深度城市环境中的5G毫米波定位集成：优势与挑战

Sharief Saleh *†、Qamar Bader *†、Malek Karaim †、Mohamed Elhabiby ‡和Aboelmagd Noureldin *†
* 加拿大安大略省金斯顿市女王大学电气与计算机工程系
† 加拿大皇家军事学院导航与仪器（NavINST）研究实验室，电气与计算机工程系，加拿大安大略省金斯顿市
‡Micro Engineering Tech. Inc. 邮箱：{sharief.saleh, qamar.bader, nourelda}@queensu.ca

arXiv:2305.02284v1 [eess.SP] 3 May 2023

摘要——**自动驾驶汽车（自动驾驶汽车）要实现最高水平的自主性，需要精准可靠且不受环境影响的定位解。文献已广泛研究利用5G毫米波信号提供此类定位解。然而，显而易见的是，仅靠5G无法提供不间断的定位服务，因为中断不可避免。为此，少数研究探索了将毫米波定位与车载运动传感器（OBMS），例如惯性测量单元（IMU）和里程计相结合的优势。受惯性导航系统（INS）与全球导航卫星系统（GNSS）集成研究的启发，现有方法均采用紧耦合（TC）集成方案，这限制了此类集成的潜力。此外，所提出的方法均使用基于概率的视距（LOS）假设，通过仿真的5G和INS数据进行验证。这种实验设置无法凸显5G-OBMS集成的真正优势与挑战。因此，本研究首先探讨将松耦合（LC）5G-OBMS集成方案作为TC方案的可行替代方案。随后，研究利用一种新颖的准真实仿真设置，考察这种集成在深度城市环境中的优点与挑战。该设置包含来自Siradel仿真器的准真实5G测量值，以及从多伦多市中心一段充满挑战、长达一小时的轨迹中采集的真实商用级IMU测量值。该轨迹中出现了多次自然5G中断，有助于评估集成方案的性能。所提出的松耦合方法在14厘米精度范围内的时间占95%，同时显著限制了自然5G中断期间的定位误差。**

索引词—**5G；自动驾驶汽车；惯性导航系统；卡尔曼滤波器（KF）；松耦合（LC）；毫米波；定位。**

I. 引言

实现自动驾驶汽车高度自动化的潜在益处众多，包括提高安全性、增强可靠性以及降低拥堵率，这将显著改善城市交通网络 [1]。因此，预计未来几年北美自动驾驶汽车市场将以 17.1% 的复合年增长率（CAGR）增长，到 2030 [2] 达到 52.3B 的规模。实现完全自动驾驶的主要前提之一，是能够在 95% 的时间内提供精度达到分米级的不间断定位解。

为此，目前现代车辆中已安装了多种具备定位能力的技术，例如全球导航卫星系统（GNSS）、基于网络的接收器、惯性导航系统（INS）、里程计和基于感知的系统。数十年来，研究人员一直在研究和开发这些定位技术，以满足自动驾驶汽车市场的需求。然而，没有任何一种定位技术能够在所有环境中应对所有可能的驾驶动态并提供可靠的解决方案。例如，GNSS 在开阔天空环境中可提供厘米级精度，但在城市峡谷中，由于信号多径和遮挡，其性能会显著下降 [3]。在城市峡谷场景中，可以采用 WiFi 和超宽带（UWB）等替代无线定位方案。然而，由于通信距离较短，这些方案需要密集部署，成本可能高到难以承受 [4]。摄像头、激光雷达和雷达等基于感知的系统可能适用于城市峡谷场景，但在场景受到部分遮蔽或遭遇恶劣天气时，性能会下降 [5]，[6]。基于惯性测量单元（IMU）和里程计等的航位推算系统统称为车载运动传感器（OBMS）；它们不会受到信号遮挡的影响，但受其固有设计限制，误差会不断累积 [3]。

