arXiv:2304.00676v1 [cs.RO] 3 Apr 2023

CV2X-LOCA：路侧单元赋能的自动驾驶车辆协同定位框架

Zilin Hu ang，Sikai Chen*，Yuzhuang Pian，Zihao Sheng，Soyoung Ahn 和 David A. Noyc e

摘要——**对于自动驾驶车辆（AVs）而言，准确且稳健的定位系统对于在城市场景中实现安全驾驶至关重要。现有基于全球导航卫星系统（GNSS）的方法在开阔天空区域定位车辆时效果良好，但在城市峡谷中实现高精度定位仍是一项挑战，例如多层桥梁的下层、摩天大楼旁的街道、隧道等。本文研究了蜂窝车联网（C-V2X）无线通信在GNSS拒止环境下提升自动驾驶车辆定位性能的潜力。具体而言，我们提出了首个由路侧单元（RSU）赋能的协同定位框架CV2X-LOCA，该框架仅使用C-V2X 信道状态信息即可实现车道级定位精度。CV2X-LOCA由四个关键部分组成：数据处理模块、粗定位模块、环境参数校正模块和车辆轨迹滤波模块。这些模块协同应对动态C-V2X网络中存在的挑战。大量仿真和实地实验表明，即使在存在噪声、高速移动且路侧单元覆盖稀疏的环境中，CV2X-LOCA仍能实现车辆定位的最新进展。研究结果还为交通管理机构关于如何经济高效地部署路侧单元的未来投资决策提供了参考。**

索引词—：**自动驾驶车辆；网联自动驾驶车辆；车辆定位；GNSS拒止；蜂窝车联网；路侧单元；车道级定位。**

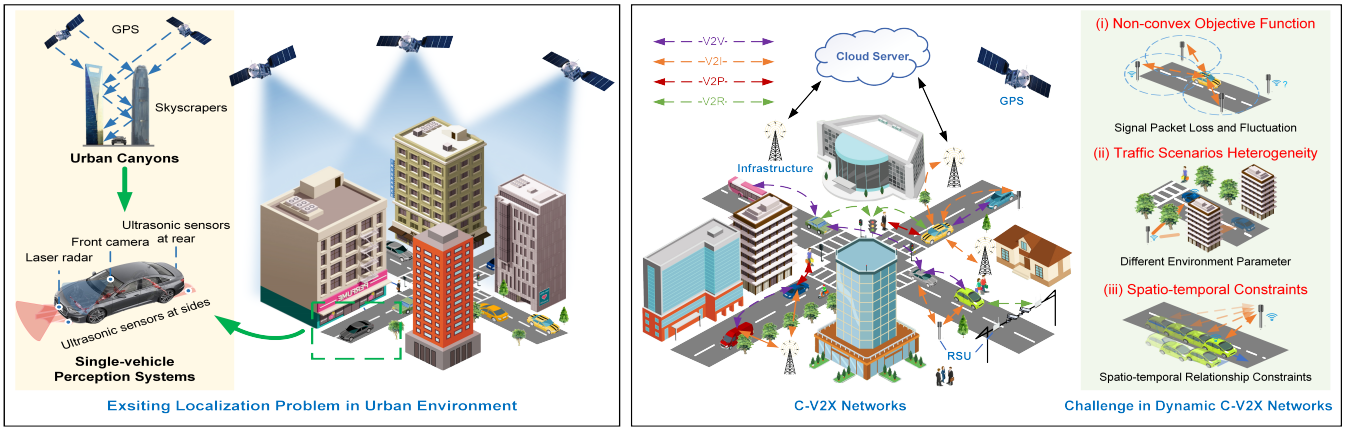
I. 引言

AUTONOMOUS 近年来，自动驾驶车辆（AVs）技术因其在促进安全驾驶、缓解交通拥堵和降低能源消耗方面的潜力而受到广泛关注 [1]–[3]。国际汽车工程师学会（SAE）为自动驾驶车辆（AVs）定义了六个自动化等级，从0级（完全手动）到5级（完全自动驾驶）[4]。为了实现更高的自动化等级，关键是通过感知复杂的驾驶环境，确保实时、准确且稳健的车辆定位 [5]。传统上，陆地车辆采用的定位方法使用全球导航卫星系统（GNSS）与惯性导航系统（INS）相结合的集成系统 [6]。然而，GNSS信号中断是该集成系统中的一个重大问题，尤其是在高度城市化地区 [7]–[13]。这是因为在“城市峡谷”中，例如多层桥梁的下层、建筑物旁的街道，GNSS信号有时会变弱、严重失真，甚至完全受阻，高层建筑、隧道以及茂密植被或树叶覆盖的区域。图1（a）展示了一个示例：一辆车辆正在建筑物环绕的城市峡谷中行驶，这些建筑物阻挡了GNSS信号，导致可用于车辆定位的卫星信号不足（车辆定位至少需要三颗卫星）。此外，惯性导航系统（INS）中惯性测量单元（IMU）的导航性能会随时间推移而下降，从而导致基于GNSS方法的定位精度降低或失效 [8]。因此，有必要寻找替代方法，以便在GNSS拒止环境中实现更高的定位精度，确保自动驾驶车辆运行安全。

解决GNSS拒止问题的一种方法是利用足够精确的地图进行地图匹配 [14]。该技术将车辆位置限制在道路上，从而纠正出现在道路范围之外的错误估计。然而，这种方法需要地图数据库，并且在GNSS信号不可用时无法保证车道级精度。另一种解决方案是同步定位与建图（SLAM），即在定位车辆的同时构建环境模型 [5]。同步定位与建图算法侧重于处理车载感知传感器获取的抽象数据，例如激光雷达 [10],雷达 [9]，摄像头 [11]，或它们的组合 [15]。构建可靠的都市高精地图（HD）以及实现稳健的环境感知，是SLAM面临的两大主要挑战，尤其是在降雪或黑暗等恶劣条件下。为实现精确定位，已有研究提出多传感器融合方案 [7],，但这会显著增加复杂性。此外，仅通过安装在单辆自车上的车载感知传感器感知环境存在局限，例如遮挡和感知范围有限 [16]。随着车联网（V2X）无线通信技术日益普及，车联网信号已开始被用作定位与导航组件，帮助自动驾驶车辆在全球定位系统信号中断期间进行定位 [17]–[22]。

基于车联网信号的定位方法可在GNSS信号较弱或不可用时实现车辆的全球定位。此外，该方法能够以相对较低的成本解决车载感知传感器相关的非视距（NLOS）问题 [5], [17], [23]。这种定位方法的基本原理是测量车联网信道状态信息中的物理量，例如到达时间（TOA）、到达时间差（TDOA）、到达角（AOA）和接收信号强度（RSS） [23]–[26]。目前，车联网技术主要有两大竞争方案：专用短程通信（DSRC）和蜂窝车联网（C-V2X） [27], [28]。作为旨在提升道路安全和交通效率的新一代车联网无线通信技术，C-V2X目前已受到产业界和学术界的广泛关注 [29],

本研究部分由.....资助（通讯作者：Sikai Chen。）Zilin Huang、Sikai Chen、Zihao Sheng、Soyoung Ahn 和 David A. Noyce 均就职于美国威斯康星大学麦迪逊分校工程学院，地址为 WI, 53706, USA（电子邮件：{zilin.huang, sikai.chen, Zihao sheng, sue.ahn, danoyce}@wisc.edu）。Yuzhuang Pian 就职于中国广州 510006 中山大学计算机科学与技术系（电子邮件：pianyzh@mail2.sysu.edu.cn）



(a) (b)

图1. 城市峡谷场景中自动驾驶车辆行驶示意图。(a) 我们提出的CV2X-LOCA框架的动机示例，该框架旨在解决GNSS拒止环境下传统单车感知系统面临的现有定位问题。(b) C-V2X网络的基本组成部分，以及在动态C-V2X网络中基于信道状态信息定位车辆所面临的挑战。

[30]。尽管蜂窝车联网技术有望彻底改变移动通信产业，但其提升车辆定位精度的能力尚未得到充分探索 [23], [29]。如图1（b）所示，在动态C-V2X网络中定位车辆仍面临三项挑战：（i）非凸目标函数，（ii）交通场景异质性，以及（iii）时空约束。第II-C节将详细讨论这些挑战。

表I总结了为应对挑战(i)至(iii)、提高基于车联网的定位精度而开发的现有最先进方法。为应对挑战(i)，Zhu等人 [31], Saeed等人 [24], 和Ma等人 [32]分别使用泰勒级数展开、线性展开和加权位置信息，将原始非线性方程组近似为一组与车辆位置相关的线性方程。然而，当测量噪声方差较大时，这种基于最小二乘法（LS）的框架效果不佳。其他研究者 [33], [34] 尝试使用基于加权质心定位（WCL）的框架，该方法较为简单，但效果不如最大似然（ML）估计器。半定规划（SDP）框架在无线通信领域受到关注，可用于提高定位精度 [35]–[38]；然而，对于带来挑战(ii)和(iii)的动态道路环境，该框架并不适用。Page等人 [39]和Zhang等人 [37]分别将扩展卡尔曼滤波器（EKF）和卡尔曼滤波器（KF）集成到基于LS和SDP的框架中，以同时应对挑战(i)和(iii)。然而，这些方法未考虑挑战(ii)，而应对该挑战需要非线性问题求解技术，因为KF和EKF仅适用于线性问题。Huang等人 [40]和Jondhale等人 [41]分别采用曲线拟合（CF）和广义回归神经网络（GRNN）技术改进信号距离模型，并引入无迹卡尔曼滤波器（UKF）以提高定位精度。尽管这些改进后的信号距离模型在不同道路环境中能够取得更好的定位效果，但它们没有解决挑战(i)。

表I 现有的基于 V2X 的定位方法。

方法	类别	挑战 (i)	(ii)	(iii)
ML	式 (2) 中的最大似然估计量			
LS-TS [31]	基于最小二乘的框架	✓		
LLS [24]		✓		
WLLS [32]		✓		
WCL [33]	基于WCL的框架	✓		
WCL-TS [34]		✓		
SDP-LSRE [36]	基于SDP的框架	✓		
LS-EKF [39]	基于LS+EKF的框架	✓		✓
SDP-ML-KF [37]	半定规划+卡尔曼滤波框架	✓		✓
GRNN-UKF [41]	GRNN+无迹卡尔曼滤波框架		✓	✓
CF-LS-UKF [40]	CF+无迹卡尔曼滤波框架		✓	✓
CV2X-LOCA（我们的方法）	基于 CV2X-LOCA 的框架	✓	✓	✓

注："✓"表示该方法致力于解决这一挑战。

据作者所知，由于上述挑战，目前尚无既定的行业标准或成熟方案，能够利用车联网信道状态信息提高自动驾驶车辆的定位精度。本文旨在开发一种自动驾驶车辆定位框架，以应对这些挑战，并在 GNSS 拒止环境中实现车道级定位精度。本研究结果还可为交通管理机构提供有价值的参考，帮助其做出具有成本效益的路侧单元（RSU）部署决策（例如，确定最佳部署间距）。本研究的主要贡献如下：

(1) 我们提出首个统一的路侧单元支持的协同定位框架 CV2X-LOCA[1]，该框架能够共同应对动态C-V2X网络中的挑战，并在全球导航卫星系统拒止环境下实现车道级定位精度。CV2X-LOCA 仅依赖 C-V2X 信道状态信息，无需昂贵的车载感知传感器。大量仿真和实地实验表明，在各种交通场景中，CV2X-LOCA 的定位性能均达到最先进水平，

[1]如需进一步了解，演示代码可在此获取：https://github.com/julianwong-source/CV2X-LOCA。

即使在存在噪声、高速移动且路侧单元部署稀疏的环境中也是如此。

（2）我们开发了一种粗定位模块，专用于在动态C-V2X网络中定位车辆。该模块能够解决传统最大似然估计量在基于车联网信号的车辆定位中所用目标函数非凸且高度非线性的问题。我们首先推导出一种非凸估计器，该估计器近似最大似然估计量，但残差中不含对数项；随后采用半正定松弛技术，构建出一种可高效求解的凸估计器。

