arXiv:2305.02822v1 [eess.SP] 4 May 2023

在高密度城市环境中实现面向自动驾驶车辆的高精度5G毫米波定位

Qamar Bader，*IEEE* 研究生会员 Sharief Saleh，*IEEE* 会员，Mohamed Elhabiby，*IEEE* 会员 Aboelmagd Noureldin，*IEEE* 高级会员

摘要—近年来，基于5G毫米波的无线定位已成为自动驾驶车辆（AV）定位的一种颇具前景的方案。以往研究强调，将视距（LoS）5G定位方案与惯性导航系统（INS）融合，有助于提升定位效果。然而，自动驾驶车辆预期行驶的城市区域环境高度动态，这带来了挑战：非视距（NLoS）通信可能会降低5G毫米波定位方案的性能，并导致对INS进行错误校正。为应对这一挑战，我们利用5G多径信号和视距信号，提升高密度城市环境中的定位性能。此外，我们将所提出的基于5G的定位与低成本车载运动传感器（OBMS）相结合。我们采用无迹卡尔曼滤波器（UKF）实现这种融合，以替代广泛使用的扩展卡尔曼滤波器（EKF）作为融合引擎，避免忽略动态系统模型中的高阶非线性项。我们还提出了相关技术，在将每次视距和多径测量纳入滤波器的校正阶段之前，评估其质量。为验证所提出的方法，我们在加拿大多伦多市中心的高密度城市环境中进行了两条测试轨迹。针对每条轨迹，我们使用射线追踪工具采集了准真实的5G测量数据；该工具结合了真实世界建筑物的三维地图扫描数据，从而生成逼真的多径场景。针对相同轨迹，我们还采集了两种不同低成本惯性测量单元的真实OBMS数据。我们的集成定位方案能够在约97% 的时间内将精度保持在30 厘米以内，优于不考虑多径信号时的精度；后者仅能在约91%的时间内达到这一水平。

给从业者的说明—自动驾驶车辆日益普及，但要安全运行，需要极高精度的定位。在GPS信号可能受到遮挡的高密度城市环境中，至少有95% 的时间达到分米级精度颇具挑战。本文提出利用5G无线网络提供高精度定位服务，以解决这一问题，因为预计5G基站将能够】【。

稿件于 2022 年 8 月 XX 日收到；于 2022 年 8 月 XX 日修订；于 2022 年 8 月 XX 日接受。本研究获得加拿大自然科学与工程研究委员会（NSERC）的资助，资助编号：ALLRP-560898-20 和 RGPIN-2020-03900。（通讯作者：*Qamar Bader*。）

Qamar Bader、Sharief Saleh 和 Aboelmagd Noureldin 任职于加拿大安大略省金斯顿市 K7L 3N6 的女王大学电气与计算机工程系，同时也任职于加拿大皇家军事学院电气与计算机工程系的导航与仪器（NavINST）实验室，该实验室位于加拿大安大略省金斯顿市 K7K 7B4（电子邮箱：qamar.bader@queensu.ca；sharief.saleh@queensu.ca；nourelda@queensu.ca）。

Mohamed Elhabiby is with Micro 英文ineering Tech h. Inc., and also with the 埃及开罗 11566，艾因·夏姆斯大学公共工程系（电子邮箱：mmelhabi@ucalgary.ca）

数字对象标识符 XX.XXXX/XXXX.2022.XXXXXXX

索引词—5G；出发角（AoD）；自动驾驶车辆（AVs）；卡尔曼滤波器（KF）；松耦合（LC）集成；毫米波；多径；定位；车载运动传感器（OBMS）；往返时间（RTT）。

I. 引言

AUTONOMOUS 动驾驶车辆（AVs）在交通运输业中正变得越来越重要，因为它们有望大幅提升安全性、缓解交通拥堵并提高运输效率。然而，自动驾驶车辆高度依赖绝对定位系统来导航并确保安全运行 [1]。虽然全球导航卫星系统（GNSS）常用于此目的，但在城市区域，高层建筑可能会遮挡或反射 GNSS信号，因此其可靠性可能不足 [2]。这会使自动驾驶车辆难以准确确定自身位置和姿态，而这对于安全运行至关重要。另一方面，车载运动传感器（OBMS），如加速度计、陀螺仪和里程计，不会受到上述问题的影响，因为它们是自包含式的。OBMS 测量数据可通过航位推算算法（如惯性导航系统（INS））进行处理，以计算车辆的位置、速度和姿态。INS 的优势在于能够以较高的数据速率提供定位方案。然而，如果车载运动传感器在独立模式下工作，其固有误差可能导致位置误差不断累积；可通过将其与其他精度更高且可靠的定位技术（例如 5G无线定位）配合使用来估计并校正 INS 误差 [3]。

近年来，5G NR 毫米波已被探索用作 AV 的潜在定位技术 [4], [5]。5G无线频谱的高频频段可提供 400 MHz 的高带宽，从而支持进行精确的基于时间的测量，例如到达时间（ToA）、往返时间（RTT）和时间

0018-9545 ©2022 IEEE。允许个人使用，但重新出版/再分发须获得 IEEE 许可。有关更多信息，请参见 http://www.ieee.org/publications standards/publications/rights/index.html。

到达时间差（TDoA），以及在时域内解析多径分量（MPC）的能力。毫米波的大规模多输入多输出（MIMO）能力支持基于角度的精确测量，例如到达角（AoA）和出发角（AoD）。5G 毫米波还具备低时延通信特性，非常适合支持自动驾驶车辆（AV）的实时决策和导航。通过利用毫米波信号独特的传播特性，可以实现分米级定位精度，这对于自动驾驶车辆的安全可靠运行至关重要。最后，预计5G小基站将每隔 200 m 至 500 m 进行密集部署，这意味着车载系统与已部署的 gNB 建立视距连接的可能性更高 [6]。

尽管与 LTE 相比，5G 技术具有更高的视距（LoS）概率，但用户设备（UE）仍可能遇到非视距（NLoS）通信问题。这是由于城市环境具有动态变化的特性，各种物理障碍物（如建筑物、树木、行人、公共汽车和卡车）都可能阻碍 5G 信号。使用基于视距的算法直接利用非视距信号进行定位，将会使定位方案产生显著偏差。现有文献提出了多种解决非视距问题的方法。一类研究侧重于采用相关技术，最大限度地降低非视距链路对定位精度的影响 [7]–[10]。相比之下，其他研究则旨在检测并剔除非视距信号，以避免多径引起的定位误差 [11], [12]。然而，近期研究开始探索在 5G 中断期间将多径射线作为额外的定位信息来源 [13]，[14]。本文提出了一种新型高精度定位方案，该方案结合了视距信号、多径 5G 毫米波信号以及 OBMS，能够提供高数据速率且不间断的定位服务，适用于密集城市区域中的自动驾驶汽车（AV）运行。据我们所知，现有文献尚未将多径信号与 OBMS 进行融合。为进一步拓展这一研究方向，我们提出了一种测量选择方案，用于在融合之前评估每个多径测量值。此外，我们建议采用无迹卡尔曼滤波器（UKF）替代常用的扩展卡尔曼滤波器（EKF），以避免动态系统模型和测量系统模型线性化所带来的误差，相关内容已在 [15] 中阐述，并将在本文后续分析中予以验证。通过严格的测试，我们证明，所提出的方案在两条具有不同动态特性和 5G 中断概率的轨迹上，以及采用不同低成本 OBMS 套件的情况下，均表现出卓越的性能。

本文的贡献如下：1）我们提出了一种增强型定位方案，该方案基于利用无迹卡尔曼滤波器将 5G 视距信号和多径信号与 OBMS 进行松耦合集成。2）我们采用了一种依赖于用户设备与基站传播链路的测量排除方案。3）我们提出了一个额外的验证阶段，利用由里程计测量推导出的约束验证 5G非视距测量值。4）为进行验证，我们在加拿大安大略省多伦多市中心开展了两条道路测试轨迹，使用了从安装在测试车辆上的传感器采集的实际 OBMS 测量值，并将其与由S_5G 仿真软件生成的准真实 5G 毫米波观测值集成。该软件可准确模拟开展道路测试的多伦多市中心复杂城市环境。

本文的结构安排如下：第二节介绍文献综述。第三节阐述系统模型，涵盖 5G 和惯性导航系统测量的基础知识，以及各种卡尔曼滤波器的实现方法。第四节提出一种基于无迹卡尔曼滤波器（UKF）的 5G/OBMS 松耦合集成方法。第五节介绍实验和道路测试的配置。第六节展示结果与讨论。最后，第七节对本文进行总结。

