

面向自动驾驶的车辆精确实时定位算法

沈连丰^{*①} 张 瑞^① 朱亚萍^① 吴 怡^②

^①(东南大学移动通信国家重点实验室 南京 210096)

^②(福建师范大学光电与信息工程学院 福州 350007)

摘 要: 针对车辆自组织网络(VANETs)中的车辆定位问题,以提高定位精度和实时性为目标,该文提出一种面向自动驾驶的车辆精确实时定位算法,包括基于矩阵束(MP)与非线性拟合(NLF)以及基于视觉感知两种技术。基于MP-NLF的技术通过联合TOA/AOA估计进行车辆单站定位,并引入高分辨率估计以提高估计精度;基于视觉感知的技术通过提取定位范围内视觉感知图像的特征信息来完成定位,并结合惯性信息进行无迹卡尔曼滤波进一步提高精度。仿真结果表明,与传统多径指纹算法相比,所提算法即使在低信噪比情况下也具有较好的定位性能。

关键词: 车辆自组织网络; 定位; 路边单元; 高分辨率估计

中图分类号: TN953; TP872

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)01-0028-08

DOI: 10.11999/JEIT190610

High-precision and Real-time Localization Algorithm for Automatic Driving Vehicles

SHEN Lianfeng^① ZHANG Rui^① ZHU Yaping^① WU Yi^②

^①(National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China)

^②(College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: For the problem of vehicle positioning in Vehicular Ad-hoc NETWORKS (VANETs), in order to improve the positioning accuracy and real-time performance, a high-precision and real-time localization algorithm for automatic driving vehicles is proposed, including two technologies based on Matrix Pencil (MP) and Non-Linear Fitting (NLF), and visual perception. The MP-NLF technology uses joint TOA/AOA estimation to locate vehicles with a single station, and introduces high resolution estimation technology to improve the estimation accuracy. The visual perception based technology completes the localization by extracting the feature information of visual perceptual images in positioning area, carries on the unscented Kalman filter combined with the inertial sensor information to further improve the positioning accuracy. The simulation results show that, compared with the traditional multipath fingerprinting algorithm, the proposed algorithm has better performance even in the case of low Signal-to-Noise Ratio (SNR).

Key words: Vehicular Ad-hoc NETWORKS (VANETs); Positioning; Roadside unit; High-resolution estimation

1 引言

汽车在社会生活中的迅速普及给人们提供了便利,但也导致了城市交通面临巨大压力,带来了交通事故频发、能源消耗加剧、环境污染以及道路堵塞等一系列问题^[1]。近年来,随着信息技术特别是移动通信技术的突飞猛进,以车辆自组织网络(Vehicular Ad-Hoc NETWORKS, VANETs)为主要

实现手段的车联网(Internet of Vehicles, IoV)技术为解决上述问题提供了契机^[2]。对于大多数VANETs应用来说,发挥其功能的一个重要前提是实现车辆实时、精确的定位,研究表明,如果车辆能够及时获取自身和周围车辆的位置信息,并在拥堵或碰撞之前对驾驶员发出预警,可以减少约40%的交通事故^[3]。

精确、实时的车辆定位技术是驾驶员辅助系统中进行安全评估和系统干预的必要手段,亦是实现车辆自动驾驶、加速自动驾驶时代的到来所必须突破的关键核心技术^[4,5]。目前汽车自动驾驶的研究开发主要沿着单车智能(即所谓“胖系统”)和智能网联(即所谓“瘦系统”)的技术路线,前者在车辆

收稿日期: 2019-08-12; 改回日期: 2019-11-21; 网络出版: 2019-12-04

*通信作者: 沈连丰 lfshen@seu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61601122, 61741102, U180526, 61571128)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601122, 61741102, U180526, 61571128)

的环境感知和行驶决策方面主要通过车载传感器和处理单元来完成,后者则通过专用无线网络或公众移动通信网络,比如第5代(The 5th Generation, 5G)无线通信系统。无论是胖系统还是瘦系统,精确、实时的车辆定位都是必不可少的,为此人们已进行了大量的研究。例如:文献[6]利用激光雷达和视觉传感器等,提出了一种自动驾驶场景的感知融合3D定位方案,从3维点云中高效地生成3维候选框,并将来自多个视图按区域划分的特征结合起来完成定位;文献[7]对多种传感器信息进行分析融合,并采用通信网络来辅助自动驾驶的层次决策;文献[8]中的BJUT-IV智能车项目采用跟踪算法实现对自动驾驶横向运动的定位,该算法将预瞄距离设计为车辆参数和车速的函数,并进一步根据距离确定目标位置;谷歌、优步、百度等互联网公司也在进行基于车载传感器的自动驾驶汽车的研究。单车智能方式在交通设施相对完善的城市场景或行驶条件相对简单的高速公路场景中可以取得短时间的进展,但硬件成本太高,并且仅仅依靠单车智能具有较大的局限性^[9],比如对于设施缺损严重、部署不规范的道路和交通流量较大的高速公路等复杂场景,或者是在雨、雪、雾等影响图像传感器和雷达性能的极端天气下,单车智能都很难完成对道路环境的感知和实时决策。因此,若要真正进入自动驾驶阶段,除车辆自身的传感器(包括毫米波雷达、激光雷达、超声波和摄像头等)之外,VANETs的重要性就凸显出来。VANETs可以在车辆行驶过程中提供全天候的连续可靠的附加信息(如测距信息、路况以及交通信号等),帮助车辆更加精确地确定自身位置,实现车道级(厘米级)的精度定位。伴随着单车智能自动驾驶技术的研发,全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)^[10]应用于车辆定位的研究也正如火如荼,但当车辆行驶在高楼密集的城市街道或立交桥、隧道地区时,车载GNSS的信号很容易被遮挡,从而无法实现精确可靠的实时定位,这严重制约了IoV在城市交通系统中的应用^[11]。因此,针对复杂的城市环境,在GNSS及其他系统无法为车辆提供可靠位置服务的情况下,研究基于VANETs方式的环境适应能力强、

