^1,\ldots,x_f^{j-i+1},x_1^{j+1},\ldots,x_1^{v_1})$。

情形*2*，一条*B*样条的起始部分与另一条*B*样条的一个子序列重叠：假设 $x_1^{1:\iota}$的控制点子序列 x_1^1 与 X_1 的控制点子序列 $x_2^{i:j}$ 重叠，且 X_1、X_2如文中所示。为融合 X_1 和 X_2，我们首先将 X_2 截断为至多三部分：$x_2^{1:i-1}$、$x_2^{i:j}$ 和$x_2^{j+1:v_2}$。然后，我们将 $x_2^{i:j}$ 插值为伪测量，并用它们更新 $x_1^{1:\iota}$，从而得到融合后的控制点 $x_f^{1:\iota}$。融合后，我们得到B样条轨迹（x_2^1、……、x_2^i、x_f^1、……、x_f^ι、$x_1^{\iota+1}$、……、$x_1^{v_1}$），它由 X_2的第一部分、融合后的控制点以及 X_1剩余的控制点拼接而成，同时还得到截断后的B样条轨迹$x_2^{j+1:v_2}$。注意，当 $j=v_2$时，B样条轨迹 $x_2^{j+1:v_2}$不存在，两条车道线将连接成一条更长的车道线，这正是图3(c)所示的情形。

在车道合并与分流的场景中 [见图 3(d)]，，我们可能会得到 $j<v_2$。为了使 $x_2^{j+1:v_2}$成为至少有 3 个控制点的有效二次B样条轨迹，我们将其追加，使其变为 ($x_f^{\iota-1}$，x_f^ι，x_2^{j+1}，……，$x_2^{v_2}$)，并与融合后的B样条轨迹共享两个控制点。这也确保了通过插值 ($x_f^{\iota-1}$，x_f^ι，x_2^{j+1}，……，$x_2^{v_2}$) 得到的两条连续车道线与融合后的B样条轨迹至少有一个公共点，从而很好地刻画车道分流/合并。

情况 *3*：一条 *B*样条的末端与另一条的一个子序列重叠：假设 $x_1^{\iota:v_1}$的控制点子序列 X_1 （包含 $x_1^{v_1}$）与 X_2 的控制点子序列 $x_2^{i:j}$ 重叠。与情况 *2*类似，我们也首先将 X_2 截断为至多三部分，然后将 $x_2^{i:j}$ 视为伪测量值，以更新 $x_1^{\iota:v_1}$，从而得到融合后的控制点$x_f^{1:v_1-\iota+1}$ 。融合后，我们得到 B样条轨迹 (x_1^1，……，$x_1^{\iota-1}$，x_f^1，……，$x_f^{v_1-\iota+1}$，x_2^{j+1}，……，$x_2^{v_2}$)，它由 X_1的第一部分、融合后的控制点以及 X_2剩余的控制点拼接而成，同时也是截断后的 B样条轨迹。此外，与情况 *2*类似，当 $i>1$ [如图 3(e)所示时]，，我们将截断后的B样条轨迹追加进去，使其变为 (x_2^1，……，x_2^{i-1}，x_f^1，x_f^2)。

情形4，一条B样条的内部子序列与另一条B样条的子序列重叠：假设控制点子序列 $x_1^{\iota:\iota'}$ （属于 X_1，其中 $\iota>1$且 $\iota'<v_1$）与控制点子序列 $x_2^{i:j}$ （属于 X_2）重叠，如图 3(g) 所示。与情形1和情形2类似，我们首先将 X_2 截断为至多三部分，然后将 $x_2^{i:j}$ 视为伪测量值，用于更新 $x_1^{\iota:\iota'}$，从而得到融合后的控制点 $x_f^{1:\iota'-\iota+1}$。融合后，我们得到B样条轨迹 $(x_1^1,\ldots,x_1^{\iota-1},x_f^1,\ldots,x_f^{\iota'-\iota+1},x_1^{\iota'+1},\ldots,x_1^{v_1})$，它在 X_1 中用 $x_f^{1:\iota'-\iota+1}$ 替换 $x_1^{\iota:\iota'}$，以及两条截断后的 B 样条轨迹 $x_2^{1:i-1}$ 和 $x_2^{j+1:v_2}$。最后，我们追加这两条截断后的B样条轨迹，使其分别变为 $(x_2^1,\ldots,x_2^{i-1},x_f^1,x_f^2)$ 和 $(x_f^{\iota'-\iota},x_f^{\iota'-\iota+1},x_2^{j+1},\ldots,x_2^{v_2})$。