II. 文献综述

将 5G 测量与 OBMS [16]–[18]相结合的研究非常有限。[16] 中的研究利用联邦滤波，通过多个子滤波器向中央滤波器报告结果，实现 INS/5G/GPS/LEO 的融合。在其 5G/INS 子滤波器中，他们采用紧耦合（TC）方式，利用 EKF 将 5G 伪距测量与 INS 测量融合。由于状态转移模型和观测模型均为非线性，这种融合会产生较大的线性化误差。此外，排除基于角度的 5G 测量也会限制定位精度，并要求用户设备同时与至少三个基站建立连接，才能获得精确的三维定位方案。在密集城区，依赖假设可接入三个或更多基站的三边定位可能无法实现，还会产生严重的多径效应，从而降低定位精度。在 [17], 中，作者将 INS 与 5G 到达时间（ToA）和到达角（AoA）融合。在预测阶段，他们依靠加速度计读数，并结合恒加速度模型来估计速度和位置。然而，值得注意的是，鉴于文献中已有成熟的惯性导航系统机械编排技术，采用这种模型可能并不常见；这些技术可以在更高数据速率下更可靠地计算位置和速度，且不会对车辆运动状态施加限制（例如恒加速度模型）。此外，在状态转移模型和测量模型均为非线性的情况下使用 EKF 进行滤波，可能导致次优性能。最后，他们的 IMU 测量数据是模拟生成的，因此难以推广或与其他定位方案进行比较。例如，模拟的 IMU 数据可能未能考虑温度变化、磁干扰和机械振动等外部因素的影响。因此，基于模拟数据的定位方案性能可能无法很好地推广到现实场景；本文对此问题进行了探讨。最后， [18] 提出的方法建议在预测阶段使用恒加速度模型，并使用 x 和y 方向上的 5G 到达时间、到达角及 IMU 加速度进行校正。该方法使用 EKF 进行最终融合，并将用户设备的位置、速度和加速度视为系统状态。然而，该方法未考虑估计方位角（航向角），而这是真实运行中导航方案的一项关键变量。此外，直接将到达时间和到达角测量值用于

测量向量会导致线性化误差，如前文所述。

III. 系统模型

A. 5G系统模型

我们考虑一个包含单个基站（BS）和单个用户设备（UE）的下行链路三维定位场景，其位置分别为 $\boldsymbol{p}_{b_{3D}} = \begin{bmatrix} x_b & y_b & z_b \end{bmatrix}^T$ 和 $\boldsymbol{p}_{3D} = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^T$。我们假设基站的位置已知，且基站和用户设备的朝向已给定。对于每条路径，我们使用信道参数，例如到达角（AoA），记为 β、出发角（AoD），记为α，以及到达时间（ToA），记为 τ。ToA 可通过以下公式用于计算基站与用户设备之间的距离：

$$\tau = \frac{d_{3D}}{c}, \tag{1}$$

其中， d_{3D} 是总传播距离， c 是光速。使用到达时间（ToA）需要用户设备（UE）与基站（BS）之间严格同步，否则时间偏差会影响测量结果，导致定位误差。另一方面，往返时间（RTT）和到达时间差（TDoA）测量不需要用户设备与基站之间同步。本文采用RTT测量。为计算基站与用户设备之间的距离，应先将RTT测量值除以二，以得到单程传播距离。本文假设用户设备仅连接到最近的基站。为确定基站与用户设备之间通信链路的类型，将采用 [19], 提出的一种基于RTT与接收信号强度（RSS）测量值之间距离比较的非视距检测技术。

*1) 5G*视距定位：利用从单个基站获得的出发角和往返时间信息，可以确定用户设备的三维位置。出发角提供发送至用户设备的信号方向，而往返时间信息可用于计算基站到用户设备的距离。随后，可使用这些测量值确定用户设备的三维位置，如式（2）所示。

$$\boldsymbol{p}_{3D} = \boldsymbol{p}_{b_{3D}} + d_{3D} \begin{bmatrix} \sin\alpha\cos\phi \\ \cos\alpha\cos\phi \\ \sin(\phi) \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中， d_{3D} 为基站与用户设备之间测得的三维距离， α 和 ϕ 分别为估计的水平出发角和仰角出发角。如果可以对用户设备作出恒定高度假设，则可简化三维定位方程，以估计用户设备的二维位置，如式（3）所示。

$$\boldsymbol{p} = \boldsymbol{p}_b + d \begin{bmatrix} \sin\alpha \\ \cos\alpha \end{bmatrix} \tag{3}$$

$\boldsymbol{p}$表示估计的用户设备二维位置， $\boldsymbol{p}_b$ 表示基站的二维位置， d 表示基站到用户设备的二维距离。

2）5G 多径定位：采用了 [20] 中介绍的基于SBR的定位方案。该算法利用最强传播路径的出发角、到达角和距离 d ，确定用户设备可能位置的区域，如图1所示。

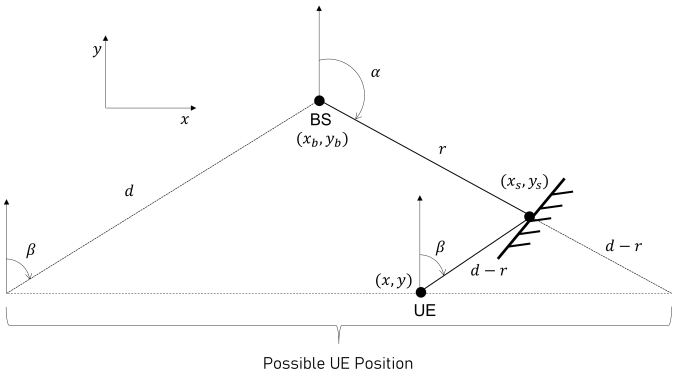

图1. 单次反射场景的系统模型。

该图展示了单次反射场景的系统模型。散射体的坐标 $\boldsymbol{p_s} = \begin{bmatrix} x_s & y_s \end{bmatrix}^T$和用户设备的坐标 $\boldsymbol{p}$分别按照式（4）和（5）计算。

$$\boldsymbol{p_s} = \boldsymbol{p_b} + r \begin{bmatrix} \sin\beta \\ \cos\beta \end{bmatrix}, \qquad r \in (0, d) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{p} = \boldsymbol{p_s} - (d - r) \begin{bmatrix} \sin\alpha \\ \cos\alpha \end{bmatrix}, \qquad r \in (0, d) \tag{5}$$

其中， r 表示基站与散射体之间的距离。用户设备（UE）的可能位置可以用直线方程表示，如式（6）所示。

$$y = k(\alpha, \beta)x + b(\alpha, \beta, d) \tag{6}$$

其中，

$$k(\alpha, \beta) = \frac{\cos\alpha + \cos\beta}{\sin\alpha + \sin\beta}, \tag{7}$$

and,

$$b(\alpha, \beta, d) = -k(\alpha, \beta)(x_b - d\sin\alpha) + y_b - d\cos\alpha. \tag{8}$$

因此，如果存在两条传播路径，则可以通过求取这两条路径对应直线的交点来确定用户设备（UE）的位置。本研究采用反射阶数识别（OoRI）技术来滤除高阶反射。该技术基于集成学习，并依赖于5G信道参数，例如到达角（AoA）、出发角（AoD）、到达时间（ToA）和接收信号强度（RSS） [21]。

IV. OBMS 系统模型

A. 惯性导航系统可测量量

典型的惯性导航系统（INS）由一个惯性测量单元（IMU）构成，其中包含三个加速度计和三个陀螺仪。这些传感器沿三个相互正交的方向测量三维空间中运动物体的加速度f_x， f_y 和 f_z 以及角速度 ω_x， ω_y和 ω_z 。此类测量通常用于

航位推算定位，即根据运动物体先前的位置、速度和姿态状态估算其当前位置。通过对惯性测量单元测得的比力和角速率测量值随时间进行积分，可以估算物体相对于起始位置的位移和姿态。为此，必须将加速度计和陀螺仪的读数从机体坐标系（也称为 b系）转换到全球地固坐标系。通常采用局部水平坐标系（也称为 l系），如式（9）所示。该转换使用$\boldsymbol{R}_b^l$ 旋转矩阵（定义于 [3] ），将测量值从机体坐标系（b）转换到局部导航坐标系（l）。

$$\begin{aligned}\boldsymbol{f}_l &= \boldsymbol{R}_b^l \boldsymbol{f}_b \\ \boldsymbol{\omega}_l &= \boldsymbol{R}_b^l \boldsymbol{\omega}_b,\end{aligned} \tag{9}$$

与 OBMS 相关的误差包括传感器噪声和偏置。传感器噪声是指由于传感器本身的设计特性以及可能存在的周围环境影响，导致传感器输出出现随机波动。偏置包含两个组成部分。第一个是可通过校准消除的确定性偏移。第二个是偏置漂移，其本质上具有随机性，会随时间变化，即使没有外力作用或旋转也不例外。传感器融合和校准常用于结合多个传感器的数据，以估计并校正此类误差 [22]。

B. 里程计

采用车轮里程计来提供车辆在 b 系坐标系中的前向速度。然而，由于我们的状态量位于 l 系坐标系中，因此需要使用旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{b}}^{\boldsymbol{l}}$ 的第二列，将 b 系坐标系中的里程计速度 $v_b = \begin{bmatrix}0 & v_{Odo} & 0\end{bmatrix}^T$ 转换到 l 系坐标系中，如式（11）所示。

$$\begin{bmatrix} v_e \\ v_n \\ v_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin a \cos p \\ \cos a \cos p \\ \sin p \end{bmatrix} v_{Odo} \tag{11}$$