另一方面，新兴的5G新空口（NR）蜂窝网络配备了关键技术，可在城市峡谷等全球导航卫星系统拒止环境中支持高精度定位。此外，与超宽带和WiFi技术不同，5G的通信距离更远，并将为通信目的在城市峡谷中密集部署。另外，与基于感知的系统不同，5G新空口不受天气影响。此外，5G定位信号的带宽将达到400 MHz，从而能够实现极为准确的基于时间的测量，例如到达时间（TOA）、往返时间（RTT）和到达时间差（TDOA） [7]。此外，5G系统将具备大规模多输入多输出能力，从而能够精确测量下行离开角（DL-AOD）和上行到达角（UL- AOA） [8]。因此，可实现混合距离与

角度定位解，并且仅依靠单个基站（BS）即可运行；而三边定位和基于三角定位的方法至少需要三个基站才能运行。因此，预计5G新空口将在城市峡谷环境中取代GNSS卫星的作用，在可用时提供定位服务，以估计并重置OBMS偏差。同样，在因非视距（NLOS）通信而发生5G中断期间，预计OBMS将填补定位空档，确保定位解连续无缝。因此，将5G毫米波定位技术与OBMS相结合，有望为深度城市环境中的自动驾驶汽车提供精确、连续且不受环境影响的定位解，而其他定位技术在这些环境中可能会失效。

5G与外部传感器的集成是一个相对未被探索的研究领域，只有少数研究涉及这一问题。 [9] 中的作者提出了一种紧耦合（TC）方法，将5G的到达方向（AOD）和到达时间（TOA）测量值直接与安装在x轴和y轴上的两个加速度计进行集成。在不纳入陀螺仪测量值的情况下单独使用加速度计是不寻常的，因为这些传感器通常会结合使用。此外，尽管已有加速度计测量值可用，作者仍采用了恒加速度状态转移模型，这一点很奇怪。作者在二维环境中进行了仿真，但这在实际应用中并不实用，因为其忽略了俯仰角和横滚角的估计。 [10] 中的作者提出使用不变扩展卡尔曼滤波器（InEKF），以紧耦合方式集成水平到达方向（AOD）、垂直到达方向（AOD）和到达时间（TOA）测量值。所提出的方法在状态转移过程中采用六个惯性测量单元（IMU）传感器，相较于先前工作的恒加速度模型具有优势。滤波器的状态包括位置、速度和姿态（PVA）导航状态，以及六个IMU偏差，这在全球导航卫星系统（GNSS）-惯性导航系统（INS）滤波器中是常见做法。作者使用完全仿真的环境，对所提出方法在5G和惯性测量单元测量值方面进行了验证。在 [11], 中，作者提出了一种联邦扩展卡尔曼滤波方法，利用紧耦合（TC）和松耦合（LC）方案相结合的方式，集成来自5G、INS、GNSS和低地球轨道卫星的测量值。该方法除主滤波器外还采用三个子滤波器，其中每个子滤波器在惯性测量单元测量值与三种辅助技术之一之间执行紧耦合集成。随后，每个子滤波器的输出通过松耦合（LC）方法在主滤波器中进行集成。该方法中的5G-INS部分利用来自四个基站的到达时间（TOA）测量值执行集中式三边定位。正如 [12]和[13]中所讨论的，由于用户设备接近其中一个已连接基站，可能会产生较大的线性化误差。在现实场景中，能够接入四个基站同样是不现实的。此外，所提出的方法采用线性化的基于机械编排的状态转移模型，这会引入不必要的线性化误差。最后，结果是基于模拟的 5G 和惯性测量单元（IMU）数据生成。

总之，显然关于5G与OBMS集成的研究数量有限。现有方法采用TC方法，因此会产生线性化误差。此外，这些方法的验证仅依赖于5G和惯性测量单元测量值的仿真数据，可能无法充分体现现实场景中的复杂性。因此，本文首先提出将LC融合作为TC方案的替代方案。其次，本文利用一种新颖的准真实仿真设置，研究5G与低成本OMBS集成的优势和挑战。该设置结合了多伦多市中心一段为时一小时的轨迹中采集的真实惯性测量单元数据，以及由Siradel仿真器生成的高保真5G信号仿真数据。

本文结构安排如下：第二节建立系统模型。第三节介绍5G-OBMS集成方法。第四节介绍研究所用的实验设置，并展示有关5G-OBMS集成的研究结果与讨论。最后，第五节总结全文。