能满足大部分IoV应用需求的高精度车辆实时定位方法十分迫切。

本文提出了一种基于矩阵束-非线性拟合(Matrix Pencil and Non-Linear Fitting, MP-NLF)技术以及视觉感知技术的车辆精确、实时定位算法,该算法将VANETs中的路边单元(RoadSide Unit, RSU)作为车辆无线定位的参考节点^[12],利用单一RSU有效地解决车辆的实时、精确定位问题,包括:(1)基于MP-NLF技术,首先采用频域1维MP算法得到实时到达角(Angle Of Arrival, AOA)估计,然后利用正交频分复用技术(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)子载波的频率分集特性,将到达时间(Time Of Arrival, TOA)高分辨率估计建模为一个NLF问题求解,并利用相邻子载波相位差的特性提高估计性能,最终将TOA/AOA估计值输入一个加权最小二乘(Weighted Least Squares, WLS)估计器来实现高精度的实时定位;(2)基于视觉感知技术,通过在RSU端配置视觉传感器,提取图像特征信息获取目标车辆轮廓并计算相应质心坐标,同时采用无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)技术将视觉定位结果与采样率较高的惯性传感器信息相融合,进一步提高实时性和定位精度。本文研究面向自动驾驶和辅助驾驶,提出了一种不同于目前主流的基于图像处理和激光(或毫米波)雷达的单车智能自动驾驶的新方法、新思路,仿真结果表明,与传统多径指纹算法相比,所提算法即使在低信噪比情况下也具有较好的定位性能,可以看做是5G技术在自动驾驶方向的延伸,能够在一定程度上解决IoV应用中的车道级定位问题,对自动驾驶领域的理论研究也具有重要的意义。

2 系统模型

本文的VANETs车辆定位场景如图1所示。假定有一典型VANETs分布于某段道路,道路一侧部署有位置已知的RSU,RSU可以以固定频率 f_s 向覆盖范围内的车辆发送包含自身位置信息的信标数据包(Beacon Packet, BP)。RSU和车辆之间可以通过IEEE 802.11p协议建立汽车-基础设施(Vehicle

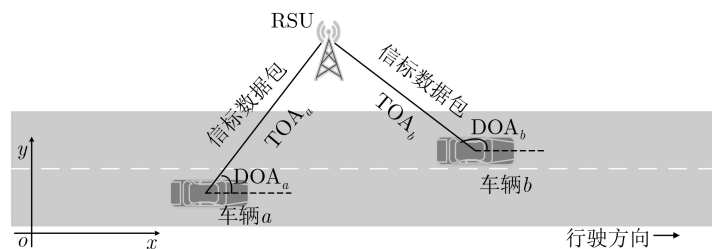


图1 VANETs车辆定位场景示意图

to Infrastructure, V2I)的通信。假定车辆配备有 M 根天线阵元的均匀线性阵列(Uniform Linear Array, ULA)接收机(阵列方向正交于车辆的运动方向)接收RSU发的BP数据,用以估计传输信道的多径TOA和AOA参数。同时车辆还配备有惯性传感器件,可以实时获取自身速度信息,包括速度的幅值和方向。

图2为车辆端ULA接收多径信号示意图。由于障碍物反射等影响,RSU和目标车辆之间共有 P 条传输路径,其中一条能量最强的路径为视距(Line Of Sight, LOS)传输传播路径(实线),其余路径为非视距(Non Line Of Sight, NLOS)传输传播路径(虚线)。若使用接收BP中OFDM帧的前导来测量传输信道信息,则第 k 个OFDM子载波和第 m 个ULA阵元上信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR)的最小二乘估计可以表示为^[13]

$$\hat{H}_{m,k} = \sum_{p=1}^P \gamma_p e^{-j2\pi f_k(\tau_p + \tau_m(\theta_p))} + w_{m,k} \quad (1)$$

其中, γ_p , τ_p 和 θ_p 分别表示第 p 条路径上的传输增益、传播时延和到达角度, $p=1, 2, \dots, P$; $e^{-j2\pi f_k(\tau_p + \tau_m(\theta_p))}$ 代表第 m 个天线阵元上的阵列响应, $m=0, 1, \dots, M-1$; $\tau_m(\theta_p) = m\tau(\theta_p) = md \sin \theta_p / c$ 表示第 p 条路径在第 m 个天线阵元和参考阵元之间的传播时延之差。参数 d 为相邻阵元之间的距离, c 是电波的传播速度。 f_k 表示第 k 个子载波的载波频率。 $w_{m,k}$ 表示均值为零、方差为 $\sigma_w^2 = N_0/2$ 的加性高斯白噪声。通常,不同路径的 γ_p 被认为是相互独立的,但当相邻子载波间的频率间隔大于相干带宽时,子载波间的衰减也是相互独立的^[14],因此可以用 $\gamma_{k,p}$ 来代替 γ_p 。考虑到在天线设计中,阵元间隔 d 通常等于入射信号的半波长,于是有 $d = c/(2f_c)$,因此 $e^{-j2\pi f_c m \tau(\theta_p)}$ 可以简化为 $e^{-jm\pi \sin \theta_p}$ 。同时,由于天线阵元间隔远远小于传播路径的长度,阵元间传播时延对CFR的影响要远小于路径传播时延的影响,因此可以将接收端的CFR估计进一步简化为