V. 5G-OBMS集成方案

本节提出采用无迹卡尔曼滤波器[23] ，以松耦合（LC）方式将来自视距和多径的5G测量值与OBMS相结合。该集成方法融合了OBMS、5G视距测量和5G非视距测量所获得的独立位置估计，与直接融合5G和OBMS原始测量值的紧耦合（TC）集成方法不同。正如 [15]中所述，后一种方法会导致较大的线性化误差。首先展示所提方法的状态向量 $\boldsymbol{x}$、状态转移模型 $f(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{u})$和过程协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 。随后介绍所提出的测量向量$\boldsymbol{z}$、测量模型 $h(\boldsymbol{x})$以及噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{R}$ 。最后，展示基于车辆运动约束的测量评估策略。所提系统的整体框图如图2所示。

A. 状态与状态转移模型

所提方法在大地参考坐标系中估计定位状态，即纬度 φ、经度 λ和高度 h。除定位状态外，还估计东、北、天（ENU）方向上的速度分量，分别记为 v_e、 v_n和 v_u。最后，姿态分量包括俯仰角 p、横滚角 r和方位角A 。上述状态统称为位置-速度-姿态状态，并在式（12）中给出。

$$\boldsymbol{x}_{PVA} = \begin{bmatrix}\varphi & \lambda & h & v_e & v_n & v_u & p & r & A\end{bmatrix}^T \tag{12}$$

上述状态暂时与系统输入一同扩展，表示为向量 $\boldsymbol{u} = \begin{bmatrix}f_x & f_y & f_z & \omega_x & \omega_y & \omega_z\end{bmatrix}$，其中包含加速度和角速度测量。该初步阶段先于西格玛点的生成，其目标是为惯性导航系统测量生成一组均匀的 $2n+1$ 西格玛点。这使无迹卡尔曼滤波器（UKF）能够刻画输入对系统状态的影响，从而提高系统实际状态估计的准确性。

所提出的状态转移模型 $f(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{u})$ 由惯性导航系统机械编排过程决定。惯性导航系统机械编排是根据原始惯性测量计算导航位置、速度和姿态状态的过程。在 l系中，惯性导航系统机械编排的数学表示可总结如下式（13-17）：

$$\begin{bmatrix}\dot{\varphi} \\ \dot{\lambda} \\ \dot{h}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}0 & \frac{1}{R_M+h} & 0 \\ \frac{1}{(R_N+h)cos\varphi} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \begin{bmatrix}v_e \\ v_n \\ v_u\end{bmatrix} \tag{13}$$

式 (13) 展示了由 $\dot{\varphi}, \lambda$,和 h 表示的大地坐标与由 v_e, v_n,和 v_u 表示的沿 l 系方向速度之间的关系。 R_N 是卯酉圈曲率半径， R_M 是子午圈曲率半径。式 (14) 表示 l 系中的速度机械编排。

$$\dot{\boldsymbol{v}}^l = \boldsymbol{R}_{\boldsymbol{b}}^{\boldsymbol{l}} \boldsymbol{f}^b - (2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^l + \boldsymbol{\Omega}_{el}^l)\boldsymbol{v}^l + \boldsymbol{g}^l, \tag{14}$$

其中， $\dot{\boldsymbol{v}}^l$ 是 l 系中的运动学加速度。分量 $2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^l \cdot \boldsymbol{v}^l$ 和 $\boldsymbol{\Omega}_{el}^l \cdot \boldsymbol{v}^l$ 分别表示相对于地球坐标系（e 系）在 l 系中观测到的加速度以及科里奥利加速度。具体而言，$\boldsymbol{\Omega}_{ie}^l$ 是 $\boldsymbol{\omega}_{ie}^l$ 的反对称矩阵； $\boldsymbol{\omega}_{ie}^l$ 是一个向量，表示如式 (15) 所示的 l 系中的地球自转率。

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^l = [0 \ \omega^e cos\varphi \ \omega^e sin\varphi]^T \tag{15}$$

$\boldsymbol{\Omega}_{el}^l$ 是 $\boldsymbol{\omega}_{el}^l$ 的反对称矩阵，表示如式（16）所示的 l 系相对于 e 系的旋转速率，并在 l 系中表达。

$$\boldsymbol{\omega}_{el}^l = \begin{bmatrix}\frac{-v_n}{R_M+h} & \frac{v_e}{R_N+h} & \frac{v_e tan\varphi}{R_N+h}\end{bmatrix}^T \tag{16}$$

$$\boldsymbol{R}_b^l = \begin{bmatrix} \cos a \cos r + \sin a \sin p \sin r & \sin a \cos p & \cos a \sin r - \sin a \sin p \cos r \\ -\text{正弦}\ a\text{余弦}\ r + \text{余弦}\ a\text{正弦}\ p\text{正弦}\ r & \text{余弦}\ a\text{余弦}\ p & -\text{正弦}\ a\text{正弦}\ r - \text{余弦}\ a\text{正弦}\ p\text{余弦}\ r \\ -\text{余弦}\ p\text{正弦}\ r & \text{正弦}\ p & \text{余弦}\ p\text{余弦}\ r \end{bmatrix} \tag{10}$$

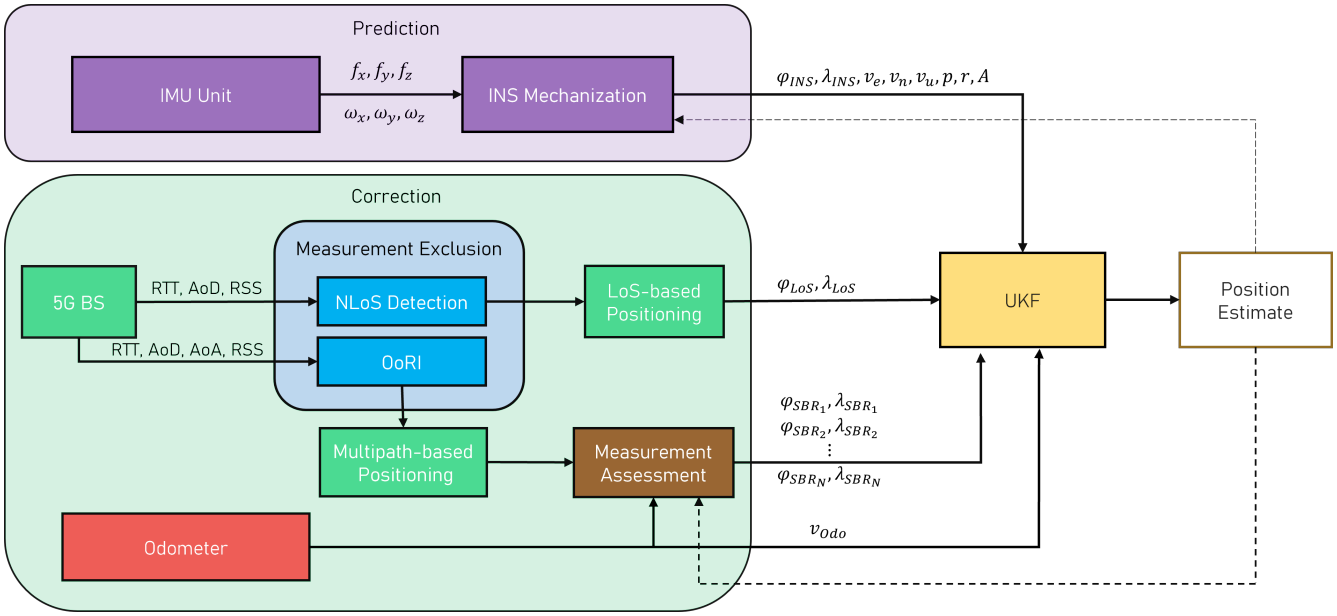

图 2. 所提出的集成定位系统框图。

此外，$\boldsymbol{g}^l = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -g \end{bmatrix}^T$ 是重力向量。最后，求解变换矩阵 $\boldsymbol{R}_l^b$ 的时间导数方程，即可得到如式（17）所示的运动物体的姿态（方向）。

$$\dot{\boldsymbol{R}}_b^l = \boldsymbol{R}_b^l(\boldsymbol{\Omega}_{ib}^b + \boldsymbol{\Omega}_{il}^b) \tag{17}$$

其中$\boldsymbol{\Omega}_{ib}^b$ 是一个反对称矩阵，$\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ 表示陀螺仪测量值，用于编码b系相对于地心惯性（ECI）系的旋转速率，并以b系表示。$\boldsymbol{\Omega}_{il}^b$ 是一个反对称矩阵，$\boldsymbol{\omega}_{il}^b$ 表示l系相对于惯性系的旋转速率，并以b系表示。如式（18）所示，它可以通过将$\boldsymbol{\omega}_{ie}^l$ 和 $\boldsymbol{\omega}_{el}^l$ 相加计算得到。

$$\boldsymbol{\omega}_{il}^b = \boldsymbol{R}_l^b \cdot (\boldsymbol{\omega}_{ie}^l + \boldsymbol{\omega}_{el}^l) \tag{18}$$