II. 系统模型

A. 系统状态

在本研究中，卡尔曼滤波器的状态包括位置、速度和姿态状态，以及六个陀螺仪和加速度计的偏差。用户设备（UE）的三维位置在通用横轴墨卡托（UTM）坐标系中表示为 (x, y, z)，在世界大地测量系统（WGS）中表示为 (φ, λ, h)。车辆在当地水平坐标系（l系）中表示的速度状态为 (v_e, v_n, v_u)，分别表示东向、北向和上向速度。车辆在其车体坐标系（b系）中表示的速度为 (v_x, v_y, v_z)，分别对应纵向、横向和垂直方向的速度。车辆的b系与l系之间的角旋转构成车辆的姿态状态。姿态角包括俯仰角、横滚角和方位角，分别表示为 (p, r, a)。三个陀螺仪和三个加速度计的偏差状态分别为 $(\delta\omega_x, \delta\omega_y, \delta\omega_z)$ 和 $(\delta f_x, \delta f_y, \delta f_z)$。

*B. 5G*可测量量

5G基站的位置表示为 (x_{BS}, y_{BS}, z_{BS})。因此，用户设备与基站之间的距离测量值可以表示为式 (1) 所示的形式。

$$r = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2} \tag{1}$$

其中，$(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 表示用户设备的位置 (x, y, z) 与无线节点的位置 (x_{BS}, y_{BS}, z_{BS}) 之间的差值。在本研究中，采用往返时间距离测量值：

$$\tau_{RTT} = 2\Delta t$$
$$r = c\frac{\tau_{RTT}}{2}, \tag{2}$$

其中， Δt 是发射端记录的离开时间（TOD）与接收端测得的到达时间（TOA）之间的时延， c 是光速。相对于基站方向，基站与用户设备之间的相对水平角和垂直方向角可表示为式（3）所示。

$$\theta = \tan^{-}1\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right)$$
$$\psi = \sin^{-}1\left(\frac{\Delta z}{r}\right) \tag{3}$$

其中， θ 为水平方向的到达方向（AOD）， ψ 为垂直方向的到达方向（AOD）。

C. OBMS 可测量量

惯性测量单元通常由三个正交加速度计和三个正交陀螺仪组成。随后，可根据加速度计感测到的力计算车辆在机体坐标系中的加速度 $f_b = [f_x, f_y, f_z]$。此外，陀螺仪测量车辆绕陀螺仪轴线的旋转速率 $\omega_b = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]$。另一方面，车轮里程计传感器用于轮式车辆，以计算车辆在机体坐标系中的前向速度[3]。具体做法是测量单位时间内车轮转动的圈数； ω_{Odo}。由此得到的前向速度按如下方式计算 [3]:

$$v_{Odo} = 2\pi r_{wheel} \cdot \omega_{Odo}, \tag{4}$$

其中， r_{wheel} 为车轮半径。

III. 方法论

总体定位方法由三个阶段组成，如图 1 所示。首先，借助 [14]，提出的非视距检测方案以及 [15] 提出的松耦合卡尔曼滤波集成方案，计算 5G 独立组网下的视距（LOS）定位解。其次，通过对加速度计和陀螺仪测量值进行机械编排，计算基于航位推算的定位解。最后，在松耦合扩展卡尔曼滤波中融合这两种定位解以及里程计测量值，从而得到增强的定位解。

*A. 5G*独立定位

在这项工作中，我们认为 BSs 可使用由天线组成的均匀线性阵列（ULA），从而只能进行水平方向的到达方向测量。为了计算 UE 的三维位置，需要对 UE 的高度作出假设。也就是说，我们假设 UE 保持恒定高度，这一假设对于自动驾驶汽车而言是合理的。因此，可以按照（5）所示计算 UE 的位置。