（3）我们设计了一种环境参数校正模块，用于解决在动态C-V2X网络中定位移动中的车辆时信号传播模型发生变化的问题。具体而言，我们提出了协作式路侧单元（C-RSUs）这一新概念，以捕捉交通场景的异质性。该校正机制非常适用于基于车联网信号的定位任务，因为它可以轻松集成到现有的成熟研究中。

(4) 我们提出了一种车辆轨迹滤波模块，利用先验交通信息，即车辆运动特征，来提高定位精度。具体而言，我们采用基于轨迹的无迹卡尔曼滤波技术，对粗定位模块在校正环境参数后估计的粗略定位点进行滤波。通过引入滤波机制，还可以进一步平滑异常估计值，从而提高定位精度。

本文结构如下：第二节介绍预备知识，第三节介绍CV2X-LOCA框架，并详细说明各个模块。第四节和第五节分别报告仿真和实地实验结果。第六节讨论计算复杂度，最后，第七节总结全文。

II. 预备知识

A. 路侧单元支持的车联网

本文考虑一种双向四车道车联网，如图 2 所示，该网络由两类联网设备组成：安装在车辆中的车载单元（OBU）和部署在道路路侧的路侧单元（RSU）。用于车辆定位的数据是接收信号强度（RSS），其由内置的接收信号强度指示器（RSSI）解析得到，并且可以从标准消息集中轻松提取。RSSI 测量来自路侧单元（RSU）的信号强度，该数据随后暂时存储在车载单元（OBU）设备中，之后可以上传至云服务器[28], [42]。在不失一般性的情况下，假设车辆的位置可以用二维（2D）坐标表示。假设局部坐标系的 X 轴和 Y 轴分别平行于车道并垂直于车道。第 j 辆车辆的未知坐标表示为 $\boldsymbol{\theta}_j = [a_{j,1}, a_{j,2}]^T \left(\boldsymbol{\theta}_j \in \mathbb{R}^2,\ j = 1、\ldots\ldots、M\right)$，第 i 个路侧单元（RSU）的已知坐标表示为 $\boldsymbol{\phi_i} = [b_{i,1}, b_{i,2}]^1 \left(\boldsymbol{\phi_i} \in \mathbb{R}^2,\ i = 1、\ldots\ldots、N\right)$。其中，$M$ repre- sentsthe totalnumberof vehicles 表示车辆总数，而 N denotesthe number of RSUs that each vehicle can communicate with 表示每辆车辆能够通信的路侧单元（RSU）数量，该数量由路侧单元（RSU）的通信范围和发射功率等因素决定。每个部署的坐标原点标记为 O，并在相应图中显示为（0, 0）。

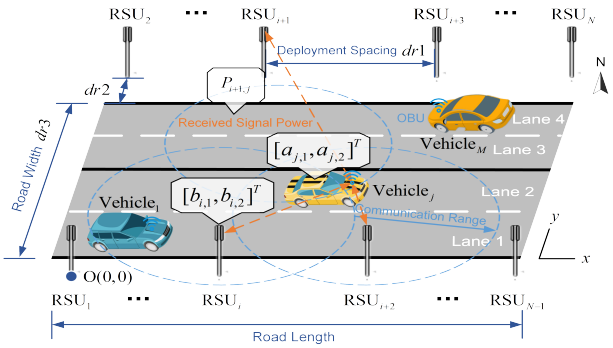


图 2. 本文所考虑的车联网示意图。

此外，dr_1 表示两个路侧单元（RSU）之间的部署距离，dr_2 表示路侧单元（RSU）与道路边缘之间的距离，而 dr_3 表示道路的宽度。

B. 信号传播模型

准确确定定位高度依赖于信号传播建模。现有多种无线通信信道模型，包括 Okumura-Hata模型、Lee模型、标准室内模型、衰减因子模型、线性损耗模型和对数路径损耗模型[18]。其中，对数损耗模型认为，信号传播的路径损耗与距离的增加呈对数关系，可视为对交通场景中信号传播特性的简单且准确的描述 [18], [21], [24], [43], [44]。

第 j 辆车辆接收到的、由第 i 个 RSU 发射的接收信号功率（单位为 dBm）记为 $P_{i,\ j}$，其与二者之间的距离相关，符合对数路径损耗模型

$$P_{i,j} = P_0 + 10\gamma \log_{10} \frac{\|\boldsymbol{\theta_j} - \boldsymbol{\phi_i}\|}{d_0} + m_{i,j} \tag{1}$$

其中，P_0 表示参考距离 d_0 ($\|\boldsymbol{\theta_j} - \boldsymbol{\phi_i}\| \geq d_0$) 处的接收信号功率，$\|\boldsymbol{\theta_j} - \boldsymbol{\phi_i}\|$ 表示第 i 个 RSU 与第 j辆车辆之间的欧几里得距离，而噪声$m_{i,\ j}$ 分别表示多径环境中的对数正态阴影效应。通常，$m_{i,\ j}$ 被建模为均值为零的高斯随机变量，其阴影标准差为 $\sigma^2_{i,\ j}$，即 $m_{i,\ j} \sim \mathcal{N}\left(0,\ \sigma^2_{ij}\right)$ [45]。路径损耗指数（PLE）γ的取值范围为 2 至 6 [46], ，也称为环境参数（受周围环境影响）。给定接收信号强度测量和环境参数，我们利用公式（1）估计第 j 辆车辆的参数化定位问题，以确定其位置 $\boldsymbol{\theta}_j$。

C. 问题描述

如图所示，该模型与第 j $f\ \boldsymbol{\theta_j} - \boldsymbol{\phi_i}\ = P_0 +$ 辆车辆的位置 $10\gamma_{10}{}^{\frac{\|\boldsymbol{\theta_j} - \boldsymbol{\phi_i}\|}{d_0}}$ 呈非线性关系。此处，( ) log 。假设测量误差是独立同分布（i.i.d.）的。基于接收信号强度的定位问题的最大似然估计量可推导为 [45]

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j = \arg\min_{\theta_j} \sum_{i=1}^{N} \left(-\left(P_{i,j} - P_0\right) + 10\gamma \log_{10} \frac{\|\boldsymbol{\theta_j} - \boldsymbol{\phi_i}\|}{d_0} \right)^2 \tag{2}$$

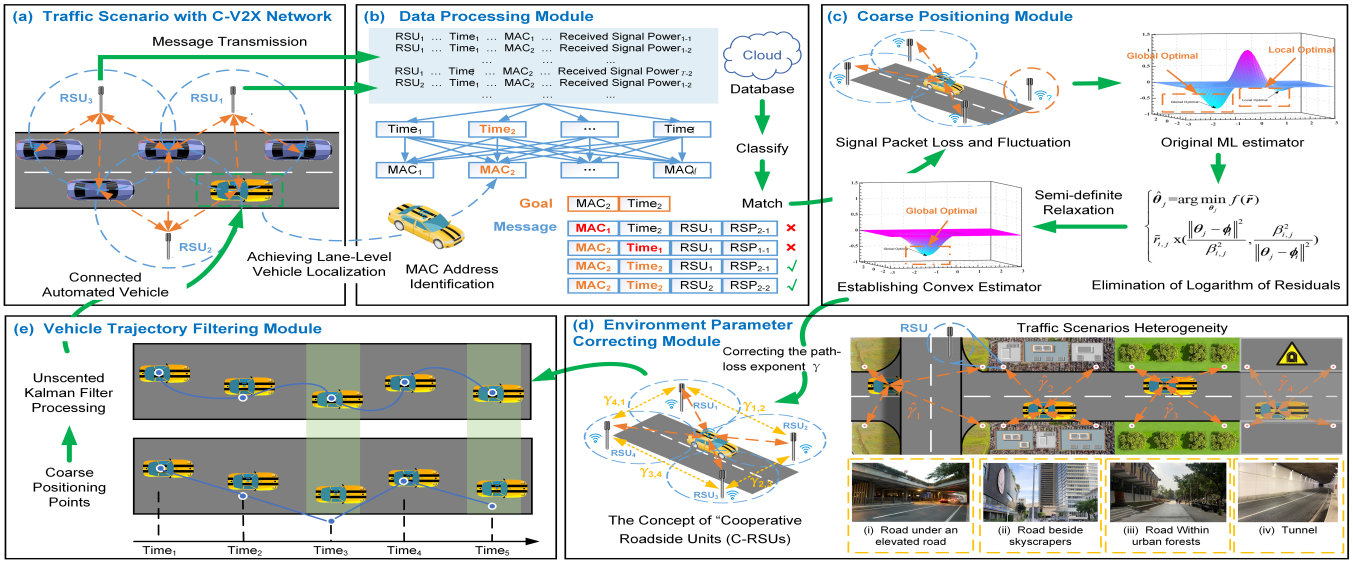


图3. CV2X-LOCA框架架构。(a) C-V2X网络交通场景。(b) 第III-B节介绍的数据处理模块。(c) 第III-C节证明的粗定位模块。(d) 第III-D节提出的环境参数校正模块。(e) 第III-E节阐述的车辆轨迹滤波模块。

然而，正如上述内容所述，有三个挑战阻碍了在动态C-V2X网络中直接使用公式（2）进行车辆定位。首先，如观察到的那样，原始最大似然估计量具有高度非凸性，这是由于其定义域$\{\boldsymbol{\theta}_j \mid \boldsymbol{\theta}_j \neq \boldsymbol{\phi}_i\}$不连续 [46]。此外，与静态传感器网络相比，C-V2X信号在交通场景中更容易发生丢包 [28]。此外，公式（2）包含$\log_{10}\|\boldsymbol{\theta}_j - \boldsymbol{\phi}_i\|$，而该函数在目标函数中既非凸也非凹。尽管可以将$\boldsymbol{\theta}_j$限制在凸域内（通过考察$\log_{10}\|\boldsymbol{\theta}_j - \boldsymbol{\phi}_i\|$的Hessian矩阵可验证这一点；该矩阵既非正半定也非负半定），但由于交通场景中快速移动目标造成的信号波动 [47]，这种方法并不实用。因此，寻找并确认全局最小解变得十分困难。凸估计器将非常理想，但$\log_{10}\|\boldsymbol{\theta}_j - \boldsymbol{\phi}_i\|$的存在使这一设想难以实现。

其次，在动态C-V2X网络中，车辆会穿行于各种道路环境，例如城市森林和摩天大楼之间，从而导致式（2）中的环境参数不同。同时，无线信号衰减会受到多径衰落、衍射、反射和天气条件等多种因素的影响 [40]。Nguyen 等 [48]揭示，在Mode 4 C-V2X网络中，大型车辆遮挡也会影响车对车通信。如果环境参数未得到正确估计，定位系统将变得脆弱。第三，式（2）源自静态传感器网络，其假设目标随机移动，且目标位置只能根据每个观测时刻的单快照观测进行计算 [36]。在交通场景中，可以利用先验信息。例如，目标在上一时刻的位置与其下一时刻的位置之间具有高度的时空关系。此外，还可以利用数学表示定义并建模纵向和横向运动特征 [39], [49]。

III. 路侧单元赋能的协同定位框架

A. CV2X-LOCA概述

我们的目标是开发一种可靠的基于C-V2X的车辆定位框架，以克服上述挑战，并在GNSS信号不可用时仍实现车道级定位精度。所提出的定位框架，即CV2X-LOCA，其架构如图3所示。具体而言，CV2X-LOCA由四个主要组件组成：（1）数据处理模块；（2）粗定位模块；（3）环境参数校正模块；以及（4）车辆轨迹滤波模块。这些模块协同工作，以应对动态C-V2X网络中的挑战。

如图3(a)所示，利用C-V2X通信，安装在车辆上的车载单元会定期向周围所有网络节点（如车辆、基础设施和行人）发送消息，以提供并更新自身信息[26], [42]。例如，车辆可以通过合作意识消息（CAM）广播传感器数据（如全球导航卫星系统位置）；该消息由ETSI定义，通常在欧洲使用 [50]，；也可以通过基本安全消息（BSM）进行广播，该消息由SAE International定义，通常在美国使用[51]。此外，路侧单元可视为具有非常精确位置信息但发射功率未知的可通信基础设施。我们假设C-V2X信号在传输过程中可能受到噪声干扰，同时信号数据包也可能因车辆高速移动及其他环境因素而发生波动或丢失。