转移系统模型 $f(\boldsymbol{x}_{k-1}^+, \boldsymbol{u}_k)$的概要见式（19）。

$$\begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{r}}^l \\ \dot{\boldsymbol{v}}^l \\ \dot{\boldsymbol{R}}_b^l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{D}^{-1}\boldsymbol{v}^l \\ \boldsymbol{R}_b^l \boldsymbol{f}^b - (2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^l + \boldsymbol{\Omega}_{el}^l)\boldsymbol{v}^l + \boldsymbol{g}^l \\ \boldsymbol{R}_b^l(\boldsymbol{\Omega}_{ib}^b + \boldsymbol{\Omega}_{il}^b) \end{bmatrix} \tag{19}$$

其中，$\dot{\boldsymbol{r}}^l$ 是三个位置分量随时间的变化率：φ，λ和 h，而 $\boldsymbol{D}^{-1}$ 定义如下：

$$\boldsymbol{D}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_M+h} & 0 \\ \frac{1}{(R_N+h)cos\varphi} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{20}$$

图3展示了惯性导航系统机械编排的详细框图。

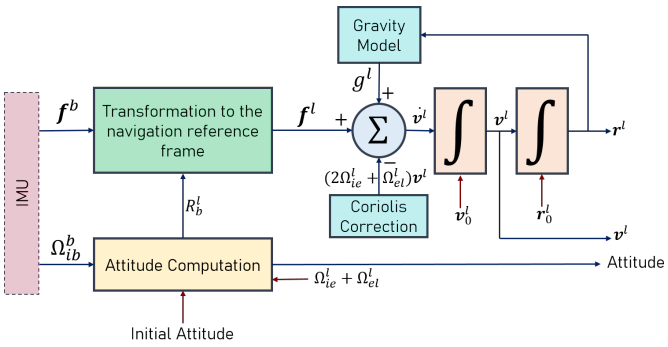

图3. 惯性导航系统机械编排详细框图

1）四元数：旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_b^l$ 的参数化对于求解机械编排方程是必要的。由于具有诸多优点，四元数已成为许多研究领域广泛采用的技术 [3]。例如，四元数解不存在万向节锁问题，而使用欧拉角等其他旋转表示时，万向节锁可能会造成严重问题。当两个或更多旋转轴对齐时，就会发生万向节锁，导致丧失一个自由度，使某些旋转无法表示。此外，四元数的计算相对简单。四元数由四个分量组成：标量部分和向量部分。标量部分是一个实数，而向量部分是一个三维向量，其定义如下：

$$\boldsymbol{q}=\begin{bmatrix}\frac{0.25*(r_{32}-r_{23})}{q_4}\\ \frac{0.25*(r_{13}-r_{31})}{q_4}\\ \frac{0.25*(r_{21}-r_{12})}{q_4}\\ 0.5*\sqrt{1+r_{11}+r_{22}+r_{33}}\end{bmatrix} \tag{21}$$

其中，符号 r_{12} 表示旋转矩阵 $\boldsymbol{R_b^l}$中第一行第二列的元素， q_4 表示四元数向量 $\boldsymbol{q}$的第四个元素。四元数的分量通常需要满足某些约束。具体而言，在某些情况下，四元数的分量可能需要具有如式（22）所示的单位范数或模长。该范数约束确保四元数表示一个旋转，通常称为单位四元数约束。

$$q_1^2+q_2^2+q_3^2+q_4^2=1 \tag{22}$$

由于计算误差，上述等价关系可能不成立。为弥补这一点，每完成一个计算步骤后，都需要按如下方式更新四元数参数向量 $\boldsymbol{q}$：

$$\hat{\boldsymbol{q}}=\frac{\boldsymbol{q}}{\sqrt{1-\Delta}}\cong\boldsymbol{q}\left(1+\frac{\Delta}{2}\right) \tag{23}$$

其中,

$$\Delta=1-(q_1^2+q_2^2+q_3^2+q_4^2) \tag{24}$$

为了根据$\boldsymbol{q}_k$预测四元数分量$\boldsymbol{q}_{k+1}$，使用以下公式:

$$\boldsymbol{q}_{k+1}=\boldsymbol{q}_k+\left(\frac{1}{2}\Omega_{il}^b\left(\omega_k\right)\boldsymbol{q}_k\right)\Delta t, \tag{25}$$

其中， ω_k 为刚体旋转的角速度。一旦确定四元数参数，即可利用以下直接关系求出旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_b^l$，如式(26)所示。

根据式(10)中定义的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_b^l$，可利用新计算出的矩阵，按照以下关系计算姿态角:

$$p=tan^{-1}\left(\frac{r_{32}}{\sqrt{r_{12}^2+r_{22}^2}}\right) \tag{27}$$

$$r=-tan^{-1}\left(\frac{r_{31}}{r_{33}}\right) \tag{28}$$

$$A=tan^{-1}\left(\frac{r_{12}}{r_{22}}\right) \tag{29}$$

2) 过程协方差矩阵：与以往研究不同，我们采用对角过程噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$，仅表示加速度计和陀螺仪的噪声，而不涵盖所有状态噪声，如式（30）所示。

$$\boldsymbol{Q}=diag([\sigma_{\omega_x}^2\ \sigma_{\omega_y}^2\ \sigma_{\omega_z}^2\ \sigma_{f_x}^2\ \sigma_{f_y}^2\ \sigma_{f_z}^2]) \tag{30}$$

其中， $\sigma_{\omega_x}^2$、 $\sigma_{\omega_y}^2$ 和 $\sigma_{\omega_z}^2$为陀螺仪噪声， $\sigma_{f_x}^2$、$\sigma_{f_y}^2$ 和 $\sigma_{f_z}^2$为加速度计噪声。它们均为加性白高斯噪声（AWGN）。这种过程协方差矩阵的设计方式便于调整，因为系统状态的不确定性受系统输入不确定性的影响，而系统输入的不确定性会通过状态转移模型传播至各状态。为了生成西格玛点，需要扩展 P 和 Q 矩阵，以纳入传感器噪声。

B. 测量与测量模型

1）测量：在所提出的方法中，测量向量 $\boldsymbol{z}$ 由用户设备基于视距测量和非视距测量获得的三维位置组成。此外，测量向量还包含车轮里程计测得的用户设备相对于 l 系的车辆速度，如式（31）所示。

$$\boldsymbol{z}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{\varphi}_{5G} & \boldsymbol{\lambda}_{5G} & \boldsymbol{h}_{5G} & v_{e_{Odo}} & v_{n_{Odo}} & v_{u_{Odo}}\end{bmatrix}^T \tag{31}$$

其中， $\boldsymbol{\varphi}_{5G}$、 $\boldsymbol{\lambda}_{5G}$和 $\boldsymbol{h}_{5G}$ 是由 5G 视距和非视距信号提供的用户设备三维位置测量值； $v_{e_{Odo}}$、$v_{n_{Odo}}$和$v_{u_{Odo}}$ 是由 l 系中的里程计提供的车辆速度测量值。

2）测量剔除：需要强调的是，测量向量 $\boldsymbol{z}$ 会根据视距信号和 SBR 的可用情况动态变化。在进行任何定位估计之前，都会执行测量剔除过程，以滤除非视距信号，使基于视距的定位模块仅使用视距信号。该过程遵循我们此前在 [19] 中介绍的方法。此方法利用基于时间和基于接收信号强度的计算，区分用户设备与基站之间的距离计算结果。另一方面，当使用多径信号进行定位时，信道参数会传递至 OoRI模块，该模块会滤除高阶反射，仅允许单次反射传递至多径定位模块。OoRI模块的工作原理见[21]。机器学习模型基于一个包含 360 万条观测数据的数据集进行训练，这些数据包含 ToA、到达角、出发角和接收信号强度（RSS）等 5G信道参数。训练过程采用集成学习，共训练了 14 个决策树学习器。训练完成后，该模型的分类准确率达到 99.8%。