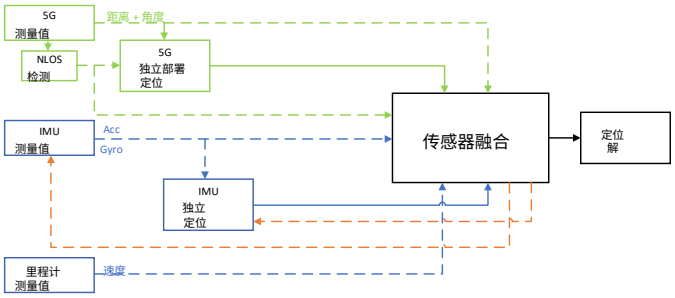


图 1：提出的 5G 与 OBMS 之间的 LC 融合。

$$x = r_{2D} \cdot \sin(\theta) + x_{BS}$$
$$y = r_{2D} \cdot \cos(\theta) + y_{BS} \tag{5}$$
$$r_{2D} = \sqrt{r^2 - \Delta z^2}$$

其中， r_{2D} 表示 BS 与 UE 之间的二维距离。对于每个参与定位的 BS，均执行此计算。为了选择参与定位的视距 BS，采用了 [14]，中提出的非视距检测算法。该方法利用基于功率的距离测量与基于时间的距离测量之间的差异，区分视距信号和非视距信号。随后，在一个线性卡尔曼滤波器中，以 LC 方式融合所选 BS。该滤波器采用恒速转移模型。有关滤波器设计的详细信息，请参见 [15]。滤波器的输出将是一个独立的 5G 视距定位解。

B. 惯性导航系统机械编排

通过累积和转换加速度与陀螺仪测量值来计算位置、速度和姿态状态的过程称为惯性导航系统机械编排。图 2 展示了惯性导航系统机械编排的一般框图，如 [3]所述。惯性导航系统机械化过程由两个主要步骤组成。第一步是通过消除外部影响、投影并累积陀螺仪测量值来计算姿态角。第二步是通过消除外部影响、投影并累积加速度计测量值，计算 l系中的速度和位置。

陀螺仪和加速度计的测量值都会受到两个外部因素的影响：一是沿非线性坐标运动引起的方向变化，二是地球相对于惯性坐标系的旋转速度。这些影响分别由 $\boldsymbol{\omega}_{el}^{l}$ 和 $\boldsymbol{\omega}_{ie}^{l}$表示 [3]。加速度计测量值还需补偿一个额外的外部因素，即地球重力对三个传感器的影响，记为 $\boldsymbol{g}_l$ [3]。旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_b^l$用于将状态和测量值从机体坐标系转换到 l系。转换到 l系非常重要。

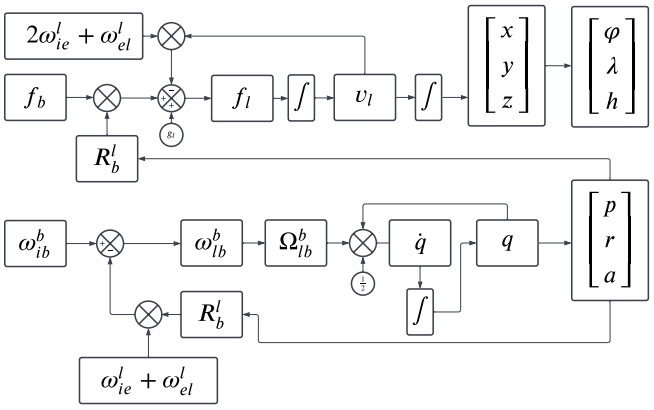


图 2：惯性导航系统机械编排框图。

为了获得可与地图配合使用的有效定位解 [3]。机械化过程的最后一步是对测量值进行积分/累积，以计算位置、速度和姿态状态。为了计算车辆在 l 系中的速度，需要对 l 系加速度进行一次积分。再对这些速度进行第二次积分，即可计算车辆的位置。然而，为了计算姿态状态，需要使用四元数，记作 $\boldsymbol{q}$, [3]。四元数是一种用于表示物体在三维空间中方向的数学概念，与传统方法相比，它可以实现更高效、更准确的计算 [3]。当前历元的四元数向量 k 的计算依赖于前一历元的四元数 $\boldsymbol{q}_{k-1}$ 以及当前历元陀螺仪测量值的反对称矩阵$\boldsymbol{\Omega}_{lb_k}^{b}$，如式（6）所示。随后，可以轻松地将四元数向量转换回俯仰角、横滚角和方位角，详见 [3]。

$$\boldsymbol{q}_k = \boldsymbol{q}_{k-1} + \frac{1}{2}\Delta t \boldsymbol{\Omega}_{lb_k}^{b}\boldsymbol{q}_{k-1} \tag{6}$$