B. 数据处理模块

我们提出了一个数据处理模块，如图 3(b) 所示，用于匹配来自不同车载单元的数据。矩阵$\boldsymbol{G}_i$表示所有车辆在检测周期 T 内从第 i个路侧单元采集的信号数据集，并按时间升序排列

。数据样本如下 $\boldsymbol{G}_i$={*00:16:EA:AE:3C:30, 7/10/202110:20:30, -68; ...*}，其中“*00:16:EA:AE:3C:30*”表示每辆车辆（第j辆车辆）唯一的媒体访问控制地址（MAC 地址），“*7/10/202110:20:30*”表示时间戳，而“*-68*”表示所有车辆与第 i个路侧单元之间的接收信号功率值。类似地，我们将矩阵 $\boldsymbol{G}_j$ 视为第 j辆车辆在检测周期 T内从所有路侧单元采集的信号数据集，并按时间升序排列。数据样本如下 $\boldsymbol{G}_i$={*7/10/2021 10:20:30, RSU_1,-68; ...*}，其中“RSU_1”表示第一个路侧单元的绝对坐标位置。通过使用唯一的 MAC 地址和时间戳作为标识符匹配这些数据集，我们可以获得所有路侧单元采集的样本数据，如下所示

$$\boldsymbol{G}_{i,j}=\begin{bmatrix}\mathrm{MAC}_j, 7/10/202110:20:30, \mathrm{RSU}_1, -68\\ \cdots\\ \mathrm{MAC}_j, 7/10/202110:20:30, \mathrm{RSU}_i, -66\end{bmatrix} \tag{3}$$

其中，第一行表示第一台RSU在时间 t从第 j辆车辆收集的数据，依此类推。通过上述数据处理，我们可以将所有RSU在 T检测周期内从每辆车辆收集的数据进行匹配。

C. 粗定位模块

根据上述内容，我们首先需要求解式（2）中传统机器学习估计器的非凸且高度非线性的目标函数。受新近提出的基于SDP的框架 [35]–[38],启发，本文提出了一种粗定位模块，专为动态C-V2X网络中的车辆定位而设计，如图 3（c）所示。

1) 消除残差的对数：我们可以将式（2）中的残差定义为 [46]

$$\boldsymbol{r}_{i,j}=10\gamma\log_{10}\frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|}{d_0}-(P_{i,j}-P_0) \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{r}_{i,j}$ 是实际值与测量值之间的差值。随后，式（2）可视为对残差向量$[r_{1,j},\ldots,r_{N,j}]^T$ $(\boldsymbol{r}\in\mathbb{R}^N)$ 上的惩罚函数进行最小化，即

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j=\arg\min_{\boldsymbol{\theta}_j} f(\boldsymbol{r}) \tag{5}$$

其中 $f(.)=\|\cdot\|^2$。

为了推导出一种不含残差对数项的非凸估计器，我们将式 (5) 中的 $f(.)=\|\cdot\|^2$ 替换为另一个惩罚函数 $f(.)=\|.\|_\infty=\max|[\cdot]_i|$，即切比雪夫范数，也称为 ℓ_∞ 范数 [52]。

这样，式 (2) 可以近似表示为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j=\arg\min_{\boldsymbol{\theta_j}}\max_i\left|10\gamma\log_{10}\frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|}{d_0}-(P_{i,j}-P_0)\right| \tag{6}$$

经过某些变换 [52] 后，我们可以得到一个不含对数项的等价问题。于是

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j=\arg\min_{\boldsymbol{\theta_j}}\max_i\max\left(\frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2},\frac{\beta_{i,j}^2}{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}\right) \tag{7}$$

其中

$$\beta_{i,j}^2={d_0}^2 10^{\frac{P_{i,j}-P_0}{5\gamma}} \tag{8}$$

我们在附录 A 中为感兴趣的读者详细推导并证明了公式 (7)。以下是本文针对基于C-V2X的车辆定位问题所提出的估计器，可简洁地表示为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j=\arg\min_{\boldsymbol{\theta}_j} f(\tilde{\boldsymbol{r}}) \tag{9}$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{r}}=[\tilde{r}_{1,j},\ldots,\tilde{r}_{N,j}]^T$ $\left(\tilde{\boldsymbol{r}}_{i,j}\in\mathbb{R}^N\right)$ 是所提出的残差向量，可等价地写为

$$\tilde{r}_{i,j}=\max\left(\frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2},\frac{\beta_{i,j}^2}{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}\right) \tag{10}$$

且 $f(.)$ 是任意的凸惩罚函数（例如 ℓ_p范数族 [52]）。

注释 *1*（估计量的合理性）：仔细考察公式（8）可知，它可以表示为

$$\beta_{i,j}^2=10^{\frac{m_{i,j}}{5}}\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2 \tag{11}$$

公式（8）和公式（11）表明，$\beta_{i,j}^2$ 中的噪声（测量值 $P_{i,j}$ 的函数）是乘性模型。也就是说，噪声 $m_{i,j}$ 是乘性的 $\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2$ [46]。值得注意的是，它也可以表示为加性模型 [36]。公式（10）中的残差 $\tilde{r}_{i,j}$ 也与这种乘性噪声模型一致，因为其中只包含比值 $\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2/\beta_{i,j}^2$ 及其倒数。

注释 *2*（估计量的等价性）：当公式（9）中的 $f(.)$ 为切比雪夫范数时，公式（9）即为公式（7）。如附录 A 所示，公式（7）等价于公式（6）；此外，公式（6）是渐近最优最大似然估计量公式（2）的近似。因此，所提出的估计量公式（9）是原始最大似然估计量公式（2）的近似。

注释 *3*（估计器的凸性）：与最大似然估计量公式（2）相比，经过上述处理后，公式（9）的残差中不再包含对数。不过，由于项 $\beta_{i,j}^2/\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2$ 的非凸性，该估计器仍然是非凸的。接下来，我们将说明如何基于推导出的非凸估计器公式（9）构造凸估计器。

2）凸估计器的建立：为简便起见，我们定义 $k_i=\|\boldsymbol{\phi_i}\|^2$。根据切比雪夫范数 [52]，，仔细考察估计器公式（9）中的 $\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2$ 可知，它可以改写为

$$\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2=\boldsymbol{\theta_j}^T\boldsymbol{\theta_j}-2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j}+k_i \tag{12}$$

通过引入辅助变量 $[\mu_{1,j},\ldots,\mu_{N,j}]^T$ $(\boldsymbol{\mu}\in\mathbb{R}^N)$ $\boldsymbol{X}$ $(\boldsymbol{X}\in\mathbb{S}^2)$ $\boldsymbol{\mu}=$ 和，我们可以将估计器公式（12）表示为关于 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{X}$ 的形式：[46]

$$\begin{aligned}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}_j,\hat{\boldsymbol{X}},\hat{\boldsymbol{\mu}}\right)&=\arg\min_{\theta_j,\boldsymbol{X},\boldsymbol{\mu}} f(\boldsymbol{\mu})\\ \text{s.t. }&\mathrm{tr}(\boldsymbol{X})-2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j}+k_i\le{\beta_{i,j}}^2\mu_{i,j}\\ &\mathrm{tr}(\boldsymbol{X})-2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j}+k_i\ge{\beta_{i,j}}^2{\mu_{i,j}}^{-1}\\ &\boldsymbol{X}=\boldsymbol{\theta_j}\boldsymbol{\theta_j}^T\end{aligned} \tag{13}$$

附录 B 给出了由公式（9）推导出的公式（13）的详细证明。在上述公式中，约束 $\mathrm{tr}(\boldsymbol{X})-2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j}+k_i\le{\beta_{i,j}}^2\mu_{i,j}$ 是仿射约束，而 $\mathrm{tr}(\boldsymbol{X})-2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j}+k_i\ge{\beta_{i,j}}^2{\mu_{i,j}}^{-1}$ 是凸约束，因为 $\mathrm{tr}(\boldsymbol{X})$ 关于 $\boldsymbol{X}$ 是线性的，且 $-2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j}$ 关于 $\boldsymbol{\theta}_j$ 是线性的，而 ${\mu_{i,j}}^{-1}$ 是凸的

关于 $\mu_{i,j} > 0$。然而，等式约束 $\boldsymbol{X} = \boldsymbol{\theta_j}\boldsymbol{\theta_j}^T$ 不是仿射约束。因此，公式（13）仍然不是凸的。

为构造凸估计器，我们将等式约束 $\boldsymbol{X} = \boldsymbol{\theta_j}\boldsymbol{\theta_j}^T$ 放宽为不等式约束 $\boldsymbol{X} \succeq \boldsymbol{\theta_j}\boldsymbol{\theta_j}^T$（即众所周知的半定松弛）。由此，我们可以利用舒尔补 [52]将公式（13）表示为线性矩阵不等式（LMI） [53] 。

因此，基于C-V2X的车辆定位问题可放宽为以下标准半定规划（SDP）问题，即:

$$\begin{aligned}\left(\hat{\theta}_j, \hat{\boldsymbol{X}}, \hat{\boldsymbol{\mu}}\right) &= \arg\min_{\theta_j, X, u} f(\boldsymbol{\mu}) \\ \text{s.t. } & \operatorname{tr}(\boldsymbol{X}) - 2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j} + k_i \le {\beta_{i,j}}^2\mu_{i,j} \\ & \operatorname{tr}(\boldsymbol{X}) - 2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j} + k_i \ge {\beta_{i,j}}^2{\mu_{i,j}}^{-1} \\ & \begin{bmatrix} \boldsymbol{X} & \boldsymbol{\theta_j} \\ \boldsymbol{\theta_j^T} & 1 \end{bmatrix} \succeq 0 \end{aligned} \tag{14}$$

公式（14）是凸的，可以使用已开发的数值工具箱 [54] 轻松求解。因此，我们可以保证该问题的解也是全局最优解。

同样，我们也可以将 $\operatorname{tr}(\boldsymbol{X}) - 2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j} + k_i \ge {\beta_{i,j}}^2{\mu_{i,j}}^{-1}$ 表示为线性矩阵不等式 [53]，即:

$$\begin{bmatrix} \operatorname{tr}(\boldsymbol{X}) - 2\boldsymbol{\phi_i}^T\boldsymbol{\theta_j} + k_i & \beta_{i,j} \\ \beta_{i,j} & \mu_{i,j} \end{bmatrix} \succeq 0 \tag{15}$$

将公式（14）转换为公式（15）的一项优良特性是，表达式中规避了 ${\mu_i}^{-1}{}_{,j}$，且约束变为线性。

注释 *4*（松弛等价性）：公式（13）与公式（14）之间唯一的区别是，我们将公式（13）中的等式约束放宽为公式（14）中的不等式约束。因此，如果公式（14）的解满足 $\hat{}\,\boldsymbol{X} = \boldsymbol{\theta_j}\boldsymbol{\theta_j}^T$，我们可以得出结论：$\boldsymbol{\theta_j}$ 由公式（14）给出，是公式（13）的全局最小化解，也是公式（9）的全局最小值（因为 $\hat{}$ 公式（13）与公式（9）等价）。否则，$\boldsymbol{\theta_j}$ 由公式（14）给出的解仍是公式（9）的可行解，但 $\boldsymbol{\theta_j} = \boldsymbol{\phi_i}$ 除外，因为公式（9）是定义域为 $\{\boldsymbol{\theta_j} \mid \boldsymbol{\theta_j} \neq \boldsymbol{\phi_i}\}$ 的无约束问题（这意味着车辆驶出了道路，因为路侧单元部署在道路边缘）。此外，公式（14）给出的 $f(\hat{}\,\boldsymbol{\mu})$ 为公式（9）的最优值提供了一个下界，因为我们求解的是定义在更大集合上的松弛问题。