$$\hat{H}_{m,k} = \sum_{p=1}^P \gamma_{k,p} e^{-j2\pi f_k \tau_p} e^{-j2\pi f_c m \tau(\theta_p)} + w_{m,k} \quad (2)$$

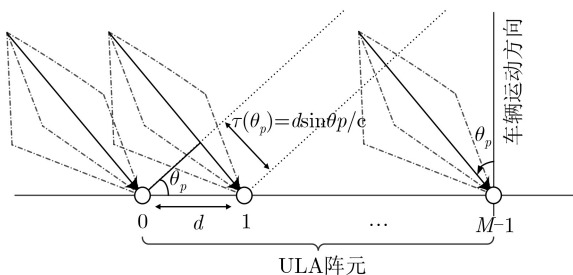


图2 车辆端ULA接收多径信号示意图

3 精确实时车辆定位算法

本节给出具体的面向自动驾驶的精确、实时定位算法,包括基于MP-NLF技术的定位算法以及基于视觉感知的定位算法。

3.1 基于MP-NLF技术的定位算法

3.1.1 利用MP算法进行AOA估计

为了应用高分辨率估计,首先将接收端测得的CFR估计矩阵表达式(2)描述为 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{K-1}]$,矩阵的第 k 列表示为 $\mathbf{x}_k = [\hat{H}_{0,k}, \hat{H}_{1,k}, \dots, \hat{H}_{M-1,k}]^T$,写成向量形式为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{V} \mathbf{a}_k + \mathbf{w}_k \quad (3)$$

其中, $\mathbf{a}_k = [\gamma_{k,1} e^{-j2\pi f_k \tau_1}, \gamma_{k,2} e^{-j2\pi f_k \tau_2}, \dots, \gamma_{k,P} e^{-j2\pi f_k \tau_P}]^T$ 和 $\mathbf{w}_k = [w_{0,k}, w_{1,k}, \dots, w_{M-1,k}]^T$ 分别代表接收信号和噪声矢量, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}(\theta_1), \mathbf{v}(\theta_2), \dots, \mathbf{v}(\theta_P)]$ 为阵列的导向矢量,且有 $\mathbf{v}(\theta_p) = [1, e^{-j\pi \sin \theta_p}, \dots, e^{-j(M-1)\pi \sin \theta_p}]^T$,向量 $\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^M$, $\mathbf{a}_k \in \mathbb{C}^P$, $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{M \times P}$ 。与传统高分辨率算法处理时域的多组快拍数据不同,这里只需单个时刻采样即可建立频域的采样协方差矩阵,从而大大降低算法的时间开销^[15]。采样协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 表示为

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx} = \frac{1}{K} \mathbf{X} \mathbf{X}^* = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^* \quad (4)$$

对 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 进行特征值分解,则有

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx} = \sum_{i=0}^{M-1} \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^* = \mathbf{U}_s \mathbf{\Sigma}_s \mathbf{U}_s^* + \mathbf{U}_n \mathbf{\Sigma}_n \mathbf{U}_n^* \quad (5)$$

其中, $\mathbf{\Sigma}_s = \text{diag}(\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{P-1})$ 为 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 中 P 个较大特征值,剩余特征值则由 $\mathbf{\Sigma}_n = \text{diag}(\lambda_P, \lambda_{P+1}, \dots, \lambda_{M-1})$ 表示。 $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{P-1}]$ 为由对应于 $\mathbf{\Sigma}_s$ 中 P 个较大特征值的特征向量组成的矩阵,形成矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 的信号子空间。子空间维度 P 可由一些基于信息论准则的估计算法给出^[16]。 $\mathbf{U}_n = [\mathbf{u}_P, \mathbf{u}_{P+1}, \dots, \mathbf{u}_{M-1}]$ 为由对应于其他 $M-P$ 个特征值的特征向量组成的矩阵,形成噪声子空间。令 $\mathbf{U}_1$ 和 $\mathbf{U}_2$ 分别为将 $\mathbf{U}(n)$ 中的最后一行和第1行元素删除后所得到的矩阵,因此空间维度上的矩阵束可以表示为 $\mathbf{U}_2 - \xi \mathbf{U}_1$,所求多径AOA信息可由矩阵 $\mathbf{\Psi} = \mathbf{U}_1^+ \mathbf{U}_2$ 的广义特征值分解提取,如式(6)所示

$$(\mathbf{U}_1^+ \mathbf{U}_2 - \xi_p \mathbf{I}) \boldsymbol{\varphi}_p = 0 \quad (6)$$

其中, $\boldsymbol{\varphi}_p$ 代表位于 $(\mathbf{U}_1^+ \mathbf{U}_2 - \xi_p \mathbf{I})$ 零空间的特征向量,相应的特征值为 $\xi_p = e^{-j\pi \sin \theta_p}$,从而可以得到多径AOA的估计为

$$\hat{\theta}_p = \arcsin \left(\frac{\arg(\xi_p)}{\pi} \right), \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (7)$$