C. 传感器融合

5G 与 OBMS 技术的集成采用紧组合融合方案中的扩展卡尔曼滤波器（EKF）。滤波器的状态如式（7）所示。

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} \varphi & \lambda & h & \dots \\ v_e & v_n & v_u & \dots \\ p & r & a & \dots \\ \delta\omega_x & \delta\omega_y & \delta\omega_z & \dots \\ \delta f_x & \delta f_y & \delta f_z & \end{bmatrix}^T \tag{7}$$

前九个位置、速度和姿态状态的转移模型由前文所述的机械化过程构成。六个传感器偏差的转移模型则由式（8）所示的一阶高斯-马尔可夫模型描述。

$$\begin{aligned} \delta\dot{\omega} &= -\beta_\omega \delta\omega + \sqrt{2\beta_\omega} w_{\omega_B}(t) \\ \delta\dot{f} &= -\beta_f \delta f + \sqrt{2\beta_f} w_{f_B}(t) \end{aligned} \tag{8}$$

滤波器的测量向量如式（9）所示，由融合后的5G独立定位解和投影到l系中的里程计速度构成。

$$\boldsymbol{z} = \begin{bmatrix} \varphi_{5G} & \lambda_{5G} & h_{5G} & v_{e_{Odo}} & v_{n_{Odo}} & v_{u_{Odo}} \end{bmatrix}^T \tag{9}$$

可以清楚地看出，前六个状态与测量值之间的关系确实是线性的。因此，与文献中采用的 TC 方法不同，所提出的松耦合方法不会产生线性化误差。

IV. 实验设置与结果

A. 实验设置

为评估5G集成定位的优势与挑战，我们使用 Siradel 的 5G信道仿真器创建了一个准真实仿真设置。Siradel 包含基于激光雷达的地图，描绘了加拿大多伦多等人口稠密城市市中心区域的建筑物、植被和水体，如图 3 所示。仿真器需要用户设备和与其虚拟连接的基站的位置，以计算所需的定位观测量。为模拟真实轨迹，我们驾驶一辆配备 NovAtel ProPak6 高端定位解的车辆，穿行于多伦多市中心的深度城市区域，从而生成真值轨迹。如图 4 所示，该轨迹持续 1 小时 13 分钟，行驶距离为 9 公里。接下来，我们开发了一种算法，按照第三代合作伙伴计划标准 [16]，沿行驶轨迹部署基站，基站间距为 250 米。我们在 Siradel 中将基站配置为以毫米波 28 GHz 频率和 400 MHz 带宽运行。最后，将生成的基站位置和参考解导入 Siradel，以生成 5G可测量量。此外，车辆还配备了 TPI 商用级惯性测量单元和 OBD-II 里程计，以提供用于集成的真实数据。

B. 结果与讨论

对长达一小时的轨迹进行仿真后发现，用户设备同时连接到最多三个基站的概率为 30%。分析还表明，用户设备有 46% 的时间能够连接到两个基站，而仅有 21% 的时间能够连接到单个基站。此外，完全失去与所有基站的视距连接的概率较低，为 3%。事实上，在整个轨迹过程中出现了四次自然发生的 5G中断，严重程度各不相同。为评估 5G-OBMS集成的重要性，我们将所提出的 LC集成方案与构成该集成方案的独立 5G 和 INS 解决方案进行比较。所得三维定位误差的累积分布函数如图 5 所示。正如预期的那样，