D. 环境参数校正模块

1) 协作式路侧单元：在粗定位模块中，假设路侧单元已知所有信道参数可能并不切实际，因为这需要额外的硬件。一种常见做法是设置一个参考点（此处为 1 m），以近似发射功率 P_0。然而，$\beta_{i,j}$ 仍存在不确定性，因为 γ 的存在与周围环境有关。为解决这一问题，我们提出一种名为协作式路侧单元的新概念：在动态C-V2X网络中，路侧单元之间可以相互通信，且其位置坐标已知。如图 3 (c) 所示，RSU_1、RSU_2、RSU_3和 RSU_4 可以相互通信，并且与车辆处于同一通信空间环境中。利用协作式路侧单元之间共享消息的能力，并捕捉交通场景的异质性，该模块可以校正 γ，方法是使用由一个或多个路侧单元测量并报告给其他单元的接收信号功率，以及其位置信息。

2) 环境参数校正：假设第 i 个路侧单元可以与一组周围的路侧单元进行通信，为便于区分，将其称为“锚节点”。我们使用 $\boldsymbol{\phi_l} \triangleq [b_{l,1}, b_{l,1}]^T \left(\boldsymbol{\phi_l} \in \mathbb{R}^2\ l = 1\ \ldots\ L\right)$,,,定义它们的坐标，这与 II-A节中的定义类似。需要注意的是，表示锚节点数量的 L 与 N 相互独立。因此，L 可能大于（$L > N$）、小于（$L < N$）或等于（$L = N$）N。如果信道参数（如 P_0 和 γ ）已预先知晓，则可以获得第 i 个路侧单元与每个锚节点之间距离的无偏最大似然估计，如下所示： [45]

$$\hat{d}_{i,l} = d_0 10^{\frac{P_{i,l}-P_0}{10\gamma_{i,l}}} e^{-\frac{10\gamma_{i,l}}{\sigma_{i,l}\ln 10}} \tag{16}$$

其中，$d_{i,l}$ 表示第 l 个锚节点与第 i 个路侧单元之间的欧几里得距离，可通过下式计算:

$$d_{i,l} = \sqrt{(b_{l,1} - b_{i,1})^2 + (b_{l,2} - b_{i,2})^2} \tag{17}$$

基于接收信号强度测量的任何无偏距离估计器的方差，其克拉美-罗下界可表示为 [45]

$$\mathbb{E}\left(\hat{d}_{i,l} - \mathbb{E}\left(\hat{d}_{i,l}\right)\right)^2 \ge \left(\frac{\sigma_{i,l}\left\|\boldsymbol{\phi_l} - \boldsymbol{\phi_i}\right\|\ln 10}{10\gamma_{i,l}}\right)^2 \tag{18}$$

如前所述，要了解所有信道参数可能很有挑战性。另一种方法是假设$\sigma_{i,l} = \sigma_{dBm}$ 对于 l=1,...,L，且如果 $m_{i,l}$ 与 $\gamma_{i,l}$ 之间的相互作用很小，则偏置估计可重写为

$$\hat{d_{i,l}} = d_0 10^{\frac{P_{i,l}-P_0}{10\gamma_{i,l}}} \tag{19}$$

然后，我们可以使用 L 个锚节点得到 $\hat{}\gamma_{i,l}$

$$\hat{\gamma_{i,l}} = \frac{P_{i,l} - P_0}{10\log_{10}\hat{d_{i,l}}} (i = 1, \ldots, N; l = 1, \ldots, L) \tag{20}$$

为尽量减小信号波动的影响，我们计算特定路侧单元（第 i 个）对应的 L 个锚节点的 $\hat{}\gamma_{i,l}$ 的平均值，并将其作为最终估计值

$$\hat{\gamma}_i = \frac{1}{L}\sum_{l=1}^{L}\hat{\gamma_{i,l}} \tag{21}$$

注释*5*（合理性与局限性）：式（1）中的噪声 $m_{i,j}$ 无法测量，也不能忽略。由于以下两个原因，我们假设式（19）中的 $m_{i,l}$ 与 $\gamma_{i,l}$ 之间的相互作用足够小：(1) 用于校正的锚节点接收信号功率是瞬时的，因此路侧单元与锚节点之间的随机噪声较小；(2) $\sigma_{i,l} = \sigma_{dBm}$ 表明每个路侧单元的发射功率相同，因此它们之间的噪声分布一致。此外，式（21）进一步消除了任何随机误差。严格来说，我们通过式（21）得到的只是式（16）的近似解。尽管如此，这种动态校正环境参数的方法比使用固定经验值更合理。

E. 车辆轨迹滤波模块

基于 [49]，的工作，我们设计了一个车辆轨迹滤波模块，该模块纳入先验交通信息，具体而言是车辆运动特征，以提高车道级定位精度，如图3(e)所示。

1）车辆运动模型：Jo 等人根据常规道路驾驶中的纵向和横向运动特征，将车辆运动模型分为四类 [49]。本研究选用恒定速度变道（CVLC）模型作为车辆运动模型。CVLC 模型假设车辆运动过程中没有加速度或制动。CVLC 模型的车辆状态空间可定义为 [49]

$$\vec{\theta} = \begin{bmatrix} x & v_x & y & v_y \end{bmatrix}^T \tag{22}$$

其中， x 表示横向位置， y 表示纵向位置， v_x 和 v_y 分别表示车辆在行驶方向上的横向速度和纵向速度。此外， θ 表示车辆的理想状态。

状态转移方程假设如下：

$$\vec{\theta}(t+\Delta t) = \Delta f(t) + \vec{\theta}(t) \tag{23}$$

其中， Δt 表示检测频率，状态转移方程中的 Δf（t）由式（24）定义

$$\Delta f(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{24}$$

2）考虑不确定性的滤波：车辆轨迹预测应考虑测量噪声和处理噪声所引起的不确定性。在本研究中，车辆轨迹滤波问题被视为非线性问题，可描述为

$$\vec{\theta}(t+\Delta t) = f(\vec{\theta}(t), t) + Q(t) \tag{25}$$

$$\vec{z}(t) = h(\vec{\theta}(t), t) + R(t) \tag{26}$$

其中， f 为运动函数， Q 为系统噪声（定义为高斯噪声），$\vec{z}$ 为观测参数， h 为观测函数， R 为观测噪声。

已有多种方法用于处理不确定性，包括卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波。Jondhale 等人 [41] 证明，在无线传感网络中，无迹卡尔曼滤波的跟踪性能优于卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波。在此，我们采用无迹卡尔曼滤波来处理车辆轨迹滤波中的不确定性。根据式（14）得到的车辆估计位置与经过无迹卡尔曼滤波后的车辆位置之间的关系可表示为

$$[\hat{x}, \hat{y}]^T = g_{ukf}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \tag{27}$$

其中， g_{ukf} 表示无迹卡尔曼滤波函数。无迹卡尔曼滤波的输出记为 $[\hat{}x, \hat{}y]^T$，并将其视为车辆最终位置坐标。

IV. 仿真实验

A. 仿真设置

我们使用 MATLAB R2019a 进行了数值仿真，将我们的 CV2X-LOCA 方法（标记为“我们的方法”）与其他最新的定位方法进行了比较（见表I）。我们还比较了 ML-True 的性能，该方法为静态传感器网络中的基于信号的定位问题提供最优解。值得注意的是，该方法使用车辆的实际位置作为迭代初始点。仿真在一段双向四车道道路上进行，该路段长 2000m，标准车道宽度为 3.5m（如《公路几何设计指南》 [21], [55]所推荐）。为确保测量值具有更好的角度多样性并降低横向精度衰减 [19]，我们在道路两侧部署了参数相同的路侧单元（dr_1、 dr_2和dr_3）。我们假设所有路侧单元的安装高度和朝向均相同，并使用具有类圆锥形无线电波束形状的定向天线。车载单元安装在离地面 1 m 的高度，但低于路侧单元的部署高度[56]。为简单起见，我们假设高速公路和城市场景中的车辆速度均恒定。尽管路侧单元可以处理双向数据，但为方便起见，我们仅展示一个方向的实验结果。除非另有说明，表II列出了仿真所用的设置。

表II 仿真实验中的参数设置。

符号	参数	值
d_0	参考距离	1m
v_x	车辆速度	25千米/小时
N	可听见的路侧单元数量	3
σ^2_{dB}	阴影标准差	2dBm
Δt	检测频率	0.1s
dr_1	部署间距	60m
dr_2	距离	1m
dr_3	道路宽度	14m
L	锚节点数量	4

注意：每种方法的最优参数可在演示代码中找到。

定位误差可能源于运动向量测量不准确以及信号噪声。为确保方法性能比较具有一致的标准，我们选取平均定位误差（ALE）、均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和平均绝对百分比误差（MAPE）作为评估指标。与 Li 等人 [21] 和 Qin 等人 [13], 仅考虑垂直于道路的纵向误差不同，我们将同时包含纵向误差和横向误差的二维坐标误差纳入考量，这更贴近真实交通场景。我们针对每种场景进行了100次仿真运行，并调整各方法的参数以获得最佳性能，包括噪声协方差矩阵Q、测量噪声协方差矩阵 R以及 UKF 中使用的协方差矩阵 Z_0 。

$$R = \begin{bmatrix} 2.2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$
$$Z_0 = \begin{bmatrix} 0.25 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 \end{bmatrix}, Q = I_{4\times 4} \tag{28}$$

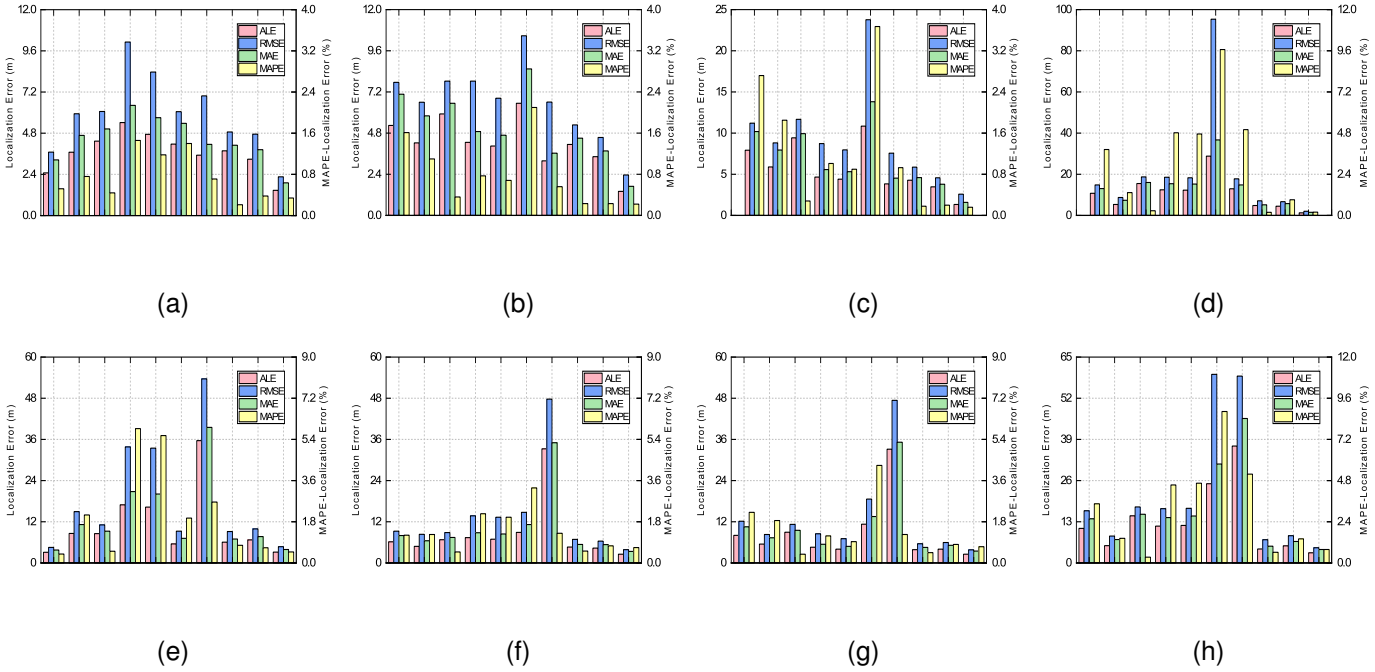


图4. 不同方法在四种道路环境下的定位性能。(a) ∼(d)分别表示高架道路下方的道路、城市森林中的道路、摩天大楼旁的道路和隧道（车辆速度为25千米/小时）。(e) ∼ (h)分别表示高架道路下方的道路、城市森林中的道路、摩天大楼旁的道路和隧道（车辆速度为100千米/小时）。