其中, $\arg(\cdot)$ 表示计算相位角的操作。

3.1.2 利用NLF进行TOA估计

在获得AOA估计之后，将CFR矩阵变换为一个频域的路径信息矩阵 $\mathbf{F} = [\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{K-1}]$ ，从而可以通过频率分集特性和NLF技术来实现低复杂度的高分辨率TOA估计。在上一小节中已经得到了多径极点 ξ_p 的估计，忽略噪声项后，CFR的第 k 列可以写为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{B}\mathbf{a}_k = \begin{bmatrix} \xi_1 & \xi_2 & \dots & \xi_P \\ \xi_1^2 & \xi_2^2 & \dots & \xi_P^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \xi_1^M & \xi_2^M & \dots & \xi_P^M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_{k,1}e^{-j2\pi f_k \tau_1} \\ \gamma_{k,2}e^{-j2\pi f_k \tau_2} \\ \vdots \\ \gamma_{k,P}e^{-j2\pi f_k \tau_P} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式(8)可由式(3)推导得出，在式(8)中，通过复数最小二乘解得到路径向量 $\mathbf{a}_k = [\alpha_{k,1}, \alpha_{k,2}, \dots, \alpha_{k,P}]^T$ 的估计，其中， $\alpha_{k,p} = \gamma_{k,p}e^{-j2\pi f_k \tau_p}$ ，如式(9)所示

$$\hat{\mathbf{a}}_k = (\mathbf{B}^* \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^* \mathbf{x}_k \quad (9)$$

其中， $\mathbf{a}_k$ 的每个元素都包含复路径衰落分量 $\gamma_{k,p}$ 和相位分量 $e^{-j2\pi f_k \tau_p}$ 。为了描述OFDM信号的CFR衰落特性，将基于Friis公式的路径衰落表达式改写为 $\gamma_{k,p} = \rho_p (4\pi f_k \tau_p)^{-1}$ ，其中 ρ_p 代表第 p 条路径的环境因子。因此， $\mathbf{a}_k$ 中对应于第 p 条路径和第 k 个子载波的元素 $\alpha_{k,p}$ 可以表示为

$$\alpha_{k,p} = \rho_p (4\pi f_k \tau_p)^{-1} e^{-j2\pi f_k \tau_p} \quad (10)$$

其中， ρ_p 和 τ_p 均为待估计的未知参数。由于不同子载波的衰落特性不同，假设 $K \geq 2P$ ，可以发现式(10)中的参数 ρ_p 和 τ_p 的联合估计问题是超定的，因此可以利用接收数据的频率分集特性来估计多径TOA信息。将 $\alpha_{k,p}$ 与式(9)中的估计参数 $\hat{\alpha}_{k,p}$ 按照最小二乘的方法进行拟合，于是TOA估计可以建模为一个NLF问题，其目标函数定义为

$$\min_{\mathbf{q}} F(\mathbf{q}) = \sum_{k=0}^{K-1} \mu_k(\mathbf{q}) \quad (11)$$

其中， $\mathbf{q} = (\rho_1, \dots, \rho_P, \tau_1, \dots, \tau_P) \in \mathbb{R}^{2P}$ 是未知参数的集合， $\mu_k(\mathbf{q})$ 代表每个子载波上独立的拟合误差，表达式为

$$\begin{aligned} \mu_k(\mathbf{q}) &= \sum_{p=1}^P |\alpha_{k,p} - \hat{\alpha}_{k,p}|^2 \\ &= \sum_{p=1}^P (\gamma_{k,p}^2 + |\hat{\alpha}_{k,p}|^2 - 2a_{k,p}(\text{Re}(\hat{\alpha}_{k,p}) \cos b_{k,p} \\ &\quad - \text{Im}(\hat{\alpha}_{k,p}) \sin b_{k,p})) \end{aligned} \quad (12)$$

其中， $b_{k,p} = 2\pi f_k \tau_p$ ， $p = 1, 2, \dots, P$ 。对此拟合函数求解即可得到所需的多径TOA估计值 $\hat{\tau}_p$ 。

在式(12)中，由于三角函数的存在，使得目前

的拟合函数不能很好地求得精确解。这是因为在拟合函数中， $\rho_p \tau_p^{-1}$ 是主导部分，会造成函数的病态特性，即输入的微小变化会导致解产生较大的变化。为了解决上述问题，利用相邻子载波路径信息间的相位差作为拟合函数的输入，以保证 $\alpha_{k,p}$ 的输入相位与 $\hat{\alpha}_{k,p}$ 的相位保持一致。因此，式(12)可以修改为

$$\mu_k(\mathbf{d}) = \sum_{p=1}^P (2\pi(f_{k+1} - f_k)\tau_p - (\arg(\hat{\alpha}_{k+1,p}) - \arg(\hat{\alpha}_{k,p})))^2 \quad (13)$$