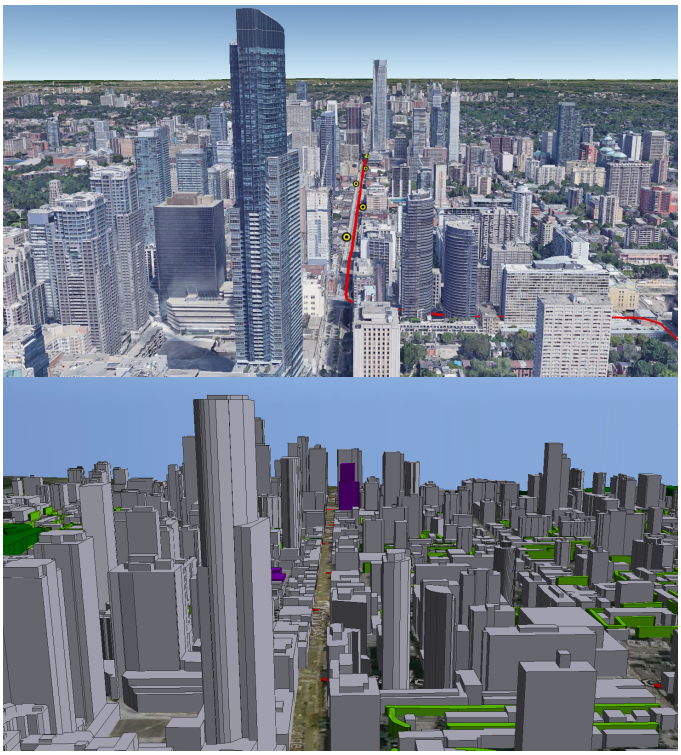


图3：多伦多市中心，谷歌地球（上）与 Siradel 仿真工具（下）。

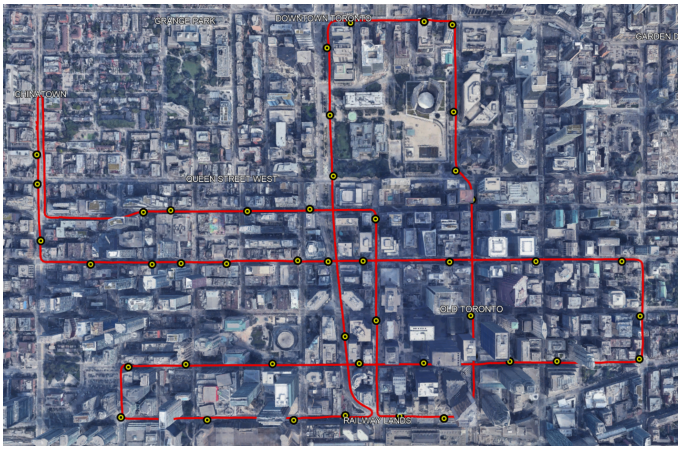


图4：多伦多市中心轨迹。

商用级 INS 独立解决方案无法长时间提供稳定的定位解。另一方面，可以看出，在厘米级误差范围内，独立 5G 解决方案与集成的 5G-OBMS 解决方案几乎没有差异，因为两者的表现都相对较好。这是意料之中的，因为低成本惯性测量单元无法提供高精度的定位支持