情况*5*，不连续重叠区域：重叠区域可能是不连续的，例如存在交通岛时，车道线可能先分叉再合并，以引导交通流。在这种情况下，两条车道线估计可能仅在交通岛前后重叠，如图3(h)所示。实际上，要检测不连续重叠区域，我们可以检查是否存在多个插值点序列，其中至少有 τ 个连续插值点 $x(u_j)$ 的X_1 式（18）最小值小于 Γ。如果存在，我们就在重叠区域边界对应的控制点处，将较短的B样条轨迹截断为不同部分。这样一来，得到的车道线就只有连续重叠区域。

请注意，如果两条B样条轨迹未合并为一条，我们需要将其中一条B样条轨迹截断为不同部分，并将融合后的B样条轨迹与截断后的部分拼接起来。显然，这种操作并非唯一，正如合并或分叉车道线的表示方式也并非唯一。在上述融合过程中，我们选择截断已插值为伪测量的B样条轨迹，同时通过拼接增加另一条B样条轨迹的长度。

D. 多条车道线融合

为了进行车道级地图融合，我们将用于合并两条部分重叠车道线的融合方法扩展到多条车道线的融合。多车道融合的挑战在于，给定两组B样条轨迹时，这两组之间的映射既不是单射也不是满射，因为一组中的多条车道线可以与另一组中的单条车道线融合，反之亦然。此外，车辆可能会再次经过其已行驶过的道路，因此在单次驾驶中获得的车道线估计集合可能已经包含重叠的车道线估计。

为了解决这一问题，我们采用一种贪婪融合算法，该算法以一组B样条轨迹作为输入，并输出一个融合后的集合。其思路很简单：我们将所有B样条轨迹集合（每个集合均来自单次驾驶）归并为一个B样条轨迹序列（顺序任意）。然后，对于序列中的每条轨迹，我们依次检查它是否可以与序列中的另一条轨迹进行融合。如果可以执行融合，则融合这两条轨迹，并且根据融合结果，由于现有轨迹的截断，轨迹序列可能需要被扩展。还需注意，一条已融合的轨迹仍可与其他轨迹融合。然而，直接求解该问题在计算上可能要求很高。通过使用聚类可以获得更高效的实现。首先，我们对所有B样条轨迹进行插值，并对所有这些插值点应用聚类。基于聚类结果，我们对轨迹进行分组，使得不同组中的轨迹不应在同一簇内拥有任何插值点。最后，我们可以在每个单独的组内执行多条车道线融合。

V. 实验

我们使用在欧洲两座城市中由量产车辆采集的真实世界数据集，验证所提出的流程。数据集包含两个区域，即区域1和区域2，覆盖高速公路和次要道路，在不同光照和天气条件下总计 70 km。每个区域包含 8 次行驶，车辆在出厂时经过离线标定，并额外进行实时动态外参标定。每辆车均配备一套来自 Oxford Technical Solutions (OxTS) 的独立高精度定位系统，用于提供真实值定位。对于高精地图，我们使用专业测绘车辆提供的数据作为真值。

我们开展了两项实验，以评估所提出方法的性能。第一项实验旨在评估车载制图模块的地图质量，并选用带有基于聚类的数据关联[2] 的 TPMBM 滤波器作为基线。第二项实验对 B²F-Map 流程生成的最终高精地图的绝对精度和相对精度进行基准测试。在这项实验中，对于基线，我们保持车载定位、车载制图和多次行驶优化模块不变，只将贝叶斯B样条融合模块替换为三次样条，拟合簇 [6] 内所有观测车道线的采样点。

A. 多车道跟踪性能

图 4(a) 展示了一个采用基于聚类的 DA 进行多车道跟踪时出现问题的案例：跟踪过程中，来自另一条（几乎垂直的）车道线的车道标线检测结果被错误地关联到了与车辆行驶方向平行的车道线上。然而，我们提出的方法采用基于吉布斯采样的 DA，避免了这一错误，如图 4(b) 所示。表 I 列出了两个区域内所有行驶路段的错误关联数量。结果表明，在几乎所有行驶路段中，基于吉布斯采样的方法都优于基线，尤其在 Drive 04、06 和 07 等来自区域1的挑战性案例中，提升尤为显著。这项实验展示了我们提出的车载建图算法相较于基线在鲁棒性方面的优势。