其中， $\mathbf{d} = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_P) \in \mathbb{R}^P$ 为包含所需TOA参数的未知向量。而拟合问题的目标函数随之改写为 $F(\mathbf{d}) = \sum_{k=0}^{K-2} \mu_k(\mathbf{d})$ ，此时超定条件也变为 $K \geq P+1$ ，在城市场景中，通常多径数量要小于OFDM子载波个数，因此这一假设在大多数情况下都是有效的。新的目标函数去除了原目标函数中的路径衰落和三角函数部分，从而有更好的拟合性能，同时计算量也极大降低。此外，新目标函数的Hesse矩阵的条件数为1，这个值足够小，从而表明目标函数已经不再病态。最终，NLF的输出 $\mathbf{d}^*$ 即为多径TOA信息的估计，而定位所需的LOS路径的TOA估计 $\hat{d}$ 则为 $\mathbf{d}^*$ 中的最小值。

3.1.3 WLS位置估计

在获得LOS路径的TOA和AOA估计值之后，令 $\mathbf{p}_R = [x_R, y_R]^T$ 表示RSU的已知位置向量，如图3所示。车辆当前位置向量 $\mathbf{p} = [x, y]^T$ 可表示为

$$\mathbf{p} = \mathbf{p}_R + \begin{bmatrix} \hat{d} \cos \tilde{\theta} \\ \hat{d} \sin \tilde{\theta} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中， $\tilde{\theta} = (\hat{\theta} + \dot{\theta})\%(2\pi)$ 表示入射波与 x 轴正向的夹角， $\%$ 为求模运算。 $\hat{\theta}$ 和 $\dot{\theta}$ 分别表示AOA的估计值和车辆运动的航向角。令 $[v_x, v_y]^T$ 代表车辆的速度矢量，则航向角可以描述为 $\dot{\theta} = \arctan(v_y/v_x)$ 。由于式(14)计算的位置信息受信噪比和估计误差的影响，其精度通常达不到VANETs安全性应用的需求。因此，为进一步提高定位性能，考虑融合车辆的运动模型和速度信息，采用一个WLS估计器对式(14)得到的位置估计进行处理。令 $\{t_k | k = 0, 1, \dots\}$

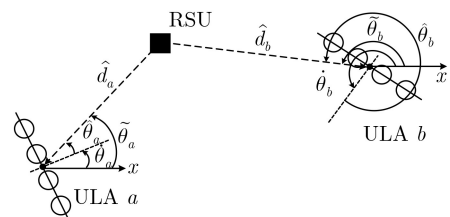


图3 车辆端ULA接收示意图

表示RSU发送的BP到达目标车辆接收端ULA的时间。用 $\mathbf{p}(t_0) = [x(t_0), y(t_0)]^T$ 和 $\mathbf{p}(t_k) = [x(t_k), y(t_k)]^T$ 分别表示车辆在 t_0 和 t_k 时刻的位置。同时假设目标车辆的速度在每个时间间隔内保持不变, 令 $[v_x(t_k), v_y(t_k)]^T$ 表示 $[t_k, t_{k+1})$ 时间段内的车辆速度矢量, 则可以得到如式(15)的运动学模型

$$\mathbf{p}(t_k) = \begin{bmatrix} x(t_0) + \sum_{j=1}^k v_x(t_{j-1})\Delta t \\ y(t_0) + \sum_{j=1}^k v_y(t_{j-1})\Delta t \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, Δt 代表时间间隔的长度。

计算车辆在任意时刻的位置时, 由于速度信息已知, 初始时刻的位置矢量 $\mathbf{p}(t_0)$ 是未知的, 可以通过式(16)的估计来解决

$$\hat{\mathbf{p}}(t_0) = \arg \min_{\mathbf{p}(t_0)} \sum_{i=1}^k \hat{N}_i^2 \|\hat{\mathbf{p}}_0(t_i) - \mathbf{p}(t_i)\|^2 \quad (16)$$

其中, $\hat{\mathbf{p}}_0(t_i) = [x_0(t_i), y_0(t_i)]^T$ 是 t_i 时刻由第1步WLS估计得到的粗位置估计, $\mathbf{p}(t_i)$ 是由式(15)计算得出的位置向量。 $\hat{N}_i$ 代表在 t_i 时刻由接收信号测量得到的SNR。最后, 未知矢量 $\hat{\mathbf{p}}(t_0)$ 可由最小二乘法求解得出, 有

$$\hat{x}(t_0) = \frac{\sum_{i=1}^k \hat{N}_i^2 \left(x_0(t_i) - \sum_{j=1}^i v_x(t_{j-1})\Delta t \right)}{\sum_{i=1}^k \hat{N}_i^2} \quad (17)$$

$$\hat{y}(t_0) = \frac{\sum_{i=1}^k \hat{N}_i^2 \left(y_0(t_i) - \sum_{j=1}^i v_y(t_{j-1})\Delta t \right)}{\sum_{i=1}^k \hat{N}_i^2} \quad (18)$$

3.2 基于视觉感知的定位算法

视觉感知定位是利用图像处理和相应先验知识来计算车辆在环境中位置的方法。如图4所示, 定位过程将视觉传感器布置于RSU的上部, 传感器的视觉感知范围可以覆盖车辆运行的道路。基于MP-NLF的定位算法是采用无线定位方式通过测距参数估计来实现对车辆的单站精确定位, 而基于视觉感知的定位算法是对上述算法的补充, 目的是实现在道路障碍物较多或存在非机动车辆(或行人)等场景时的有效定位。具体步骤描述如下:

步骤 1 通过布置于RSU上部的视觉传感器实时获取车辆运行的图像;