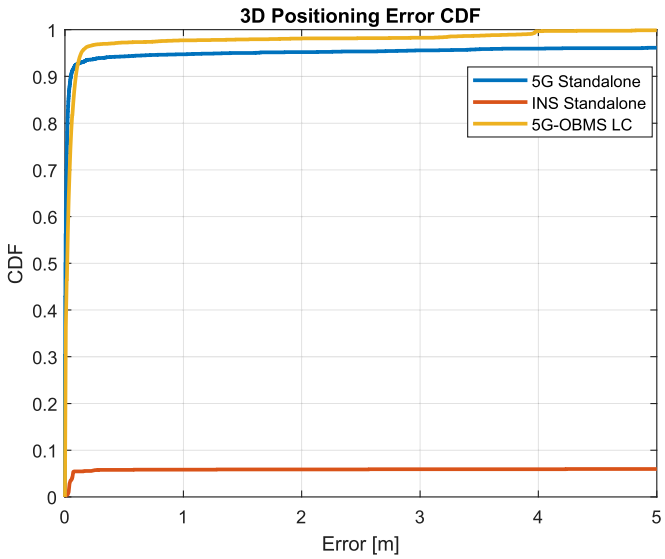


图5：三维定位误差的累积分布函数。

对于相当精确的5G毫米波定位解而言，情况确实如此。然而，在误差较大的范围内，5G-OBMS方案的表现明显优于独立5G方案。这主要是因为较大的5G定位误差是由5G完全中断造成的，此时独立5G多基站融合滤波器依赖于匀速模型。另一方面，集成式5G-OBMS仅依靠惯性测量单元和里程计，能够无缝弥合这些间隙。表I总结了三种方案的定位误差统计数据。可以看出，独立惯性导航系统方案在超过6%的时间内无法保持亚米级精度。这主要是由于在较长时间内，加速度计和陀螺仪偏差分别呈二次和三次累积所致。融合滤波器应对这些偏差进行估计和抑制。表I还显示，在最大误差和均方根误差方面，集成式5G-OBMS的表现明显优于独立5G方案。此外，由于上述原因，在亚米级和亚分米级误差统计指标方面也取得了小幅提升。最后，所提出的集成方案在95%的时间内实现了14厘米的精度。

表I：三维定位误差统计摘要

统计数据	5G-SA	INS-SA	5G-OBMS
RMS	9 m	1e4 米	0.5 米
Max	89.3 米	1.7e4 米	6.3 米
< 2 米	95.2%	5.9%	98.1%
< 1 米	94.7%	5.8%	97.7%
< 30 厘米	93.9%	5.7%	96.9%

*C. 5G-OBMS*集成的优势与挑战

上述讨论表明，集成5G与OBMS方案具有两个优点。首先，正如结果所示，集成方案能够充分且无缝地弥合不可避免的5G中断，从而将最大定位误差大幅限制在可接受范围内。其次，在城市峡谷等GNSS拒止环境中，集成方案为惯性测量单元提供了大量误差重置机会。因此，在5G中断期间，惯性测量单元能够利用无偏差的测量值和状态启动航位推算方案。

然而，随着5G-OBMS集成研究群体仍处于发展初期，尚有大量挑战需要应对。首先，需要适当调整扩展卡尔曼滤波器的测量协方差矩阵和过程协方差矩阵，以准确估计偏差，这是一个重大挑战。其次，作者认为，可以通过在车辆静止时暂停机械化过程，进一步增强独立惯性导航系统方案。这也将停止传感器残余偏差（如有）的累积。寻找合适的静止检测机制将构成一项挑战。最后，研究发现，作为辅助信息的5G位置测量值对姿态和陀螺仪偏差状态的可观测性较弱。这意味着，拥有准确的位置测量值并不能保证对上述状态进行适当的估计和误差校正。为解决这一挑战，5G方案应能够提供基于姿态的校正，这也称为六维状态估计。为实现这一点，用户设备必须配备二维天线阵列，以测量下行链路到达角，这带来了经济方面的挑战。

V. 结论

尽管5G新空口有望实现高密度基站部署，但预计仍会发生中断。根据该研究，完全5G中断将在3%的时间内发生。尽管发生概率较低，中断仍是误差的主要来源，并会导致无法容忍的定位误差。本文表明，5G与OBMS的融合能够平稳地弥补此类中断，并保持较低的误差水平。研究还表明，在城市区域，5G确实能够取代全球导航卫星系统，并为惯性导航系统提供所需的偏差估计与校正服务。此外，研究表明，这种融合也带来了一系列亟待解决的挑战，具体包括融合滤波器的调优、机械编排停止机制，以及5G可测量量对于滤波器各状态的可观测性。最后，本文提出了一种基于松耦合扩展卡尔曼滤波的融合滤波器，作为TC方案的替代方案，以避免线性化误差。所提出的松耦合方法在95%的时间内实现了14厘米级的精度，同时在自然发生的5G中断期间显著限制了定位误差。所有分析和方法均采用一种新颖的实验配置完成，该配置由准真实♀♀♀♀♀♀来自 Siradel 的 5G 测量值，以及在多伦多市中心一段长达一小时的复杂轨迹中采集的真实 IMU测量值。