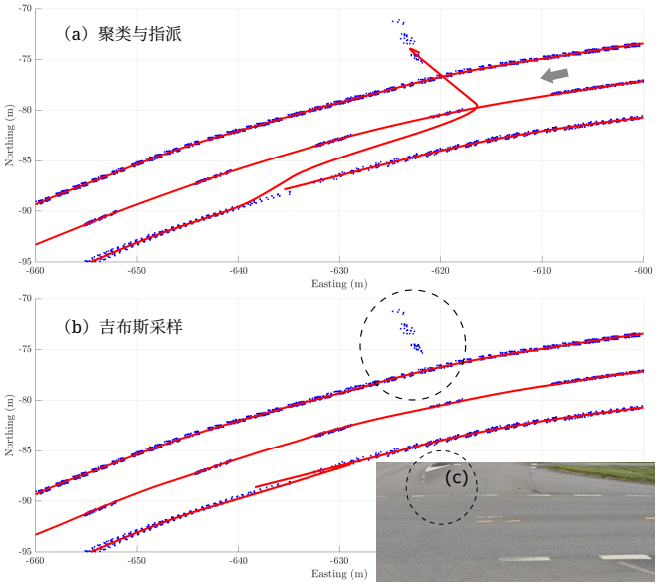

图4. (a) 中使用Murty算法 [2] (基线) 的聚类与指派数据关联，以及 (b) 中基于吉布斯采样的数据关联的定性比较。蓝色点表示含噪声的车道标线边缘检测，红色线表示由EOT跟踪器生成的车道线。(a) 中的灰色箭头表示车辆行驶方向。(c) 显示了来自另一条车道线的车道标线谷歌街景图像；这些标线在基线方法中被错误关联，而在基于吉布斯采样的方法中则没有。

表I 错误关联数量

行驶	区域1		区域2	
	聚类	吉布斯采样	聚类	吉布斯采样
01	3	0	2	0
02	3	1	3	0
03	5	1	3	0
04	6	2	4	0
05	4	2	3	1
06	7	1	1	1
07	8	3	3	1
08	4	2	4	0

B. 车道线绝对精度与相对精度基准

表 II 和表 III 展示了使用 B²F-Map 流程生成的众包地图的绝对误差和相对误差的均值 μ 及标准差 σ 。可以看出，相对误差远小于绝对误差，这表明生成的众包地图在几何上是准确的，但车道线相较于真值可能存在一些偏移。然而，在自动驾驶行业中，高清地图广泛用于定位和轨迹规划等下游任务，在这些任务中，相对精度通常更为重要。

为消融研究贝叶斯B样条融合模块，我们将所提方法与基线进行比较。基线融合

不同次行驶采集的车道线：先对车道线进行聚类，再拟合簇内的采样点 [6]。需要注意的是，基线的主要问题在于，它只融合车道线的几何信息，却忽略了车道线的定位和制图不确定性；而我们的B^{2}F模块在融合过程中充分利用了这些不确定性。图5展示了所提方法的优势：经过多次行驶优化后，一些估计出的车道线在融合前仍存在较大的定位和制图误差。与基线相比，我们的方法融合后得到的估计结果更加准确，在绝对精度和车道宽度方面均是如此。因此，在难度更高的数据集区域1中，从表II和表III可以看出，与基线相比，我们的方法取得了显著改进。

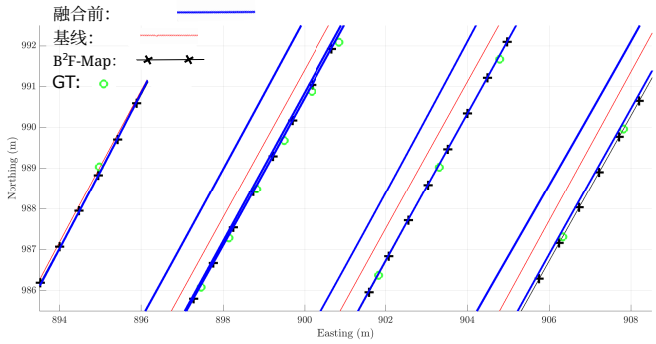

图5. 众包地图上的定性结果，其中 B^{2}F-Map 流程融合后的车道线以黑色表示，基线中的车道线以红色表示。众包车辆融合前估计的车道线以蓝色表示，真值以绿色表示。请注意，尽管融合前部分车道线存在误差，B^{2}F-Map 仍能得出准确的估计结果。

表II 车道线绝对误差（单位：米）

方法	区域1		区域2	
	μ	σ	μ	σ
基线	0.612	0.351	0.772	**0.420**
B^{2}F-Map	**0.585**	**0.333**	**0.760**	0.422

表III 车道线相对误差（单位：米）

方法	区域1		区域2	
	μ	σ	μ	σ
基线	0.133	0.126	**0.071**	**0.055**
B^{2}F-Map	**0.117**	**0.108**	0.079	0.060

VI. 结论

在本研究中，我们提出了一种无需依赖基础高精地图的众包制图流程B^{2}F-Map。我们在整个流程中使用B样条表示车道线，其中车载制图模块采用当前最先进的多扩展目标算法TPMB滤波器与吉布斯采样相结合的方法，以确保稳健的数据关联。而对于云端制图，我们提出了一种新颖的贝叶斯B样条融合算法，利用几何信息和不确定性融合来自众包地图的车道级地图，从而有效融合不同密度下的B样条轨迹。在真实世界数据集上的实验表明，所提出的方法能够以众包方式生成高质量的高精地图。