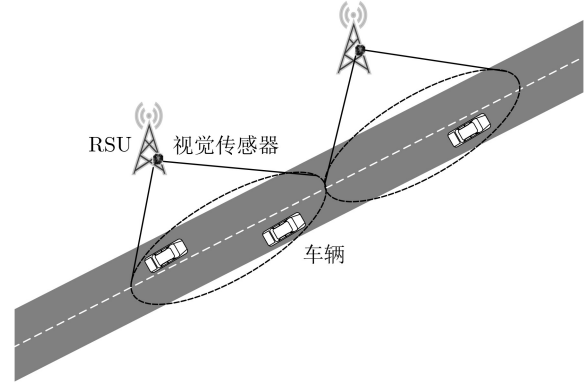


图4 车辆视觉感知定位示意图

步骤 2 针对视觉传感器获取到的感知范围内的当前帧图像, 首先依次对该帧图像数据进行灰度化和二值化处理, 然后从处理后的图像数据中提取出各物体轮廓, 并且过滤所有轮廓得到目标车辆的相应轮廓, 最后根据该帧图像构建出的感知范围内的2维地图信息获取车辆的质心坐标。由于此时所获得的质心坐标为像素坐标, 需进行坐标转换操作将像素坐标系中的目标车辆坐标信息转换至运动坐标系。坐标转换首先针对当前帧图像信息, 根据该帧图像构建图像像素坐标 (u, v) , 然后将图像坐标转换成实际运动坐标 (x, y) , 坐标转换的关系式可以表示为 $x=au$ 和 $y=bu$, 其中, $a=\Delta x/W$, $b=\Delta y/H$, W 为感知范围内当前帧的图像宽度, H 为感知范围内当前帧的图像长度, Δx 为感知范围的地面实际宽度, Δy 为感知范围的地面实际长度;

步骤 3 根据当前帧图像数据以及由上一帧图像数据中提取出的各物体质心坐标, 对各移动物体轮廓进行跟踪, 目的是防止其他运行物体对目标车辆的干扰。跟踪过程首先预设两帧图像之间各移动物体行驶过的距离为一参考值 D 。每当传感器获取到感知范围内的当前图像时, 对于当前帧图像中的每一物体轮廓, 将上一帧图像中与该物体轮廓之间的距离小于 D 的轮廓认为是该移动物体的轮廓; 若上一帧图像中没有与该移动物体轮廓之间的距离小于 D 的物体轮廓, 则将该物体轮廓作为感知范围内出现的新移动物体;

步骤 4 判断视觉传感器获取到的感知范围的当前帧图像是否为最后一帧, 若是, 则定位操作结束; 若不是, 则在传感器获取到感知范围内的下一帧图像时, 返回步骤2继续进行操作。最后, RSU在每一帧图像处理完成后实时地将车辆运动坐标经由V2I通信发送至车辆端。

视觉感知定位依据每一采样时刻对图像进行处理来定位车辆的位置, 这容易受到噪声及环境因素(如雨雾、光照等)的影响, 并且由于视觉传感器的

扫描速率较低,导致视觉定位的实时性较差。因此,引入UKF技术将视觉定位和车辆自身惯性传感器信息相结合,这在一定程度上解决了视觉定位实时性不高的问题,提高了定位精度。UKF是一种利用 σ 点逼近非线性分布,基于无迹变换从测量值中重构参数系统状态向量的滤波技术^[17]。根据视觉定位系统的输入数据,UKF可以有效融合惯性信息滤除噪声干扰,同时惯性系统较高的采样速率也可以弥补视觉定位实时性较差的问题。

4 系统仿真及其讨论

本节对所提的算法通过仿真进行性能分析。VANETs车辆定位的仿真区域为具有典型多径环境

的双车道直线道路的一段,区域的大小为 $500\text{ m} \times 10\text{ m}$ 。测距所用的RSU部署于坐标 $(250, 15)$ 处,可以覆盖整个定位区域。假设目标车辆在第2车道的中线沿 x 轴的正向行驶,由 $(0, 2.5)$ 处行驶至 $(500, 2.5)$ 处,并通过ULA接收RSU所发送的BP。仿真场景如图5所示, $p(t_k)$ 为车辆在 t_k 时刻的位置,为了反映车速的动态变化,将车辆的行驶路线等分为两条路径,分别标记为 L_1 和 L_2 。对 L_1 段,车辆从 0 km/h 到 50 km/h 以恒定的加速度均匀加速,车速到达 50 km/h 后在 L_2 段均匀减速,直到速度达到 0 km/h 。通过蒙特卡洛仿真记录车辆在1000次行驶轨迹中的定位结果。具体的仿真参数设置如表1所示。