3）测量评估：鉴于所提出的 OoRI 模型基于机器学习，因此必须解决 SBR 误分类问题，因为如果将这些误分类结果传递给多径定位模块，可能会导致计算位置时产生重大误差。因此，多径定位得到的位置计算结果还需经过第二阶段的验证，该验证取决于车辆的运动约束。这些约束通过里程计测量以及上一历元 $k-1$ 的后验估计确定，如公式（32）和（33）所示。这些公式源自陆地车辆的非完整约束 [24]。

$$\boldsymbol{R}_b^l = \begin{bmatrix} \boldsymbol{q}_{(1)}^2 - \boldsymbol{q}_{(2)}^2 - \boldsymbol{q}_{(3)}^2 + \boldsymbol{q}_{(4)}^2 & 2\boldsymbol{q}_{(1)}\boldsymbol{q}_{(2)} + 2\boldsymbol{q}_{(3)}\boldsymbol{q}_{(4)} & 2\boldsymbol{q}_{(1)}\boldsymbol{q}_{(3)} - 2\boldsymbol{q}_{(2)}\boldsymbol{q}_{(4)} \\ 2\boldsymbol{q}_{(1)}\boldsymbol{q}_{(2)} - 2\boldsymbol{q}_{(3)}\boldsymbol{q}_{(4)} & -\boldsymbol{q}_{(1)}^2 + \boldsymbol{q}_{(2)}^2 - \boldsymbol{q}_{(3)}^2 + \boldsymbol{q}_{(4)}^2 & 2\boldsymbol{q}_{(2)}\boldsymbol{q}_{(3)} + 2\boldsymbol{q}_{(1)}\boldsymbol{q}_{(4)} \\ 2\boldsymbol{q}_{(1)}\boldsymbol{q}_{(3)} + 2\boldsymbol{q}_{(2)}\boldsymbol{q}_{(4)} & 2\boldsymbol{q}_{(2)}\boldsymbol{q}_{(3)} - 2\boldsymbol{q}_{(1)}\boldsymbol{q}_{(4)} & -\boldsymbol{q}_{(1)}^2 - \boldsymbol{q}_{(2)}^2 + \boldsymbol{q}_{(3)}^2 + \boldsymbol{q}_{(4)}^2 \end{bmatrix} \tag{26}$$

$$\Delta\varphi_{const.} = \frac{\cos r_{k-1}^+ \cos A_{k-1}^+ (v_{Odo_k} + \epsilon)dt}{R_M + h_{k-1}^+} \tag{32}$$

$$\Delta\lambda_{const.} = \frac{\sin r_{k-1}^+ \cos A_{k-1}^+ (v_{Odo_k} + \epsilon)dt}{(R_N + h_{k-1}^+)\cos\varphi_{k-1}^+} \tag{33}$$

其中， ϵ 表示里程计的量化误差，dt表示采样时间。如果SBR测量值满足车辆的运动约束，则将其纳入测量向量，如式（34）所示。

$$\text{SBR} = \begin{cases} \text{Include}, & \Delta\varphi < \Delta\varphi_{const.} \wedge \Delta\lambda < \Delta\lambda_{const.} \\ \text{Discard}, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{34}$$

其中， $\Delta\varphi$ 和 $\Delta\lambda$ 是通过 SBR 测量估算的大地速度，并按照式（35）计算。

$$\begin{aligned} \Delta\varphi &= \varphi_{k-1}^+ - \varphi_{k_{SBR}} \\ \Delta\lambda &= \lambda_{k-1}^+ - \lambda_{k_{SBR}} \end{aligned} \tag{35}$$

4) 观测模型：如式（36）所示，表示状态与观测值之间关系的观测模型是线性的。

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times9} \\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times9} \end{bmatrix} \tag{36}$$

5) 测量噪声协方差：测量协方差矩阵如式 (37) 所示。依赖 5G 的定位项，无论是视距测量值还是 SBR，均用 $\boldsymbol{\sigma}_{\varphi_{5G}}^2$、 $\boldsymbol{\sigma}_{\lambda_{5G}}^2$ 和 $\boldsymbol{\sigma}_{h_{5G}}^2$ 表示。

$$\boldsymbol{R} = \text{diag}\left(\left[\boldsymbol{\sigma}_{\varphi_{5G}}^2 \boldsymbol{\sigma}_{\lambda_{5G}}^2 \boldsymbol{\sigma}_{h_{5G}}^2 \sigma_{v_{e_{Odo}}}^2 \sigma_{v_{n_{Odo}}}^2 \sigma_{v_{u_{Odo}}}^2\right]\right) \tag{37}$$

VI. 道路测试设置

验证使用了 Siradel 提供的准真实 5G仿真配置。Siradel 5G信道套件整合了多伦多等城市市中心区域的建筑、植被和水体的基于激光雷达的地图，如图 4 所示。该仿真工具利用射线追踪功能和传播模型，根据用户设备的位置以及与之虚拟连接的基站，计算所需的定位测量值，例如接收信号强度、到达时间、到达角和出发角。一辆搭载 NovAtel 高端定位方案的汽车在多伦多市中心行驶，以模拟真实的城市导航场景；该方案包括一台战术级 KVH 1750惯性测量单元和一台战术级全球导航卫星系统接收机。随后，根据第三代合作伙伴计划第16版的指南，沿行驶轨迹每隔约 250 米设置一个基站。最后，使用 Siradel 导入基站位置和 NovAtel 参考方案，生成所需的 5G 测量值。

Siradel 使用的毫米波传输载波频率为 28 GHz，带宽为 400 MHz。用户设备配备了全向天线，而基站配备了 8×1 均匀线性阵列。

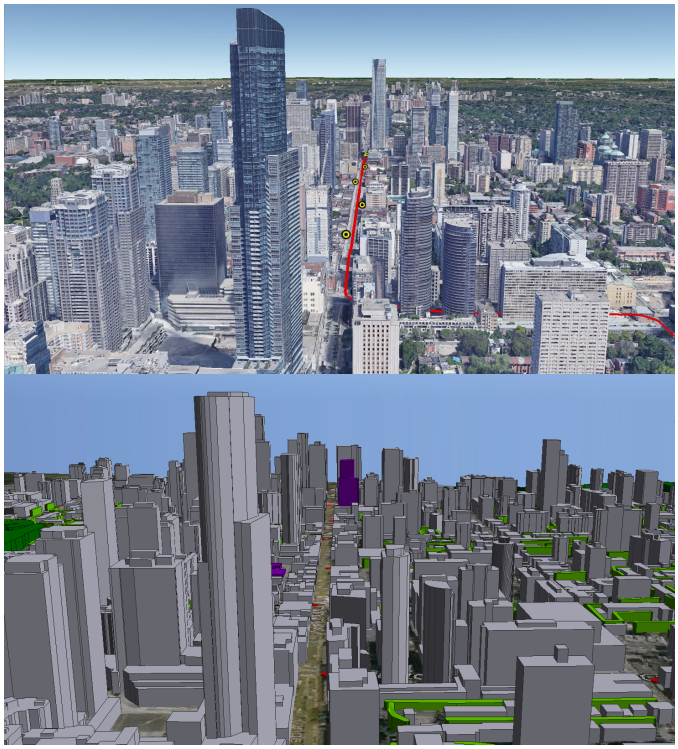

图 4. 多伦多市中心，安大略省，谷歌地球（上）与 Siradel 仿真工具（下）。

本文使用两条测试轨迹，即 NavINST 1 和 NavINST 2，分别如图 5 和图 6 所示，用于验证。每条轨迹的特征及所使用的设备总结于表 VI 中。

表 I NavINST 1 和 NavINST 2 的轨迹特征

传感器	NavINST 1	NavINST 2
IMU	SCC1300 @ 20 Hz	Zed2i 惯性测量单元 @ 50 Hz
里程计	OBD II @ 1 Hz	OBD II @ 3 Hz
距离 [km]	9	7.5
时长 [小时]	1.25	0.4

这些轨迹是在交通高峰时段采集的，因此出现了许多车辆突然加速和停车的情况。此外，轨迹还包含许多转弯和高难度操作。

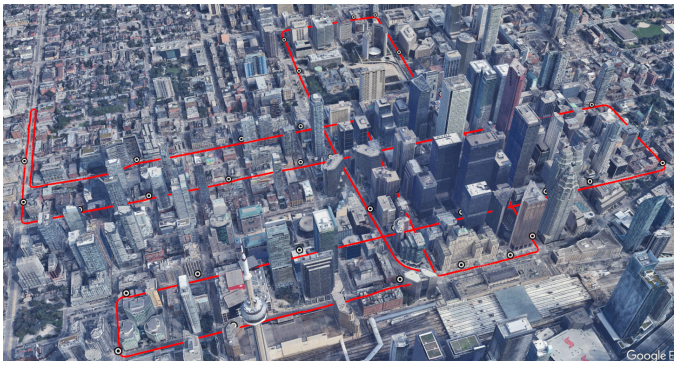

图5. 多伦多市中心NavINST 1轨迹（红色）和5G基站（黄色圆圈）。

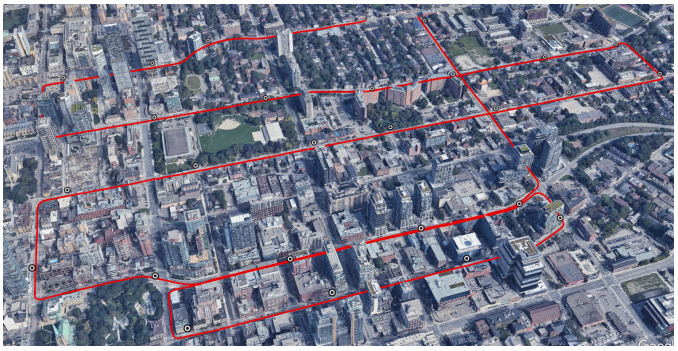

图6. 多伦多市中心NavINST 2轨迹（红色）和5G基站（黄色圆圈）。

VII. 结果与讨论

A. 独立定位

本节展示了惯性导航系统（INS）、5G视距和5G SBR在独立（SA）运行下的定位解误差统计。表 II–III 分别总结了轨迹 NavINST 1 和 2 的误差统计。图 7 展示了所有 5G SA 定位方案的误差累积分布函数（CDF）。从表 II 可以看出，基于 5G 视距和 SBR 的定位误差统计相近，且在 SBR 可用时，SBR 提供的结果略好。然而，当可用 SBR 数量不足（即少于两个）时，它们会导致严重的定位误差，因此均方根（RMS）误差和最大误差会大幅增大。表 III 显示了误差统计存在明显差异，因为该轨迹与基站进行视距通信的可能性较低。这一发现表明，在城市环境中，获得足够数量 SBR 的概率高于进行视距通信的概率。