表III 主要定位性能比较。

模型	累积局部效应 均方根误差 平均绝对误差 平均绝对百分比误差				累积局部效应 均方根误差 平均绝对误差 平均绝对百分比误差				ALE	RMSE	MAE	MAPE	ALE	RMSE	MAE	MAPE
	道路环境（i）				道路环境 (ii)				道路环境 (iii)				道路环境 (iv)			
25千米/小时																
ML-True	2.48	3.7	3.25	0.52	5.25	7.76	7.07	1.61	7.93	11.21	10.19	2.72	10.78	14.83	13.04	3.84
LS-TS [31]	3.69	5.93	4.67	0.76	4.23	6.6	5.8	1.1	5.89	8.81	7.94	1.85	5.35	8.75	7.34	1.33
WCL [33]	4.33	6.07	5.05	0.44	5.92	7.83	6.54	0.36	9.42	11.68	9.93	0.28	15.54	18.77	16.04	0.27
LLS [24]	5.42	10.11	6.42	1.46	4.26	7.83	4.89	0.77	4.65	8.74	5.57	1.01	12.47	18.58	15.39	4.82
WLLS [32]	4.73	8.37	5.71	1.18	4.04	6.84	4.68	0.68	4.4	7.98	5.31	0.9	12.31	18.33	15.24	4.75
WCL-TS [34]	4.16	6.06	5.38	1.4	6.54	10.47	8.54	2.1	10.84	23.77	13.82	3.67	28.81	95.31	36.66	9.67
LS-EKF [39]	3.52	6.97	4.15	0.71	3.18	6.61	3.63	0.56	3.84	7.57	4.54	0.93	12.99	17.82	14.81	5
SDP-LSRE [36]	3.77	4.87	4.1	0.21	4.14	5.28	4.5	0.23	4.28	5.88	4.59	0.18	4.84	7.12	5.16	0.18
GRNN-UKF [41]	2.36	3.5	3.08	0.53	2.66	4.23	3.44	0.83	95.84	115.85	104.25	38.05	2756.53	3584.55	3001.42	1092.89
CF-LS-UKF [40]	2.26	3.33	2.91	0.46	6.23	7.96	7.34	2.44	167.72	175.94	170.61	67.13	4255.55	4683.48	4344.25	1691.75
SDP-ML-KF [37]	3.28	4.74	3.84	0.38	3.43	4.55	3.76	0.23	3.49	4.57	3.79	0.2	4.47	6.68	5.78	0.92
CV2X-LOCA	**1.47**	**2.26**	**1.91**	**0.34**	**1.4**	**2.36**	**1.69**	**0.22**	**1.33**	**2.58**	**1.59**	**0.16**	**1.28**	**2.06**	**1.54**	**0.19**
100千米/小时																
ML-True	3.12	4.55	3.78	0.39	6.13	9.25	7.96	1.21	8.05	12.16	10.52	2.21	10.88	16.46	13.93	3.45
LS-TS [31]	8.58	14.95	11.17	2.1	4.82	8.34	6.46	1.24	5.47	8.31	7.31	1.85	5.44	8.48	7.41	1.43
WCL [33]	8.53	11.11	9.27	0.51	6.74	8.87	7.4	0.48	8.97	11.24	9.5	0.38	14.89	17.69	15.38	0.34
LLS [24]	16.94	33.81	20.8	5.87	7.38	13.74	8.8	2.15	4.58	8.49	5.42	1.18	11.63	17.13	14.34	4.55
WLLS [32]	16.29	33.44	20.09	5.57	6.9	13.31	8.44	2	4.03	7.07	4.81	0.93	11.85	17.25	14.8	4.65
WCL-TS [34]	5.55	9.23	7.16	1.96	8.91	14.74	11.21	3.28	11.3	18.6	13.55	4.26	25.02	59.53	31.23	8.83
LS-EKF [39]	35.65	53.66	39.51	2.66	33.27	47.77	35.06	1.3	33.17	47.4	35.19	1.24	36.91	58.98	45.62	5.18
SDP-LSRE [36]	6.05	9.16	6.99	0.77	4.64	6.87	5.39	0.52	3.84	5.59	4.51	0.45	4.43	7.32	5.29	0.62
GRNN-UKF [41]	13.57	19.24	15.86	4.82	5.56	7.88	7.12	2	88.71	126.13	105.87	32.86	2015.86	3293.06	2397.23	766.26
CF-LS-UKF [40]	13.46	19.07	15.59	4.73	10.27	14.9	13.01	3.97	270.2	324.72	289.12	108.38	5124.46	6462.46	5466.99	2070.19
SDP-ML-KF [37]	6.72	9.91	7.66	0.66	4.33	6.34	5.34	0.75	4	5.95	5.15	0.81	5.41	8.58	6.78	1.4
CV2X-LOCA	**3.17**	**4.73**	**3.93**	**0.48**	**2.54**	**3.85**	**3.37**	**0.67**	**2.56**	**3.81**	**3.46**	**0.71**	**3.18**	**4.8**	**4.23**	**0.78**

B. 性能比较

为考察道路环境对定位性能的影响，我们分析了四种不同类型的道路环境：（i）高架道路下方（半开放环境）；（ii）城市森林中；（iii）摩天大楼旁；以及（iv）隧道内。车辆速度设为25千米/小时和100千米/小时。结果详见图4和表III。

我们观察到了一些有趣的现象：

（1）我们可以发现，在较高速度条件下，所有方法的定位误差都会增大。这可能是因为由于运动向量测量误差是在固定时间间隔内测得的，因此随着车速提高、行驶距离增加，这些误差会变得更加敏感。尽管如此，在四种道路环境中，无论车速较低还是较高，CV2X-LOCA的表现均优于其他基准方法，累积局部效应（ALE）均小于3.5米。这些结果证明了我们的方法在复杂城市环境中的鲁棒性，以及其在不同交通道路环境中实现车道级定位精度的能力。

（2）与基于最小二乘的方法（例如 LS-TS、LLS 和

LS-EKF）、基于SDP的技术（如SDP-LSRE、SDP- ML-KF和CV2X-LOCA）在四种道路环境中更有效地降低了定位误差。这一发现与Wang 等人 [36]和Zhang 等人。 [37]的实验结果一致。此外，与LLS方法相比，WLLS方法的定位误差更低，这证实了Ma 等人。 [32]的研究发现。我们还观察到，基于TS的方法需要更好的迭代初始点才能获得最佳性能。例如，尽管WCL-TS在道路环境（i）中表现良好，但在道路环境（ii） ～ （iv）中却表现不佳，因为其初始迭代点存在较大误差。

(3) ML-True 在道路环境 (i) 中展现出最高的定位性能，这得益于其半开放的特性：障碍物只会影响道路正上方的信号。此外，采用车辆运动特征的方法，如 LS-EKF、SDP-ML-KF 和我们的方法，其定位精度高于未采用这些特征的方法。这表明，整合车辆运动特征能够有效提升定位精度。然而，从表III可以看出，在静态传感器网络中表现出色的 GRNN-UKF 和 CF-LS-UKF，在道路环境 (iii) 和 (iv) 中却完全失效。这可能是由于修改后的信号距离模型过拟合以及信号丢包所致。为简洁起见，我们在图4中省略了这两种方法，后续章节也不再对其进行比较。

以仿真道路环境 (i) 为例，评估 CV2X-LOCA 的鲁棒性和敏感性。

C. 鲁棒性评估

1）车辆速度的影响：我们测试了六种不同的车辆速度值，范围从 3.6 千米/小时到 125 千米/小时，以代表不同的驾驶条件，例如拥堵、正常城市和乡村驾驶以及高速公路驾驶。在图5中，我们比较了不同方法在不同车辆速度下累积局部效应的变化。如 Liu 等 [18], 先前研究所预期的那样，随着车辆速度的增加，所有方法的定位误差均逐渐增大，但增长速率各不相同。基于最小二乘的方法（LS-TS 和 LS-EKF）的误差几乎呈指数增长，表明其对高速条件的适应能力较差。另一方面，由于半定规划框架在有效克服速度变化所引起的噪声和信号丢包方面具有优势，SDP-LSRE、SDP-ML-KF 和 CV2X-LOCA 的误差更小，且误差增长速率更慢。

在这些方法中，CV2X-LOCA 在车辆速度增加时表现出良好的鲁棒性，其定位误差和增长速率均为最小。值得注意的是，ML-True 以真实车辆位置作为初始迭代点时，也能保持良好的鲁棒性。

*2) RSU*的几何布局的影响：车辆与路侧单元之间的几何排列（即几何精度衰减问题）会显著影响定位精度 [46]。这一点至关重要，因为在真实交通场景中，信号丢包或路侧单元故障十分常见。我们固定了路侧单元的位置（N=3），并选取了相对于它们的三种典型车辆位置：位置 (i) 靠近路侧单元构成的三角形的质心；位置 (ii) 靠近一个路侧单元、但

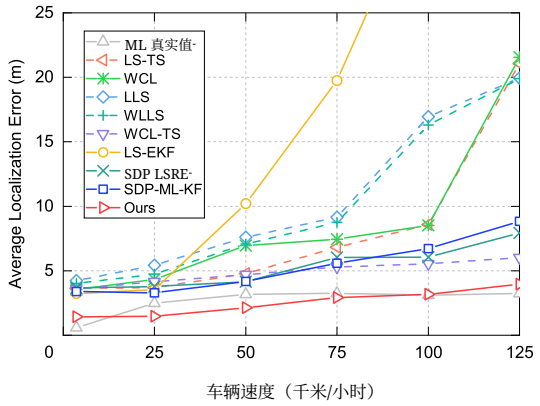


图5 。不同速度（3.6千米/小时 ～125千米/小时）

远离另外两个路侧单元；位置 (iii) 则位于路侧单元构成的凸包之外。图 6 展示了不同方法在这些位置下的性能。当车辆位于位置 (i) 时，各方法的性能差异很小，这可能是因为车辆靠近三角形质心行驶时，信号波动和丢包较少。然而，当车辆位于位置 (ii) 时，基于最小二乘的方法的定位性能会下降 [36]。相比之下，WCL 和 WCL-LS 使用加权位置信息，因此在这两个位置都能保持稳定。在位置 (iii) 时，所有方法的平均定位误差都更加明显，其中 CV2X-LOCA 的定位误差低于其他方法。总体而言，我们提出的 CV2X-LOCA框架优于其他基于SDP的方法，并且在各种车辆与路侧单元布局下都表现出良好的鲁棒性。

3）车辆换道的影响：在现实交通场景中，车辆变道十分常见，因此定位框架在此类操作期间保持最佳性能至关重要。本研究假设在一段长2000米的道路路段上有三种车辆轨迹：（i）车辆始终行驶在右车道，不进行变道；（ii）车辆在400米至580米之间从右车道变至左车道；（iii）车辆在400米至580米之间从左车道变至右车道。本研究结果见图7，结果显示，除 ML-True 外，所有定位方法在车辆变道时的定位误差均略有增加。然而，对于轨迹（i）至（iii），CV2X-LOCA 的表现优于其他方法，其定位误差分别仅为1.47米、2.19米和2.01米。这些发现表明，我们提出的方法更能适应复杂驾驶行为，并具有良好的应用前景。

D. 敏感性评估

1）阴影标准差的影响：在动态C-V2X网络中，路侧单元与车载单元之间的通信信号值会因车辆遮挡及其他因素而波动 [48]。自然交通场景中的遮挡标准差范围为 2 至 6 [22]。图 8 (a) 展示了不同噪声水平对定位性能的影响。正如预期，随着遮挡标准差增大，所有定位方法的