参考文献

[1] 加拿大自动驾驶与联网车辆政策框架工作组，“加拿大自动驾驶与联网车辆政策框架”，PPSC，技术报告，2019 年。[2] S. A. S. Mohamed、M.-H. Haghbayan、T. Westerlund、J. Heikkonen、H. Tenhunen 和 J. Plosila，“自主导航系统的里程计综述”，*IEEE Access*，第 7 卷，第 97 466–97 486 页，2019 年。[3] A. Noureldin、T. B. Karamat 和 J. Georgy，惯性导航、卫星定位及其集成基础。柏林、海德堡：Springer，2013 年。[4] M. Koivisto、A. Hakkarainen、M. Costa、P. Kela、K. Lepp¨anen 和 M. Valkama，“密集5G网络中的高效设备定位与位置感知通信”，*IEEE Communications Mag- azine*，第 55 卷，第 8 期，第 188–195 页，2017 年。[5] N. Yang、R. Wang、X. Gao 和 D. Cremers，“单目视觉里程计的挑战：光度校准、运动偏差和滚动快门效应”，*IEEE Robotics and Automation Letters*，第 3 卷，第 4 期，第 2878–2885 页，2018 年。[6] A. Abosekeen、T. B. Karamat、A. Noureldin 和 M. J. Korenberg，“全球导航卫星系统受限环境下基于自适应巡航控制雷达的定位”，*IET Radar, Sonar and Navigation*，第 13 卷，第 10 期，第 1666–1677 页，2019 年。[7] H. Wymeersch 和 G. Seco-Granados，“无线电定位与感知——第二部分：最新技术水平与挑战”，*IEEE Communications Letters*，第 26 卷，第 12 期，第 2821–2825 页，2022 年 12 月，会议名称：IEEE Communications Letters。[8] S. Dwivedi、R. Shreevastav、F. Munier、J. Nygren、I. Siomina、Y. Lyazidi、D. Shrestha、G. Lindmark、P. Ernstr¨om、E. Stare、S. M. Razavi、S. Mu- ruganathan、G. Masini、 ˚A. Busin 和 F. Gunnarsson，“5G网络中的定位”，*IEEE Communications Magazine*，第 59 卷，44，2021 年 11 月，38no. pp. – 。[9] S. S. Mostafavi、S. Sorrentino、M. B. Guldogan 和 G. Fodor，“在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*IEEEInternationalConference onCommunications (ICC)*，2020 年 6 月，第 1–7 页，iSSN：1938-1883。[10] Y. Luo、M. Wang、C. Guo 和 W. Guo，“基于不变扩展卡尔曼滤波器的5G/SINS组合导航仿真研究”，载于*China Satellite Navigation Conference (CSNC)*，《电气工程讲义》系列，C. Yang 和 J. Xie 编。新加坡：Springer，2021 年，第 455–466 页。[11] 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 1 月，编号：2，出版商：Multidisciplinary Digital Publishing Institute。

[12] [ ] 1424 8220 22 2 550 在线。可访问：https://www.mdpi.com/ - / / / S. Saleh、S. Sorour 和 A. Noureldin，“利用动态调谐协方差矩阵的毫米波到达时间差车辆定位”，载于*2021 IEEEGlobecomWorkshops (GCWkshps)*，2021 年，第 1–6 页。[13] S. Saleh、A. S. El-Wakeel 和 A. Noureldin，“利用动态协方差矩阵调谐的基于扩展卡尔曼滤波器的5G赋能车辆定位”，*IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*，第 45 卷，第 3 期，第 192–198 页，2022 年，会议名称：IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering。[14] Q. Bader、S. Saleh、M. Elhabiby 和 A. Noureldin，“面向车辆物联网应用的增强型5G毫米波定位的非视距检测”，载于*IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*，2022 年 12 月，第 5643–5648 页。[15] S. Saleh、A. Elmezayen、Q. Bader、M. Elhabiby 和 A. Noureldin，“未来毫米波无线网络能否成为基于全球导航卫星系统的高精度定位的替代定位技术？”，载于*Vehicular Technology Conference (VTC)*，2022 年 6 月，第 1–5 页，iSSN：2577-2465。[16] J. Levine，“5G小蜂窝部署基础”，载于*2020 IEEE Communications Society Training Course*，2020 年。