LoS 和基于 SBR 的定位方案的局部细节如图 8–9 所示。可以看出，当 LoS 或多径信号不可用时，两者会相互补充。这种动态特性使得必须将两者结合起来，以提高达到低于30厘米精度的比例，同时控制 RMS 和最大误差。然而，在某些情况下，如图 10 所示，LoS 和两个

表II NavINST 1轨迹的二维独立定位误差统计汇总

统计 rnx<|endoftext|>	SA 惯性导航系统	SA 5G视距	SA 5G-SBR
RMS	450 千米	6.3 米	40 m
Max	750 千米	107 米	4734 米
低于2米	0.6%	97.4%	99%
低于1米	0.4%	97.4%	99%
低于30厘米	0.2%	97%	98.8%

表 III NavINST 2轨迹的二维独立定位误差统计汇总

统计数据	SA 惯性导航系统	SA 5G视距	SA 5G-SBR
RMS	40 千米	4 m	27 m
Max	65 千米	64 m	3897 米
低于2米	0.8%	94%	98.4%
低于1米	0.06%	93%	98.4%
低于30厘米	0.02%	92%	98.1%

SBR 均不可用，导致 5G 中断。因此，有必要与 OBMS 集成，以弥补这些空缺。

B. 与OB集成的5G视距定位 MS

本节介绍将5G视距测量值与OBMS集成的初步阶段。我们的主要目标是评估所提出的无迹卡尔曼滤波器作为融合引擎的有效性，并与常用的扩展卡尔曼滤波器进行比较。表IV汇总了轨迹NavINST 1和NavINST 2采用无迹卡尔曼滤波器和扩展卡尔曼滤波器进行集成后的误差统计数据。总体而言，显然无迹卡尔曼滤波器的效果优于扩展卡尔曼滤波器。这可归因于扩展卡尔曼滤波器对状态转移模型和观测模型进行线性化时产生的线性化误差。这些误差会导致系统协方差矩阵 $\boldsymbol{P}$ 的预测精度较低，并使卡尔曼增益 $\boldsymbol{K}$ 的计算不够准确，进而造成状态估计较差。不过，如图11和图12所示，两种融合系统方案之间的显著差异在NavINST 2轨迹中比在NavINST 1轨迹中更为明显。对此结果的一种可能解释是，总体而言，NavINST 2轨迹中的5G中断发生频率更高、持续时间更长，如表II和表III所示。此外，NavINST 2中采用性能较差的惯性测量单元来弥补这些间隙，也可能进一步加剧这一情况。

表IV 使用扩展卡尔曼滤波器与无迹卡尔曼滤波器的5G辅助OBMS二维定位误差统计。

错误 Type	NavINST 1		NavINST 2	
	EKF	UKF	EKF	UKF
RMS	1.8 米	0.7 米	5.6 米	0.6 米
Max	23 m	8.3 米	51 m	8。7 米
低于2米	98%	98%	91%	99%
低于1米	97。3%	98%	86%	98%
低于30厘米	92.4%	97。3%	66%	96.6%

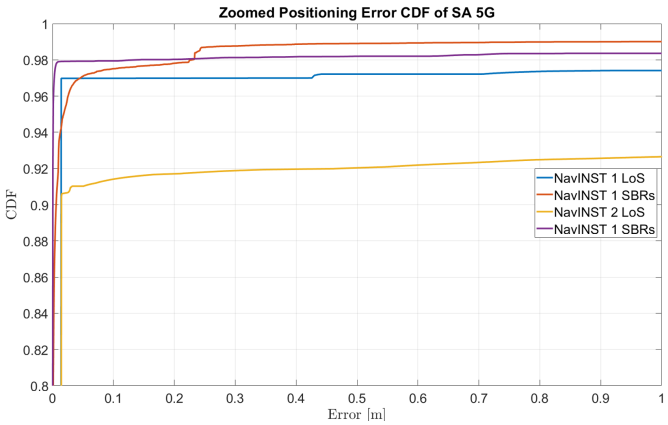

图7. 对于 NavINST 1 和 NavINST 2 的轨迹，独立 5G视距（实线）定位与 5G-SBR（虚线）定位误差的累积分布函数。

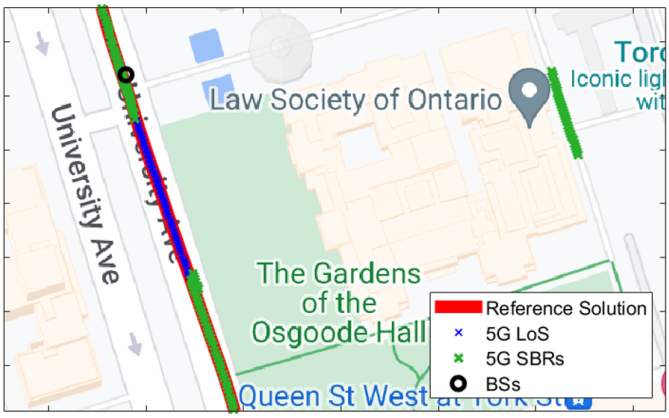

图9. 特写场景，展示在 SBR 中断期间利用视距测量值实现的定位方案。

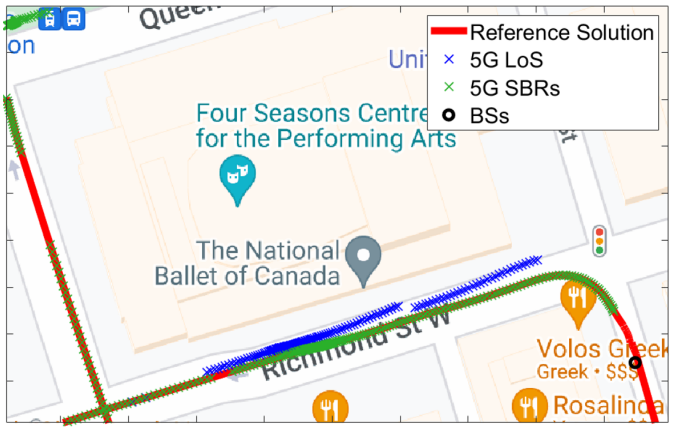

图8. 展示视距中断期间多径定位精度的近景场景。

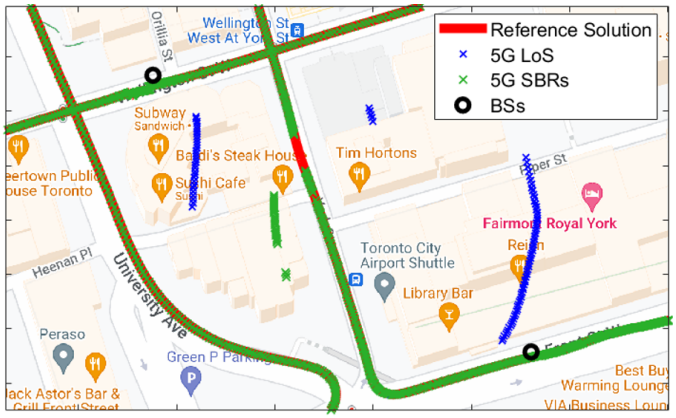

图10. 特写场景，展示视距和 SBR 均不可用的情况。

图13展示了采用所提出的无迹卡尔曼滤波器集成方案所得定位方案与SA 5G 视距测量值的对比细节。

图13展示了另一个近景场景，其中借助 OBMS，成功弥补了此前在图10中观察到的 5G 视距中断。

C. 与基于 *SBR* 的定位集成

在本节中，我们基于先前的研究结果，扩展了集成方法，将 SBR 纳入无迹卡尔曼滤波器。结果汇总于表 V。此外，图 15–16 展示了定位误差累积分布函数。再次可以看出，NavINST 2 轨迹中的结果差异比 NavINST 1 更为明显，这主要是因为 NavINST 2 中断的发生更加频繁。检查 NavINST 2 的结果后可以发现，集成多径信号可以使精度在 97% 的时间内保持在 30 厘米以内，而不利用多径时这一比例仅为 91%。作为参考，自动驾驶车辆要可靠运行，需要达到分米级定位精度在至少 2σ 的时间内达到 < 30 厘米的精度（$> 95\%$）[25]。

表V 融合与未融合 SBR 的 5G 辅助 OBMS 二维定位误差统计。

误差 Type	NavINST 1		NavINST 2	
	不使用 SBR	使用 SBR	不使用 SBR	使用 SBR
RMS	0.7 米	0.2 米	0.5 米	0.2 米
Max	8.3 米	4.5 米	11.7 米	3.1 米
低于2米	98%	98。2%	98.7%	99%
低于1米	97。8%	98。2%	95%	98。5%
低于30厘米	97。3%	98%	90。8%	96。3%