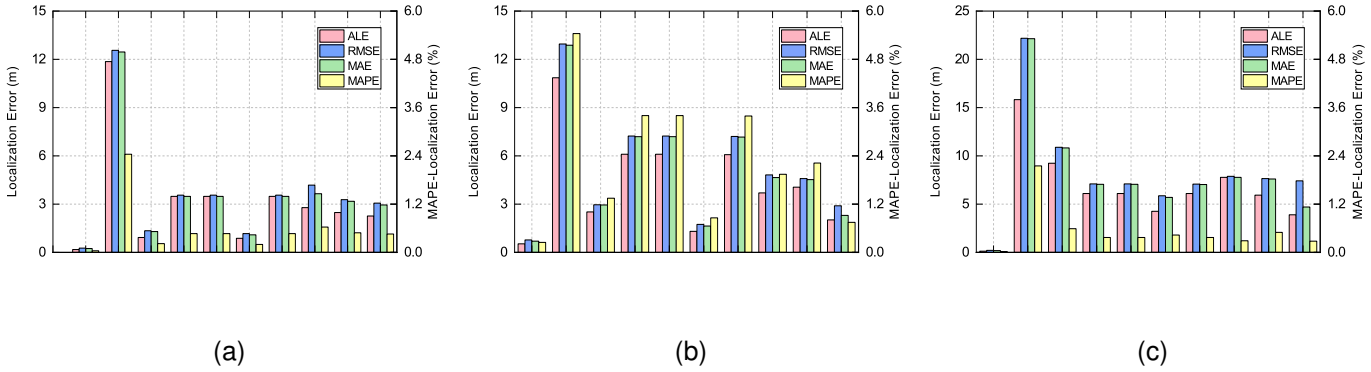


图6. 不同方法在三种不同几何布局下的定位性能。(a) 车辆靠近路侧单元形成的三角形质心。(b) 车辆靠近一个路侧单元，同时远离另外两个。(c) 车辆位于路侧单元形成的凸包之外。

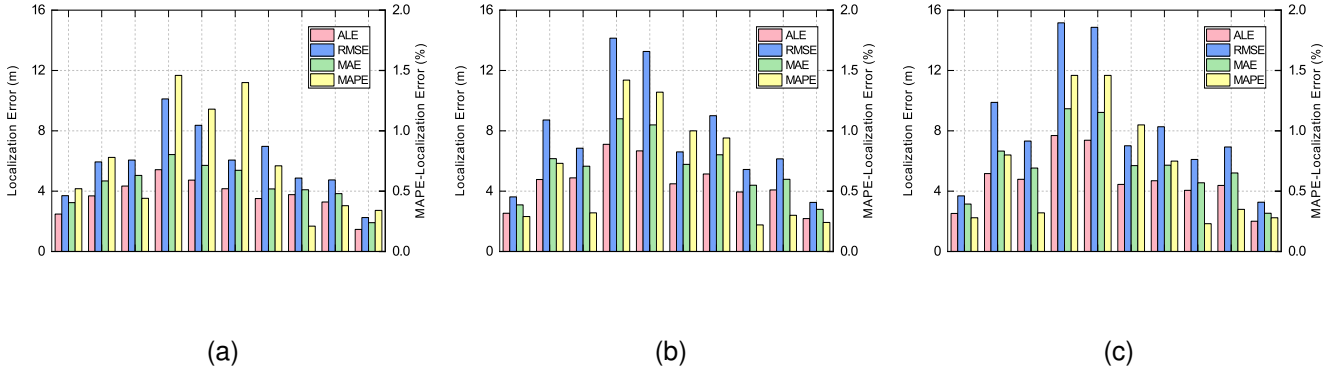


图7. 三种类型的轨迹及不同定位方法对应的定位误差。(a) 车辆行驶时不变道。(b) 车辆从右车道变至左车道。(c) 车辆从左车道变至右车道。

累积局部效应都会增大。然而，与基于LLS和其他基于半定规划的方法相比，我们的方法性能下降得更慢。值得注意的是，当遮挡标准差小于 4dBm 时，我们的方法表现与ML-True相近。

2) 通信范围的影响：在之前的实验中，我们假设网络是全连接的。然而在现实中，车辆只能接入车载单元通信范围内的路侧单元。图8(b)展示了不同通信范围对累积局部效应的影响。当通信范围从60米增加到120米时，由于能够接入更多路侧单元以获取定位信息，CV2X-LOCA的累积局部效应略有下降。但超过120米后，随着蜂窝车联网逐渐趋于全连接，性能会下降。有趣的是，当通信范围超过120米时，所有方法的定位误差都会增加。这一反直觉现象的原因是，虽然扩大通信范围可以与更多路侧单元共享信息，但也会显著增加从远处路侧单元收集不准确噪声数据的情况。总体而言，除ML-True方法外，CV2X-LOCA的性能均优于其他受评方法。

3）部署间距的影响：使用基于CV2X的定位方法的缺点是需要与多个路侧单元持续通信。因此，定位精度与实现复杂度之间的权衡成为一个关键因素。在实验中，我们将路侧单元的间距设定为30 m至210 m，并在图8（c）中观察了不同方法的定位精度。随着路侧单元部署间距增大，所有方法的定位精度均出现不同程度的下降。值得注意的是，当间距达到150 m时，由于定位特征信息减少，导致框架欠拟合，定位精度骤降。相反，部署更多路侧单元可以提高定位精度，但也会增加计算复杂度和部署成本。综合考虑这些权衡，一种可行的方案是将路侧单元部署间距设为120–150 m。

V. 实地实验

A. 实地设置

1）实验场景：本节详细介绍实验及其地理位置。第一个真实道路环境（i）位于中国广州华南理工大学的湖滨路，这是一段开放道路。如图9所示，道路左侧有一栋高楼（20层的笃行楼），右侧有一棵10米高的树。此外，该地点周围还有车辆、行人、自行车、卡车和金属杆等其他障碍物，导致GNSS信号频繁中断。第二个真实

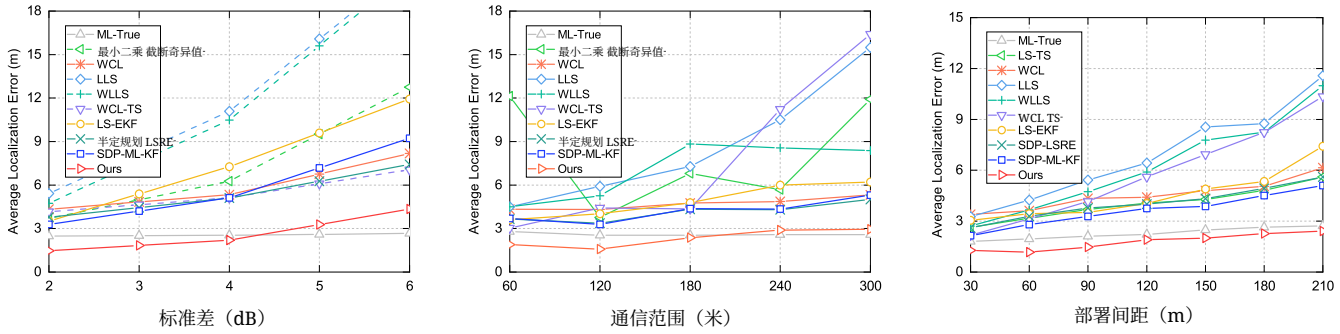


图8. 不同定位方法的定位性能敏感性对比。(a) 不同噪声标准差下平均定位误差的变化（介于 2 ∼ 6 dBm之间）。(b) 不同通信范围下平均定位误差的变化（介于 60 ∼ 300m之间）。(c) 不同部署间距下平均定位误差的变化（介于 30 ∼ 210m之间）。

道路环境（ii）位于五山路隧道内。该隧道是一段位于中国广州天河区的封闭式双向城市道路。隧道的每条车道宽约4.25米，是用于测试的典型拒绝GNSS环境。2021年1月7日和2021年5月16日，我们分别在这两个地点进行了实地测试，期间将检测间隔设置为与 Li 等人的研究 [21] 保持一致，即每0.1秒检测一次。沿途每条路线安装的第一个路侧单元发送信标消息后，车辆继续行驶，直到收到第三个路侧单元发送的消息，随后车载单元客户端准确计算出车辆的坐标。

2) 实验设备：如图9所示，我们的原型系统包括一台用作数据采集服务器的笔记本电脑、一个车载单元和四个路侧单元。车载单元和电脑安装在实验车辆的挡风玻璃附近，用于采集和处理蜂窝车联网信号数据。我们使用开源 MySQL 数据库提取车载单元接收的标准消息。路侧单元部署在道路路侧的临时测试杆或交通信号灯杆顶部。车载单元、路侧单元与笔记本电脑之间通过局域网或线缆建立通信。根据 Kiela 等 [57], 高通骁龙602和高通骁龙820可用作配备长期演进（LTE）、4G、5G和 Wi-Fi 通信模块的蜂窝车联网设备。在本实验中，我们采用高通骁龙820作为车载单元设备，并使用中国成都大天空公司生产的收发器芯片组作为路侧单元，因为其性能出色，且支持宽电压范围的直流电源。尽管所有路侧单元均需进行安装校正，短期实验中我们使用便携式电源；由于所有路侧单元版本相同，无需调整发射功率，因此高度、朝向和天线方向的协调并不复杂。

3）真实值：在隧道中，即使是高精度全球导航卫星系统，也可能出现显著的定位误差。此外，行驶过程中手动测量车辆的位置并不现实。因此，获取准确的真实值以比较不同定位方法颇具挑战。为解决这一问题，我们采用了与 Liu 类似的方法

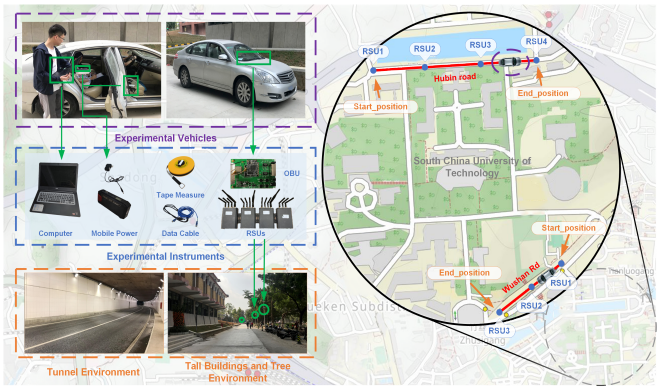


图 9. 实地实验所用设备及地理位置。

等人 [18]。我们拍摄了路侧单元附近的周边环境（包括建筑物和地标），并将其与谷歌街景进行交叉比对，以准确获取这些地点在谷歌地图上的坐标。测试期间，我们尽可能以匀速驾驶车辆，以尽量减少误差。我们使用激光测距仪获取真实值：比较激光测距仪和卷尺在1米至100米距离范围内测得的路灯杆深度读数。最终误差在0.15米以内，精度可接受。

B. 性能比较

本节考察了在不同速度（25千米/小时和60千米/小时）下，各类真实道路环境中的定位性能。在真实道路环境（i）中，测试车辆从车道1驶入车道2；而在真实道路环境（ii）中，车辆以默认速度在车道1或车道2行驶。仿真结果表明，基于SDP的框架（如SDP-LSRE、SDP-ML-KF和CV2X-LOCA）具有更高的定位精度和鲁棒性。为便于读者分析这些方法在实地实验中的定位性能，我们针对两种道路环境，分别以25千米/小时和60千米/小时（城市道路限速）进行了多次重复测试。各方法的实地测试结果见图10（a） ∼ （f），