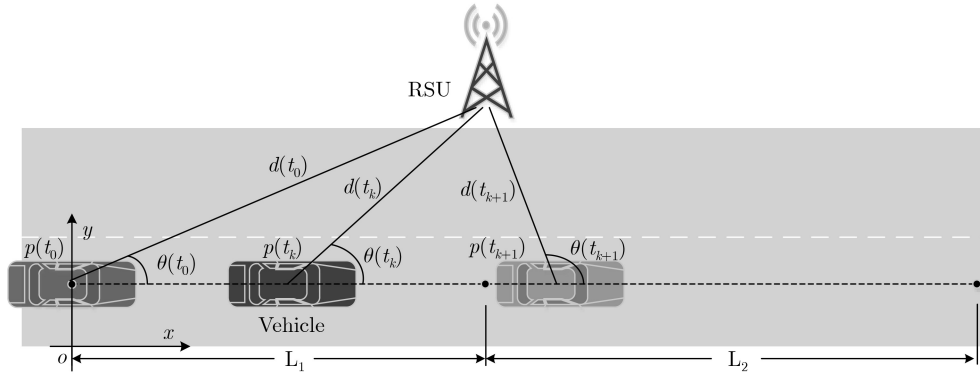


图5 VANETs车辆定位仿真场景图

通过表1的仿真参数设置构建了一个典型的城市VANETs定位环境,本节中以所提的基于MP-NLF技术的定位算法为例,对其定位性能进行分析。为了评估所提算法,将该算法与文献[18]中所描述的经典多径指纹定位方法(SP算法)进行比较。在SP算法中,指纹数据库通过对定位区域划分矩形网格的方式建立,网格边长分别设置为 $\text{int} = 2\text{ m}$ 和 1 m 。定位性能由定位误差的均方根误差(Root-Mean Square Error, RMSE)和累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)进行评价。

图6给出了在车辆的整个行驶过程中两种算法位置估计的RMSE的变化情况。可以看到,当车辆距RSU较远时,由于路径损耗和多径衰落等因素造

成的信噪比降低,两种算法的定位性能较差。需要注意的是,SP算法中数据库的指纹数据点密度对定位性能有较大影响,当数据点增多时,SP算法的定位误差明显降低。但考虑到指纹数据库中 1 m 的网格边长已较为密集,虽然密度更大的网格可能会带来更高的精度,但是也会导致计算复杂度的指数增长。从图中可见,使用WLS估计器,所提算法在低信噪比环境下定位误差显著降低,具有较好的稳定性,且在绝大部分情况下都要优于SP算法。图7和8分别展示了ULA阵元数目和信号带宽这两种因素对定位误差CDF分布的影响。可以看到,随

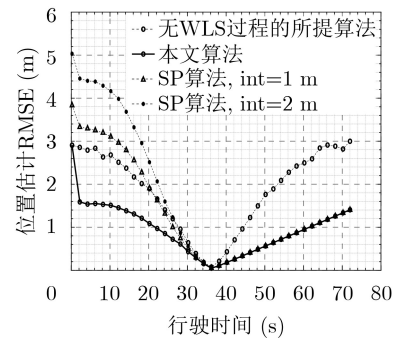


图6 车辆行驶过程中所提算法与SP算法的均方根误差比较

表1 系统仿真参数设置

仿真参数	参数值
OFDM子载波数目	$K = 16$
ULA阵元数目 M	4/6/8/10/12
信号带宽 B_w (MHz)	5/10/20
SP算法中每次快拍的采样数	$N_s = 8$
SP算法中数据点的快拍数	$L_d = 50$
SP算法中测试点的快拍数	$L_t = 20$

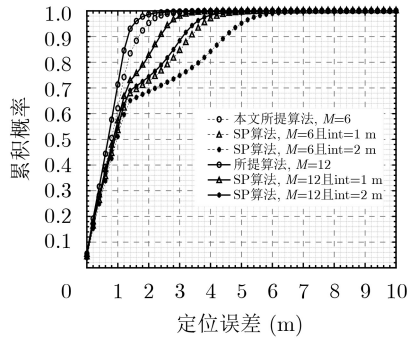


图7 不同阵元数目下所提算法与SP算法定位误差的CDF分布($B_w = 10$ MHz)

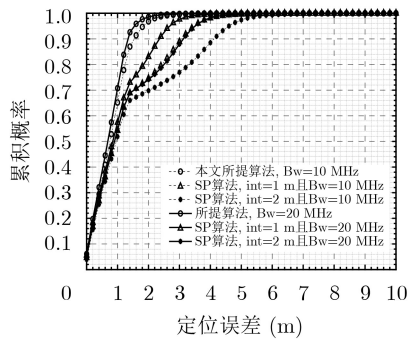


图8 不同信号带宽下所提算法与SP算法定位误差的CDF分布($M = 8$)

着天线阵元和带宽的增加,信号的空间维度和分辨率都有所上升,使得两种算法的定位性能均有所提高。特别地,从图8中可以看出,当接收ULA阵元数目为8,信号带宽为20 MHz时,所提算法有大约98%的车辆位置估计误差小于2 m;而在网格边长为1 m的SP算法中,则只有83.5%的位置估计误差小于2 m。由图中结果可见,在不同带宽和天线阵元的情况下,所提定位算法的性能都要优于多径指纹定位方法。

5 结束语

本文针对VANETs中的车辆实时精确定位问题,分别提出了基于MP-NLF技术和基于视觉感知技术的车辆单站定位算法。基于MP-NLF技术的定位算法在车辆端采用了ULA阵列天线,通过联合TOA/AOA估计进行定位。此外,引入高分辨率估计技术,采用频域MP算法直接对接收CFR矩阵进行处理,从而得到实时AOA估计,降低时间开销。然后进一步利用了OFDM子载波的频率分集特性,将TOA高分辨率估计建模为一个NLF问题求解,采用相邻子载波相位差的特性对拟合函数的病态状况进行修正,提高了结果的可靠性。最终通过WLS估计器计算车辆位置,以实现高精度的实时定位。基于视觉感知的定位算法在RSU端配置视觉传感