B^{2}F-Map 当前的主要局限是缺少车道拓扑，这也是我们计划在未来解决的问题。未来的工作还包括提升车载制图模块的实时性能。

参考文献

[1] M. Bellusci、P. Cudrano、S. Mentasti等，“原始测绘车辆传感器数据的语义解释用于车道级高精地图生成”，《机器人与自主系统》，第172卷，第104513页，2024年。[2] Y. Xia、E. Stenborg、J. Fu等，“利用车载传感器与标准清晰度地图的贝叶斯同步定位与多车道跟踪”，见IEEE信息融合国际会议论文集，2024年，第1–8页。[3] P. Chen、X. Jiang、Y. Zhang等，“MapCVV：面向自动驾驶、利用众包视觉矢量化元素的云端地图构建”，《IEEE机器人与自动化快报》，第9卷，第6期，第5735–5742页，2024年。[4] T. Qin、Y. Zheng、T. Chen等，“面向自动驾驶视觉定位的轻量级语义地图”，见IEEE机器人与自动化国际会议论文集，2021年，第11 248–11 254页。[5] J. Zhou、Y. Guo、Y. Bian等，“利用众包数据的高精地图车道信息提取”，《IEEE智能交通系统汇刊》，第24卷，第7期，第7780–7790页，2023年。[6] O. Dabeer、W. Ding、R. Gowaiker等，“面向自动驾驶车辆的众包三维地图端到端系统：制图组件”，见IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议论文集，2017年，第634–641页。[7] Z. Feng、M. Fan、B. Liu等，“由众包车辆端到端生成城市级矢量地图”，见IEEE智能交通系统会议论文集，2025年，第1–7页。[8] Q. Li、Y. Wang、Y. Wang等，“HDMapNet：在线高精地图构建与评估框架”，见IEEE机器人与自动化国际会议论文集，2022年，第4628–4634页。[9] Y. Liu、T. Yuan、Y. Wang等，“VectorMapNet：端到端矢量化高精地图学习”，见IEEE机器学习国际会议（PMLR）论文集，2023年，第22 352–22 369页。[10] B. Liao、S. Chen、Y. Zhang等，“MapTRv2：面向在线矢量化高精地图构建的端到端框架”，《国际计算机视觉杂志》，第133卷，第3期，第1352–1374页，2025年。[11] T. Yuan、Y. Liu、Y. Wang等，“StreamMapNet：用于矢量化在线高精地图构建的流式制图网络”，见IEEE冬季应用计算机视觉会议论文集，2024年，第7356–7365页。[12] C. Doer、M. Henzler、H. Messner等，“利用车队数据为高速公路上的高度自动驾驶生成高精地图”，见IEEE智能车辆研讨会论文集，2020年，第2014–2020页。[13] B. Liao、S. Chen、X. Wang等，“MapTR：面向在线矢量化高精地图构建的结构化建模与学习”，见国际学习表征会议论文集，2023年，第1–8页。[14] J. Chen、Y. Wu、J. Tan等，“MapTracker：采用步长记忆融合的跟踪，实现一致的矢量高精地图制图”，见欧洲计算机视觉会议论文集，Springer，2024年，第90–107页。[15] D. F. Crouse，“关于实现二维矩形分配算法”，《IEEE航空航天与电子系统汇刊》，第52卷，第4期，第1679– 1696页，2016年。[16] D. Pannen、M. Liebner与W. Burgard，“基于众包数据的车道标线学习”，见IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议论文集，2019年，第7040–7046页。[17] P. Cudrano、B. Gallazzi、M. Frosi等，“基于回旋线的车道级高精地图：统一感知与控制模型”，《IEEE车辆技术杂志》，第17卷，第4期，第47–56页，2022年。[18] Y. Xia、 ´A. F. Garc´ıa-Fern´andez、F. Meyer等，“利用置信传播的扩展目标跟踪轨迹泊松多伯努利滤波器”，《IEEE航空航天与电子系统汇刊》，第59卷，第6期，第9312–9331页，2023年。[19] Y. Xia、 ´A. F. Garc´ıa-Fern´andez与L. Svensson，“利用分块吉布斯采样高效实现扩展目标轨迹泊松多伯努利滤波器”，见IEEE信息融合国际会议论文集，2023年，第1–8页。[20] Y. Gong、X. Zhang、J. Feng等，“结合道路标线检测、利用语义广义迭代最近点的基于激光雷达的高精地图定位”，见IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议论文集，IEEE，2024年，第3379–3386页。