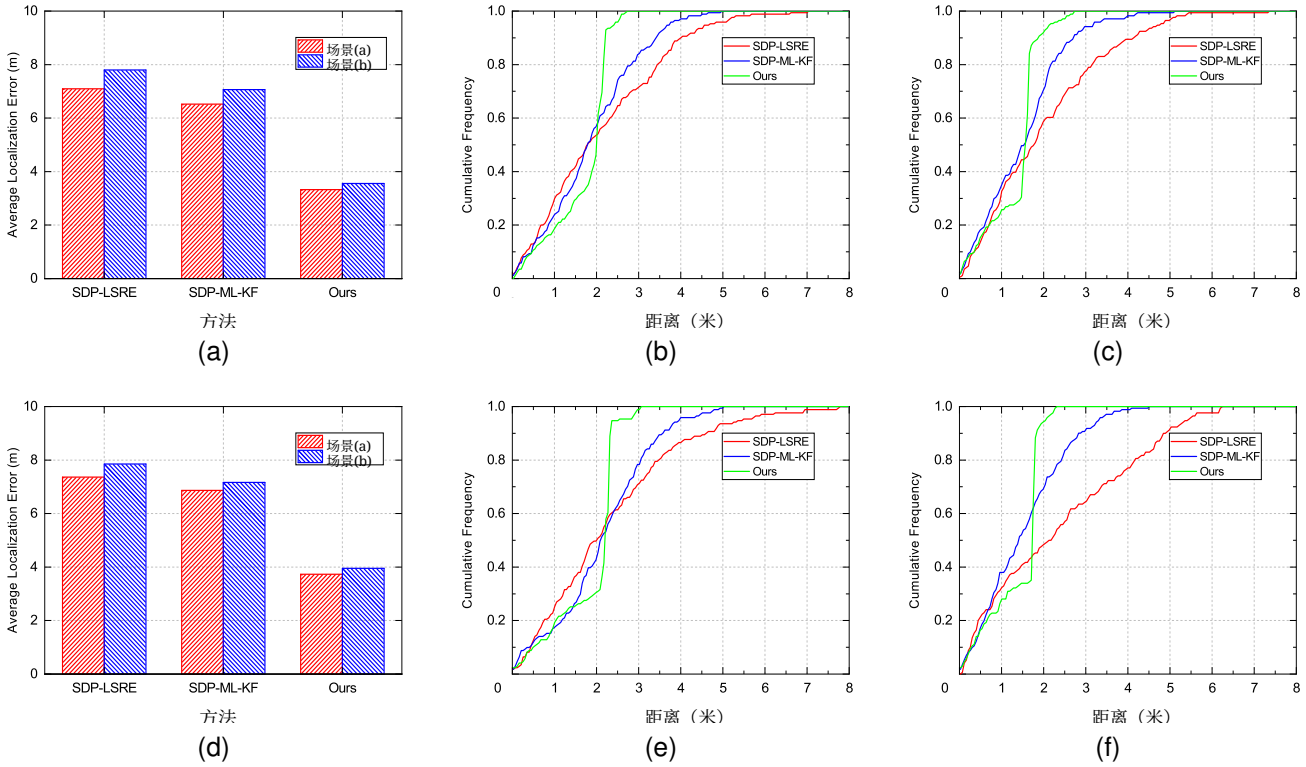


图10. 真实道路环境(i)和(ii)下不同方法的定位性能。(a) 两种真实道路环境下平均定位误差的变化（车辆速度=25千米/小时）。(b) ～ (c) 真实道路环境(i)和(ii)下纵向坐标的累积分布函数，分别对应（车辆速度=25千米/小时）。(d) 两种真实道路环境下平均定位误差的变化（车辆速度=60千米/小时）。(e) ～ (f) 真实道路环境(i)和(ii)下纵向坐标的累积分布函数，分别对应（车辆速度=60千米/小时）。

图10（a）和（d）显示了累积局部效应值。值得注意的是，累积局部效应分别计算纵向和横向误差。我们还分析了与研究人员和交通工程师尤为相关的纵向误差，并使用累积分布函数进行展示，见图10（b）、（c）、（e）和（f）。

在第一次以 25 千米/小时进行的实地测试中，CV2X-LOCA 在真实道路环境 (i) 和 (ii) 中均展现出卓越的定位性能，累积局部效应分别为 3.33m 和 3.56m；此外，在这两种环境中的 90 百分位误差仅为 2.3m 和 2.1m。相比之下，SDP-LSRE 的 90 百分位误差分别为 4.5m 和 5.1m，而 SDP-ML-KF 的 90 百分位误差分别为 3.4m 和 2.8m。在第二次以 60 千米/小时进行的实地测试中，CV2X-LOCA 再次优于其他方法，在真实道路环境 (i) 和 (ii) 中的累积局部效应分别为 3.73m 和 3.96m。此外，CV2X-LOCA 在真实道路环境 (i) 和 (ii) 中的 90 百分位误差分别为 2.34m 和 1.84m，显著低于 SDP-LSRE（4.63m 和 4.93m）和 SDP-ML-KF（2.73m 和 2.84m）。总之，无论速度为 25 千米/小时还是 60 千米/小时，CV2X-LOCA 在真实道路环境 (i) 和 (ii) 中始终保持最佳定位性能。

与仿真结果相比，所有方法在具有挑战性的真实道路环境中都表现出更明显的定位误差。这反映了实际实施的影响，例如天线方向图的变化和不准确的信号测量值。然而，CV2X-LOCA能够针对不同的真实道路环境和不同速度等级（均为 <4米）提供更低的二维坐标误差，而CV2X-LOCA的纵向坐标误差均小于2.5米（如图10中的绿色线所示）。正如Li 等 [21],所定义的，这种精度水平可视为车道级定位精度。这些实地测试结果验证了CV2X-LOCA框架在实际应用中的有效性。

VI. 计算复杂度

采用高斯-牛顿法，ML-True 的复杂度为 $O(KN)^2$，，其中 K 为迭代次数。WLS 方法的计算复杂度为 $O\left(2m^2n+mn^2+mn+n^3+n^2\right)$。假设联网车辆拥有三个以上相邻路侧单元，则 LLS 方法在 K-1 次迭代中的复杂度为 $O\left(4(N)^2+6N+12\right)$。求解半定规划的最坏情况复杂度为

$$O\left(K\left(C^2\sum_{c=1}^{N_{sd}}\left(n_c^{sd}\right)^2+C\sum_{c=1}^{N_{sd}}\left(n_c^{sd}\right)^2+C^3\right)\log\frac{1}{\varepsilon}\right) \quad (29)$$

其中，C 为等式约束的数量，N_{sd} 为半正定约束的数量，n_c^{sd}为第 c 个半正定锥的维数，ε 为半正定规划求解精度。

SDP-LSRE、SDP-ML-KF 和 CV2X-LOCA 之间的区别在于，C分别为 $2N+3$、$(N)^2+5.5N+6$ 和 $(N)^2+5.5N+6$。此外，EKF 的计算复杂度为 $O\left(D^{2.4}+(D')^2\right)$。在这种情况下，

D=2 和 D'=4。UKF 和 EKF 的计算复杂度处于同一数量级，且 UKF 仅多一个常数项。进行 100 次实验重复后，SDP-LSRE、SDP-ML-KF 和 CV2X-LOCA 的平均计算时间分别为 8.26、9.42 和 11.28ms。与其他方法相比，所提出框架的复杂度较为合理。考虑到 CV2X-LOCA 的定位精度相比其他方法有显著提升，这种适度的复杂度增加或许可以接受。

VII. 结论

本研究提出了首个基于C-V2X信道状态信息的路侧单元辅助协同定位框架CV2X-LOCA，使自动驾驶车辆能够在GNSS拒止环境中实现车道级定位精度。仿真和现场测试均表明，CV2X-LOCA在不同道路环境、路侧单元部署设置和通信环境下均能实现先进的定位性能，并保持出色的鲁棒性。因此，当无法获取GNSS信号时，该框架可作为自动驾驶车辆实现车道级全球定位精度的替代方法。

所提出的框架无需车辆配备车载感知传感器，有助于降低自动驾驶车辆的运营成本和设计成本。此外，关于最佳连接范围的研究结果可为交通管理机构提供有价值的参考，包括确定车辆与基础设施通信时路侧单元之间的间距，以减少网络拓扑的波动，并找出具有成本效益的路侧单元部署方案，从而提升自动驾驶车辆的运行效率。

值得考虑物体（例如道路上的卡车）遮挡视距（ LOS）对通信信号造成的影响。更重要的是，所提出的框架可以无缝集成现有的 GNSS/INS 系统、车载感知传感器和地图信息，以提高定位精度。因此，未来的工作将着重于扩展 CV2X-LOCA 框架，使其集成地图信息或车载感知传感器，进一步提高定位精度。

附录 A 方程（7）的证明

由于 $\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\| > 0$，且对目标函数进行正比例缩放不会影响最小化解，因此，式（6）可等价地写为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j = \arg\min_{\boldsymbol{\theta_j}} \max_i \left| \log_{10} \frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2} \right| \tag{30}$$

我们还注意到

$$\begin{aligned} &\left| \log_{10} \frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2} \right| \\ &= \max\left(\log_{10} \frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2}, \log_{10} \frac{\beta_{i,j}^2}{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2} \right) \\ &= \log_{10}\left(\max\left(\frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2}, \frac{\beta_{i,j}^2}{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2} \right) \right) \end{aligned} \tag{31}$$

因此，公式（30）可改写为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_j = \arg\min_{\boldsymbol{\theta_j}} \max_i \log_{10}\left(\max\left(\frac{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2}{\beta_{i,j}^2}, \frac{\beta_{i,j}^2}{\|\boldsymbol{\theta_j}-\boldsymbol{\phi_i}\|^2} \right) \right) \tag{32}$$

众所周知，$\log_{10}(x)$ 在其定义域 $(0,+\infty)$ 内是严格单调递增函数（$\log_{10}(x)$ 与 x 之间存在一一映射）。换言之，当 $\log_{10}(x)$ 取最大值时，x 也取最大值。因此，式（32）可等价地写为式（7）。

附录 B 方程（13）的证明

引入辅助变量 $[\mu_{1,j},\ldots,\mu_{N,j}]^1$ $(\boldsymbol{\mu}\in\mathbb{R}^N)$ 9 $\boldsymbol{\mu}$ = [52]

后，式（ ）可改写为

$$\begin{aligned} &\left(\hat{\theta}_j, \hat{\boldsymbol{u}}\right) = \arg\min_{\theta_j,u} f(\boldsymbol{\mu}) \\ &\text{s.t. } \frac{\|\theta_j-\phi_i\|^2}{\beta_{i,j}^2} \le \mu_{i,j}; \frac{\beta_{i,j}^2}{\|\theta_j-\phi_i\|^2} \le \mu_{i,j} \end{aligned} \tag{33}$$

显然，在式（33）中，$\mu_{i,\ j} > 0$。

然后，式（33）的最小化问题可重新表述为

$$\begin{aligned} &\left(\hat{\theta}_j, \hat{\boldsymbol{u}}\right) = \arg\min_{\theta_j,u} f(\boldsymbol{\mu}) \\ &\text{s.t. } \|\theta_j-\phi_i\|^2 \le \beta_{i,j}^2\mu_{i,j}; \|\theta_j-\phi_i\|^2 \ge \beta_{i,j}^2\mu_{i,j}^{-1} \end{aligned} \tag{34}$$

我们可以发现，式（34）实际上与式（33）相同，因为式（34）中的约束已经表明 $\|\theta_j-\phi_i\|^2 \neq 0$ 和 $\mu_{i,\ j} > 0$。因此，我们从式（33）推导出式（34）是合理的。

类似地，式（34）也可以通过引入辅助变量 $\boldsymbol{X}\left(\boldsymbol{X}\in\mathbb{S}^2\right)$ 改写为方程（13）。

参考文献

[1] S. Feng、H. Sun、X. Yan、H. Zhu、Z. Zou、S. Shen 和 H. X. Liu，《用于自动驾驶车辆安全验证的密集强化学习》，《自然》，第 615 卷，第 620–627 页，2023 年。[2] A. Eskandarian、C. Wu 和 C. Sun，《自动驾驶与网联地面车辆的研究进展与挑战》，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 22 卷，第 2 期，第 683–711 页，2019 年。[3] A. Matin 和 H. Dia，《网联自动驾驶车辆对道路安全与效率的影响：系统性文献综述》，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 24 卷，第 3 期，第 2705–2736 页，2022 年。[4] A. Driving，《根据 SAE International 标准 J3016 划分的驾驶自动化等级》。[5] Y. Lu、H. Ma、E. Smart 和 H. Yu，《面向自动驾驶车辆的实时性能导向定位技术：综述》，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 7 期，第 6082–6100 页，2021 年。[6] H. Jing、Y. Gao、S. Shahbeigi 和 M. Dianati，《自动驾驶车辆 GNSS/INS 定位系统的完整性监测：最新进展与开放挑战》，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 9 期，第 14 166–14 187 页，2022 年。[7] K.-W. Chiang、G.-J. Tsai、H.-J. Chu 和 N. El-Sheimy，《提升 INS/GNSS/更新型 SLAM 集成性能以实现可接受的车道级导航精度》，*IEEE* 车辆技术汇刊，第 69 卷，第 3 期，第 2463–2476 页，2020 年。[8] N. Zhu、J. Marais、D. B´etaille 和 M. Berbineau，《城市环境中的 GNSS 定位完整性：文献综述》，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 19 卷，第 9 期，第 2762–2778 页，2018 年。[9] H. Ma、E. Smart、A. Ahmed 和 D. Brown，《GPS拒止环境下无人水面艇的基于雷达图像的定位》，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 19 卷，第 1 期，第 72–80 页，2017 年。