器,通过提取传感器感知范围内的图像特征信息,获取目标车辆轮廓并计算相应质心坐标完成定位,同时,将视觉定位结果与采样率较高的惯性传感器信息通过UKF滤波器进行组合定位,进一步提高了定位精度和算法实时性。仿真结果表明,与传统多径指纹算法相比,所提算法即使在低信噪比情况下也具有较好的定位性能。

参考文献

- [1] KOOPMAN P and WAGNER M. Autonomous vehicle safety: An interdisciplinary challenge[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2017, 9(1): 90–96. doi: [10.1109/MITS.2016.2583491](https://doi.org/10.1109/MITS.2016.2583491).
- [2] MOLINA-MASEGOSA R and GOZALVEZ J. LTE-V for sidelink 5G V2X vehicular communications: A new 5G technology for short-range vehicle-to-everything communications[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2017, 12(4): 30–39. doi: [10.1109/MVT.2017.2752798](https://doi.org/10.1109/MVT.2017.2752798).
- [3] LI Linjing, LI Xin, CHENG Changjian, et al. Research collaboration and ITS topic evolution: 10 years at T-ITS[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(3): 517–523. doi: [10.1109/TITS.2010.2059070](https://doi.org/10.1109/TITS.2010.2059070).
- [4] SHI Yanjun, PAN Yaohui, ZHANG Zihui, et al. A 5G-V2X based collaborative motion planning for autonomous industrial vehicles at road intersections[C]. 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Miyazaki, Japan, 2018: 3744–3748.
- [5] LUO Guiyang, YUAN Quan, ZHOU Haibo, et al. Cooperative vehicular content distribution in edge computing assisted 5G-VANET[J]. *China Communications*, 2018, 15(7): 1–17. doi: [10.1109/CC.2018.8424578](https://doi.org/10.1109/CC.2018.8424578).
- [6] CHEN Xiaozhi, MA Huimin, WAN Ji, et al. Multi-view 3D object detection network for autonomous driving[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017: 6526–6534.
- [7] XIAO Yunqiu and REN Dakai. A hierarchical decision architecture for network-assisted automatic driving[C]. 2018 IEEE International Conference on Energy Internet, Beijing, China 2018: 35–37.
- [8] 段建民, 杨晨, 石慧. 基于Pure Pursuit算法的智能车路径跟踪[J]. 北京工业大学学报, 2016, 42(9): 1301–1306.
DUAN Jianmin, YANG Chen, and SHI Hui. Path tracking based on pure pursuit algorithm for intelligent vehicles[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2016, 42(9): 1301–1306.
- [9] 李俨, 曹一卿, 陈书平, 等. 5G与车联网——基于移动通信的车联网技术与智能网联汽车[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.
- [10] 王庆, 张小国. 车辆组合定位与导航系统——理论、方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2016.

- [11] ZHANG Rui, XIA Weiwei, YAN Feng, *et al.* A single-site positioning method based on TOA and DOA estimation using virtual stations in NLOS environment[J]. *China Communications*, 2019, 16(2): 146–159.
- [12] WANG Zhenyu, ZHENG Jun, WU Yuying, *et al.* A centrality-based RSU deployment approach for vehicular ad hoc networks[C]. 2017 IEEE International Conference on Communications, Paris, France, 2017: 1–5.
- [13] GABER A and OMAR A. A study of wireless indoor positioning based on joint TDOA and DOA estimation using 2-D matrix pencil algorithms and IEEE 802.11ac[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(5): 2440–2454. doi: [10.1109/TWC.2014.2386869](https://doi.org/10.1109/TWC.2014.2386869).
- [14] AKAIKE H. A new look at the statistical model identification[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974, 19(6): 716–723. doi: [10.1109/TAC.1974.1100705](https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705).
- [15] FASCISTA A, CICCARESE G, COLUCCIA A, *et al.* A localization algorithm based on V2I communications and AOA estimation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(1): 126–130. doi: [10.1109/LSP.2016.2639098](https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2639098).
- [16] ZHANG Dian, LIU Yunhuai, GUO Xiaonan, *et al.* On distinguishing the multiple radio paths in RSS-based ranging[C]. 2012 Proceedings IEEE INFOCOM. Orlando, USA, 2012: 2201–2209.
- [17] 黄铤, 张天骐, 高清山, 等. 一种提高无迹卡尔曼滤波精确度的方法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 348–352. doi: [10.3969/j.issn.1006-9348.2010.03.085](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-9348.2010.03.085).
- HUANG Yao, ZHANG Tianqi, GAO Qingshan, *et al.* A method improving the accuracy of UKF[J]. *Computer Simulation*, 2010, 27(3): 348–352. doi: [10.3969/j.issn.1006-9348.2010.03.085](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-9348.2010.03.085).
- [18] KUPERSHTEIN E, WAX M, and COHEN I. Single-site emitter localization via multipath fingerprinting[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(1): 10–21. doi: [10.1109/TSP.2012.2222395](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2222395).
- 沈连丰：男，1952年生，教授，主要研究方向为宽带移动通信、泛在网络和车辆自组织网络等。
- 张 瑞：男，1986年生，博士生，研究方向为短距无线通信、车辆自组织网络。
- 朱亚萍：女，1990年生，博士生，研究方向为短距无线通信、软件定义传感器网络。
- 吴 怡：女，1970年生，教授，主要研究方向为通信与信息系统，车辆自组织网络等。