图17–19对比展示了采用无迹卡尔曼滤波器、结合与不结合SBR的所提融合方案的定位结果局部细节。结果表明，应弥补较长时间的视距中断，因为惯性测量单元的定位结果容易发生漂移。相比视距通信，多径信号更可能存在，因此可用于填补这些间隙。

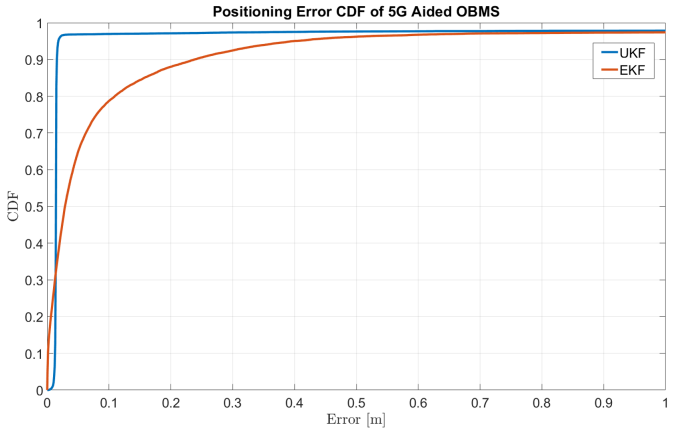

图 11. NavINST 1轨迹中采用扩展卡尔曼滤波器与无迹卡尔曼滤波器的 5G 辅助 OBMS 定位的定位误差累积分布函数。

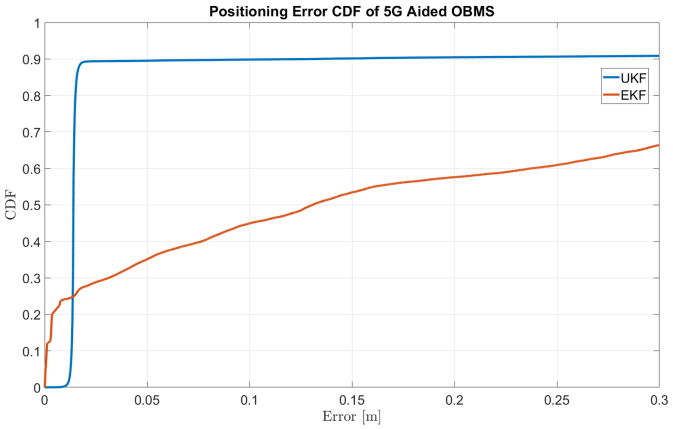

图 12. NavINST 2轨迹中采用扩展卡尔曼滤波器与无迹卡尔曼滤波器的 5G 辅助 OBMS 定位的定位误差累积分布函数。

VIII. 结论

总之，本文提出了一种改进的自动驾驶车辆定位方案，该方案融合了5G 毫米波视距信号和多径信号，并与OBMS集成。研究采用无迹卡尔曼滤波器融合引擎，作为常用扩展卡尔曼滤波器的替代方案。为评估5G测量的可靠性，本文采用了两种技术：第一种基于基站与用户设备之间的通信链路，第二种则依据车辆的运动约束。为验证所提方法，研究使用了两条具有真实车辆动力学特征的轨迹，并采用了不同的低端惯性测量单元。本文还使用了一种具备射线追踪功能的新型准真实5G仿真器来获取5G测量数据。在分析过程中，我们发现，相较于视距链路，SBR更容易获取。此外，研究发现，无迹卡尔曼滤波器优于扩展卡尔曼滤波器，尤其是在5G中断持续时间较长时。最后，我们展示了与多径测量的集成能力。研究结果表明，利用可用的多径信号对于实现分米级精度至关重要。采用所提定位方案后，系统实现了低于30

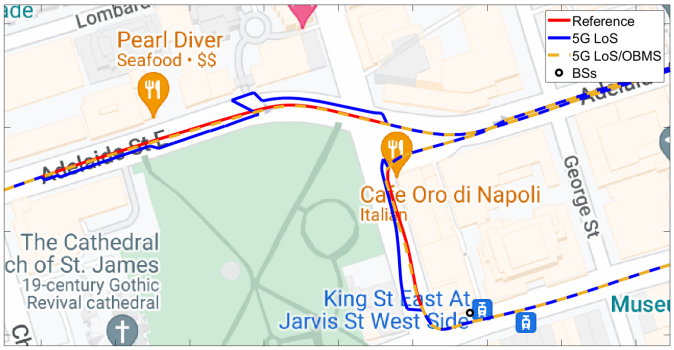

图 13. 采用无迹卡尔曼滤波器的 5G 视距辅助 OBMS 定位方案与 SA 5G视距定位方案的局部放大图。



图 14. 采用无迹卡尔曼滤波器的 5G 视距辅助 OBMS 定位方案与 SA 5G视距定位方案的局部放大图。

约 97% 的时间内，精度可达厘米级；相比之下，不纳入多径信号时，这一比例仅为 91%。

参考文献

[1] T. G. Reid, S. E. Houts, R. Cammarata, G. Mills, S. Agarwal, A. Vora 和 G. Pandey, 《自动驾驶车辆的定位要求》, *SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles*, 第2卷, 第3期, 2019年9月。 [在线]。可访问：https: //doi.org/
10 4271 2 12 02 03 0012 。% F - - - N. Inc., 《GNSS简介》, [2] NovAtel Inc., 技术报告, 2015年。[3] A. Noureldin、T. B. Karamat 和 J. Georgy, 《惯性导航、基于卫星的定位及其集成基础》。柏林、海德堡：Springer, 2013年。[4] H. Wymeersch、N. Garcia、H. Kim、G. Seco-Granados、S. Kim、F. Wen 和 M. Fr¨ohle, "5G 毫米波下行链路车辆定位", 2019年。[5] S. Saleh、A. Elmezayen、Q. Bader、M. Elhabiby 和 A. Noureldin, "未来毫米波无线网络是否会成为基于GNSS的高精度定位的替代定位技术？", 载于*2022 IEEE*第*95*届车辆技术会议：（*VTC2022-Spring*），2022年，第1–5页。[6] Y. Lu、P. Richter 和 E. S. Lohan, "基于5G定位的工业物联网机遇与挑战", 载于*2018*年第*8*届定位与*GNSS*国际会议（*ICL-GNSS*），2018年，第1–6页。[7] S. Sosnin、A. Lomayev 和 A. Khoryaev, "用于改进5G NR室内定位的非视距链路检测算法", 载于*2021 IEEE*国际黑海通信与联网会议（*BlackSeaCom*），2021年，第1–6页。[8] L. Gazzah 和 L. Najjar, "5G 密集网络中带有视距 / 非视距基站识别的增强型协作群定位", *Ad Hoc Networks*, 第89卷, 第88–96页, 2019年。