[10] K. Kim、J. Im 和 G. Jee，《利用 3D 激光雷达在公路隧道中进行基于隧道设施的车辆定位》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 10 期，第 17 575–17 583 页，2022 年。[11] S. Panev、F. Vicente、F. De la Torre 和 V. Prinet，《利用单目车辆前视摄像头进行道路路缘检测与定位》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 20 卷，第 9 期，第 3568–3584 页，2018 年。[12] Y. Wang、Y. Wang、I. W.-H. Ho、W. Sheng 和 L. Chen，《结合二进制编码的路面标线：实现自动驾驶车辆的精准定位》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 11 期，第 22 290–22 300 页，2022 年。[13] H. Qin、Y. Peng 和 W. Zhang，《基于射频识别的车辆：无 GPS 环境下具备误差认知能力的车辆定位》，IEEE 车辆技术汇刊，第 66 卷，第 11 期，第 9943–9957 页，2017 年。[14] M. Rohani、D. Gingras 和 D. Gruyer，《利用协同地图匹配和动态基站差分 GPS 概念改进车辆定位的新方法》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 17 卷，第 1 期，第 230–239 页，2015 年。[15] S. Lee 和 S.-W. Seo，《利用异构地图匹配源的故障安全多模态定位框架》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 5 期，第 4008–4020 页，2020 年。[16] R. Xu、H. Xiang、Z. Tu、X. Xia、M.-H. Yang 和 J. Ma，《V2X-ViT：基于视觉 Transformer 的车联网协同感知》，载于《欧洲计算机视觉会议论文集》，Springer，2022 年，第 107–124 页。[17] J. Zidane、E. Kampert、C. R. Ford、S. A. Birrell 和 M. D. Higgins，《面向网联自动驾驶车辆定位的基础设施 Wi-Fi：最新进展综述》，《车辆通信》，第 20 卷，文章编号 100185，2019 年。[18] X. Liu、T. Yang、H. Chen 和 T. Z. Qiu，《面向网联车辆环境的路侧单元辅助协同定位方法研究》，《交通研究记录》，第 2676 卷，第 1 期，第 78–90 页，2022 年。[19] J. A. del Peral-Rosado、G. Seco-Granados、S. Kim 和 J. A. L´opez- Salcedo，《面向精准车辆定位的网络设计》，IEEE 车辆技术汇刊，第 68 卷，第 5 期，第 4316–4327 页，2019 年。[20] P. Yang、D. Duan、C. Chen、X. Cheng 和 L. Yang，《面向自动驾驶的多传感器多车辆（MSMV）定位与移动性跟踪》，IEEE 车辆技术汇刊，第 69 卷，第 12 期，第 14 355–14 364 页，2020 年。[21] J. Li、J. Gao、H. Zhang 和 T. Z. Qiu，《面向网联车辆环境的路侧设备辅助车道级定位方法》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 20 卷，第 7 期，第 2644–2656 页，2018 年。[22] Y. Lin、Z. Huang、P. Wu 和 L. Xu，《基于半监督极限学习机的隧道内车辆 RSSI 定位方法》，《交通运输工程学报》，第 21 卷，第 2 期，第 243–255 页，2021 年。[23] S.-W. Ko、H. Chae、K. Han、S. Lee、D.-W. Seo 和 K. Huang，《基于 V2X 的车辆定位：机遇、挑战与未来方向》，《IEEE 无线通信》，第 28 卷，第 2 期，第 144–151 页，2021 年。[24] N. Saeed、W. Ahmad 和 D. M. S. Bhatti，《基于 RSS 距离估计的车辆自组织网络定位》，载于《国际计算机、数学与工程技术会议论文集》，IEEE，2018 年，第 1–6 页。[25] M. Brambilla、M. Nicoli、G. Soatti 和 F. Deflorio，《通过对驾驶环境进行协同感知增强车辆定位：对城市交通场景中数据关联的分析》，IEEE 智能交通系统汇刊，第 21 卷，第 4 期，第 1646–1663 页，2019 年。[26] C. Zhuang、H. Zhao、S. Hu、X. Meng 和 W. Feng，《一种新型协同定位系统 GNSS 故障检测与排除方法》，IEEE 车辆技术汇刊，第 1–16 页，2022 年。[27] E. Moradi-Pari、D. Tian、M. Bahramgiri、S. Rajab 和 S. Bai，《专用短程通信与 LTE-V2X：直接车辆通信技术的实证性能分析》，IEEE 智能交通系统汇刊，2023 年。[28] V. Maglogiannis、D. Naudts、S. Hadiwardoyo、D. van den Akker、J. Marquez-Barja 和 I. Moerman，《真实公路环境中蜂窝车联网与 ITS-G5 技术的 V2X 实验评估》，《IEEE 网络与服务管理汇刊》，第 19 卷，第 2 期，第 1521–1538 页，2021 年。[29] Q. Liu、P. Liang、J. Xia、T. Wang、M. Song、X. Xu、J. Zhang、Y. Fan 和 L. Liu，《面向 C-V2X 系统的高精度定位方案》，Sensors，第 21 卷，第 4 期，文章编号 1175，2021 年。[30] M. Kutila、P. Pyykonen、Q. Huang、W. Deng、W. Lei 和 E. Pollakis，《支持自动驾驶的蜂窝车联网》，载于《IEEE 国际通信会议研讨会（ICC Workshops）论文集》，IEEE，2019 年，第 1–5 页。[31] Z. Jianyong、L. Haiyong、C. Zili 和 L. Zhaohui，《基于 RSSI 的蓝牙低功耗室内定位》，载于《IEEE 国际室内定位与室内导航会议（IPIN）论文集》，IEEE，2014 年，第 526–533 页。[32] S. Ma、F. Wen、X. Zhao、Z.-M. Wang 和 D. Yang，《利用单个路侧单元和单个接收器实现高效的基于 V2X 的车辆定位》，IEEE Access，第 7 卷，第 46 114–46 121 页，2019 年。[33] C.-H. Chen、C.-A. Lee 和 C.-C. Lo，《基于手机感知的车辆定位与速度估计》，IEEE Access，第 4 卷，第 803–817 页

，2016年。

[34] K. Magowe、A. Giorgetti 和 K. Sithamparanathan，“加权质心定位性能的闭式近似”，IEEE Sensors Letters，第3卷，第12期，第1–4页，2019年。[35] R. Zheng、G. Wang 和 K. Ho，“发射机位置未知时椭圆定位的精确半定松弛法”，IEEE 智能交通系统汇刊，第20卷，第4期，第2746–2760页，2020年。[36] Z. Wang、H. Zhang、T. Lu 和 T. A. Gulliver，“无线传感器网络中采用相对误差估计和半定规划的协作式基于接收信号强度的定位”，IEEE 车辆技术汇刊，第68卷，第1期，第483–497页，2018年。[37] Y. Zhang、X. Gong、K. Liu 和 S. Zhang，“基于无源超高频射频识别信号相位差的室内自动驾驶车辆定位与跟踪”，Sensors，第21卷，第9期，3286页，2021年。[38] Y. Zou 和 H. Liu，“模型参数未知且传感器位置存在误差时基于接收信号强度的目标定位”，IEEE 车辆技术汇刊，第70卷，第7期，第6969–6982页，2021年。[39] M. Page 和 T. L. Wickramarathne，“利用机会信号增强态势感知：基于接收信号强度的定位与跟踪”，载于 IEEE 智能交通系统会议（ITSC）论文集。IEEE，2019年，第3833–3838页。[40] Z. Huang、L. Xu 和 Y. Lin，“在城市道路环境中使用经过滤波的 Wi-Fi 扫描器数据进行多阶段行人定位”，Sensors，第20卷，第11期，3259页，2020年。[41] S. R. Jondhale 和 R. S. Deshpande，“基于卡尔曼滤波框架、使用广义回归神经网络的无线传感器网络实时目标跟踪”，IEEE Sens. J.，第19卷，2018年，第1期，第224–233页。[42] I. Soto、M. Calderon、O. Amador 和 M. Urue˜na，“基于蜂窝车联网技术的道路安全与交通效率车辆应用综述”，《车辆通信》，第33卷，100428页，2022年。[43] B. Mafakheri、P. Gonnella、A. Bazzi、B. M. Masini、M. Caggiano 和 R. Verdone，“面向硬件在环车联网验证平台的优化”，载于 IEEE 第93届车辆技术会议论文集。IEEE，2021年，第1–7页。[44] L. Miao、S.-F. Chen、Y.-L. Hsu 和 K.-L. Hua，“蜂窝车联网如何帮助自动驾驶避免事故？”，Sensors，第22卷，686页，2022年。[45] M. R. Gholami，《无线传感器网络定位算法》。瑞典查尔姆斯理工大学，2011年。[46] R. W. Ouyang、A. K.-S. Wong 和 C.-T. Lea，“基于半定规划的接收信号强度无线定位：非合作与合作方案”，IEEE 车辆技术汇刊，第59卷，第3期，第1307–1318页，2010年。[47] Z. Huang、X. Zhu、Y. Lin、L. Xu 和 Y. Mao，“一种面向 Wi-Fi 的新型 RSSI 信号处理方法，用于跟踪低速行人”，载于第五届交通信息与安全国际会议（ICTIS）论文集。IEEE，2019年，第1018–1023页。[48] H. Nguyen、M. Noor-A-Rahim、Y. L. Guan 和 D. Pesch，“存在大型车辆遮挡时的蜂窝车联网通信：性能分析与缓解”，IEEE 车辆技术汇刊，第72卷，第3期，第3764–3776页，2022年。[49] K. Jo、M. Lee、J. Kim 和 M. Sunwoo，“基于道路几何约束的移动中车辆跟踪与行为推理”，IEEE 智能交通系统汇刊，第18卷，第2期，第460–476页，2016年。[50] T. ETSI，“智能交通系统（ITS）；车辆通信；应用基本集；第2部分：协作感知基本服务规范”，ETSI技术规范草案，第20卷，第2011期，第448–51页，2011年。[51] SAE，“V2X通信消息集词典J2735 202211”，V2X核心技术委员会，第20卷，2022年11月。[52] S. Boyd、S. P. Boyd 和 L. Vandenberghe，《凸优化》。剑桥大学出版社，2004年。[53] S. Boyd、L. El Ghaoui、E. Feron 和 V. Balakrishnan，《系统与控制理论中的线性矩阵不等式》。工业与应用数学学会，1994年。[54] J. F. Sturm，“使用 SeDuMi 1.02：用于对称锥优化的 MATLAB工具箱”，Optim. Method Softw.，第11卷，1999年，第1期，第625–653页。[55] G. Gibreel、S. Easa、Y. Hassan 和 I. El-Dimeery，“公路几何设计一致性的最新进展”，J. Transp. Eng.，第125卷，第4期，第305–313页，1999年。[56] M. Klapez、C. A. Grazia 和 M. Casoni，“IEEE 802.11p 在安全相关车联网实地试验中的应用层性能”，IEEE Internet Things J.，第7卷，第5期，第3850–3860页，2020年。[57] K. Kiela、V. Barzdenas、M. Jurgo、V. Macaitis、J. Rafanavicius、A. Vasjanov、L. Kladovscikov 和 R. Navickas，“面向智能交通系统应用的车联网—物联网标准与框架综述”，Appl. sci.，第10卷，4314页，2020年。