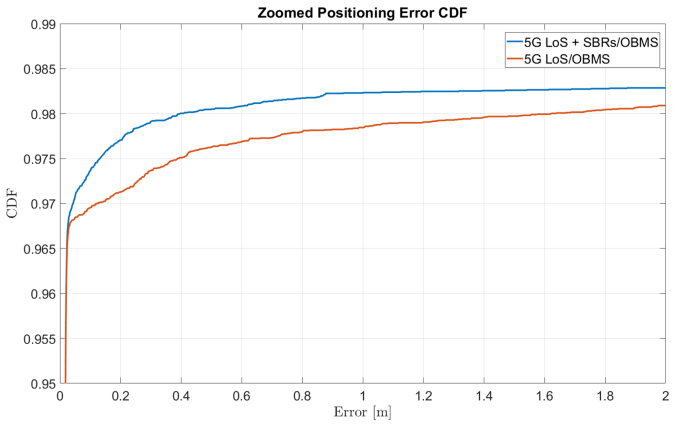

图15. 对于NavINST 1轨迹，采用和未采用SBR的5G辅助OBMS定位的定位误差累积分布函数。



图16. 对于NavINST 2轨迹，采用和未采用SBR的5G辅助OBMS定位的定位误差累积分布函数。

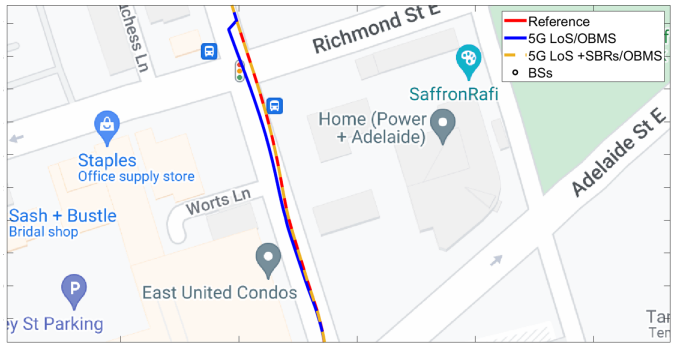

图17. 采用和未采用SBR的5G视距辅助OBMS定位方案的局部放大图。

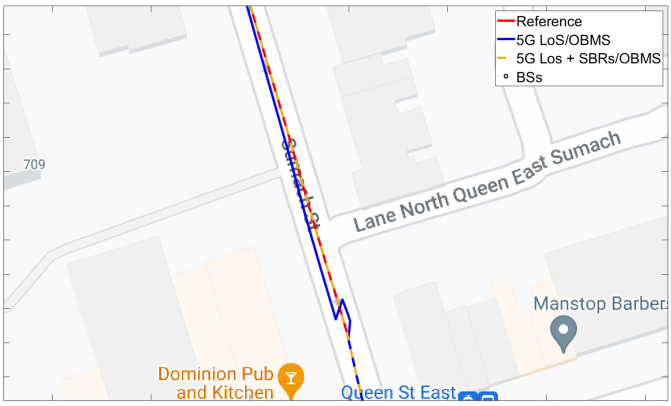

图18. 采用和未采用SBR的5G视距辅助OBMS定位方案的局部放大图（NavINST2轨迹）。

[9] J. Xin、G. Xie、B. Yan、M. Shan、P. Li 和 K. Gao，“使用超宽带传感器和GPU加速的多移动机器人协同定位”，*IEEE*《自动化科学与工程汇刊》，第19卷，第4期，第2699–2710页，2022年。[10] M. Shalihan、R. Liu 和 C. Yuen，“采用神经网络模型缓解UWB定位中的非视距测距误差”，载于*2022 IEEE*第*18*届自动化科学与工程国际会议（*CASE*），2022年，第1370–1376页。[11] A. Xhafa、J. A. del Peral-Rosado、G. Seco-Granados 和 J. A. L´opez- Salcedo，“厘米波5G定位中非视距基站排除的性能”，载于*2021 IEEE*第*93*届车辆技术会议（*VTC2021-Spring*），2021年，第1–5页。[12] A. Xhafa、J. A. del Peral-Rosado、J. A. L´opez-Salcedo 和 G. Seco- Granados，“基于UTDoA、到达角和基站选择性排除的5G定位性能评估”，*Sensors*，第22卷，第1期，第101页，2022年。[13] Z. Li、F. Jiang、H. Wymeersch 和 F. Wen，“具有多径反射路径的非视距环境中的迭代式5G定位与同步算法”，*IEEE*无线通信快报，第1–1页，2023年。[14] R. Mendrzik、H. Wymeersch、G. Bauch 和 Z. Abu-Shaban，“利用5G毫米波MIMO中的非视距分量进行位置与姿态估计”，*IEEE Transactions on Wireless Communica- tions*，第18卷，第1期，第93–107页，2019年。[15] S. Saleh、Q. Bader、M. Elhabiby 和 A. Noureldin，“用于5G多基站定位的去中心化融合方案”，*arXiv*预印本 *arXiv:2303.04192*，2023年。[16] Y. Wang、B. Zhao、W. Zhang 和 K. Li，“基于联邦滤波算法的GNSS/INS/LEO/5G组合导航仿真实验与分析”，*Sensors*，第22卷，第2期，第550页，2022年。

[17] G. Fokin 和 A. Vladyko，“利用距离、方位角和惯性测量在5G-V2X 超密集网络中进行车辆跟踪”，载于*2021*年第*13*届超现代电信与控制系统及研讨会国际大会（*ICUMT*），2021年，第137–142页。[18] S. S. Mostafavi、S. Sorrentino、M. B. Guldogan 和 G. Fodor，“高速公路场景中利用5G毫米波和传感器融合进行车辆定位”，载于*ICC 2020*——*2020*年*IEEE*国际通信大会（*ICC*）。IEEE，2020年，第1–7页。[19] Q. Bader、S. Saleh、M. Elhabiby 和 A. Noureldin，“面向车辆物联网应用的增强型基于5G毫米波的定位的非视距检测”，载于已被*2022*年*IEEE*全球通信大会（*Globecom*）接收，2022年。[20] H. Miao、K. Yu 和 M. J. Juntti，“非视距传播定位：算法推导与克拉美-罗界”，*IEEE*车辆技术汇刊，第56卷，第5期，第2568–2580页，2007年。[21] Q. Bader、S. Saleh、M. Elhabiby 和 A. Noureldin，“迈向高密度城市环境中基于5G毫米波的多径定位又近了一步”，2023年。 [在线]。可访问：https://arxiv.org/abs/2303. 01324[22] X. Zhao 和 Y. Kang，“基于惯性导航系统误差补偿卡尔曼滤波器的组合导航误差分析”，载于*2019*年第*3*届机器人与自动化科学国际会议（*ICRAS*），2019年，第102–106页。[23] S. Julier 和 J. Uhlmann，“无迹滤波与非线性估计”，*IEEE*学报，第92卷，第3期，第401–422页，2004年。[24] A. Abosekeen、A. Noureldin 和 M. J. Korenberg，“利用磁方位角更新改进RISS/GNSS陆地车辆组合导航系统”，*IEEE*智能交通系统汇刊，第21卷，第3期，第1250–1263页，2020年。[25] T. Reid、S. Houts、R. Cammarata、G. Mills、S. Agarwal、A. Vora 和 G. Pandey，“自动驾驶车辆的定位要求”，*SAE*国际网联与自动驾驶车辆期刊，第2卷，第173–190页，2019年9月。

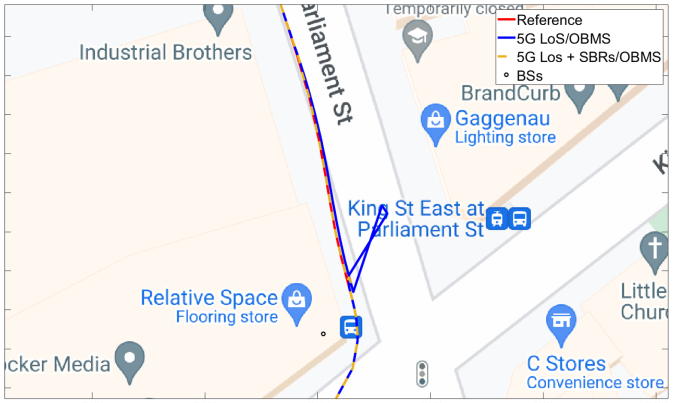

图 19. 5G 视距辅助 OBMS 定位方案的局部放大图，分别显示有 SBR 和无 SBR 的情况（NavINST2 轨迹）。



Qamar Bader （IEEE研究生会员）于2016年在卡塔尔多哈的卡塔尔大学获得电气工程学学士学位，随后在加拿大女王大学获得电气工程学硕士学位。目前，她正在女王大学攻读博士学位。她还是加拿大皇家军事学院（RMCC）导航与仪器技术研究实验室的成员。她目前的研究兴趣包括5G定位与导航、传感器融合、深度学习、计算机视觉以及环境映射。



Sharief Saleh （IEEE 研究生会员）于 2016 年和 2018 年分别获得卡塔尔多哈卡塔尔大学电气工程学士和硕士学位。他在加拿大女王大学完成了电气工程博士学位。在攻读硕士学位期间，他获聘为卡塔尔大学研究生助理，随后被任命为卡塔尔多哈卡塔尔大学的研究助理。目前，他是 RMCC 导航与仪器技术研究实验室的成员。他目前的研究兴趣包括5G定位与导航、传感器融合、传感器与仪器、信号处理、强化学习和人工智能。



Mohamed Elhabiby 曾于 2008 年至 2014 年担任加拿大地球物理联合会大地测量学分部财务主管。目前，他是埃及开罗艾因·夏姆斯大学工程学院副教授。他还是 Micro Engineering Tech Inc.（位于艾伯塔省卡尔加里）的执行副总裁兼联合创始人。该公司是一家高科技国际企业，专注于高精度工程、仪器技术、移动测绘、激光扫描、变形监测以及 GPS/惯性导航系统集成。他是一项考古任务的负责人。在开罗吉萨大金字塔区域。他荣获Astech奖。Avenue杂志将他评为40位40岁以下杰出人士之一。他担任WG 4.1.4：成像技术、分委员会4.1：GNSS替代与备份方案主席。2008年至2012年，他主持了加拿大地球物理联合会年会的地理计算与网络基础设施口头报告专题。



Aboelmagd Noureldin （IEEE高级会员）于1993年和1997年分别获得埃及开罗大学电气工程学士学位和工程物理硕士学位，并于2002年获得加拿大阿尔伯塔省卡尔加里大学电气与计算机工程博士学位。他是加拿大皇家军事学院（RMCC）电气与计算机工程系教授，同时兼任计算学院和电气与计算机工程系职务，女王大学。他还是RMCC导航与仪器研究实验室的创始人兼主任。他已出版两本书、四篇书籍章节，并在期刊、杂志和会议论文集中发表了270余篇论文。他的研究兴趣包括全球卫星导航系统、无线定位与导航、室内定位和多传感器融合，重点面向自主系统、智能交通、道路信息服务、人群管理和车联网等相关应用。他的研究成果促成了13项专利，并推动多项定位、位置与导航系统相关技术获得许可并应用于业界。