# 迈向高密度城市环境中基于5G毫米波的多径定位更近一步

Qamar Bader、Sharief Saleh，加拿大安大略省金斯顿女王大学Mohamed Elhabiby，加拿大卡尔加里 *Micro Engineering Tech Inc.*Aboelmagd Noureldin，加拿大安大略省金斯顿女王大学；加拿大皇家军事学院

arXiv:2303.01324v1 [eess.SP] 2 Mar 2023

**个人简介**

**Qamar Bader** 于2016年获得卡塔尔多哈卡塔尔大学电气工程理学学士学位，目前正在加拿大女王大学攻读电气工程理学硕士学位。她目前是加拿大皇家军事学院导航与仪器研究实验室的成员。她目前的研究兴趣包括基于5G毫米波的定位与导航、传感器融合、深度学习、计算机视觉和环境制图。

**Sharief Saleh** 于2016年和2018年分别获得卡塔尔多哈卡塔尔大学电气工程理学学士学位和理学硕士学位。目前，他正在加拿大女王大学攻读电气工程博士学位。他目前是加拿大皇家军事学院导航与仪器研究实验室的成员。他目前的研究兴趣包括5G定位与导航系统、传感器融合和最优估计器。

**MohamedElhabiby** 他目前是艾因夏姆斯大学副教授，同时担任 Micro Engineering Tech Inc. 执行副总裁及联合创始人。此外，他还领导开罗吉萨大金字塔地区的一项考古任务。他曾主持多个环节，包括地理计算与网络基础设施口头报告环节和工作组4.1.4：成像技术。他曾获 Astech奖，并获 Avenue杂志评选为40位40岁以下杰出人士之一。他的专长包括高精度工程、仪器技术、移动测绘、激光扫描、变形监测和 GPS/INS集成。

**AboelmagdNoureldin** 他拥有卡尔加里大学电气与计算机工程博士学位，是加拿大皇家军事学院教授，并在该校创立了导航与仪器研究实验室。他已发表270多篇论文、出版两本书并撰写四部书籍章节，是全球卫星导航系统、无线定位与导航、室内定位和多传感器融合领域的专家。他的研究聚焦于自主系统、智能交通和车联网，并由此获得了13项专利，以及多项位置、定位和导航系统领域的授权技术。

**摘要**

5G 毫米波技术能够化多径为助力，因为多径分量在时间域和角度域中变得高度可分辨。文献中不仅利用多径信号对用户设备（UE）进行定位，还利用它们绘制周围环境地图。然而，文献中的许多基于多径的方法都采用了一个共同假设，即多径信号仅由单次反射造成，但实际情况通常并非如此。目前文献中能够准确滤除高阶反射的方法寥寥无几，这使得多径信号难以加以利用。本文提出一种基于集成学习的模型，利用5G信道参数按照反射阶数对信号路径进行分类。该模型使用准真实光线追踪5G仿真器生成的大型数据集进行训练，该仿真器采用了真实城市中心环境的三维地图，共获得3.6百万个观测值。训练后的模型测试准确率达到99.5%。本文采用一种基于单次反射的定位方法来验证定位误差。训练后的模型使定位方案在97%的时间内保持亚$30cm$级精度。

## I. 引言

精确的定位与测绘对于自动驾驶车辆安全、高效地运行至关重要，在城市环境中尤其如此。要让车辆做出明智决策并安全行驶，必须能够准确确定车辆在环境中的位置，并了解周边区域的布局。城市环境给自动驾驶车辆带来了诸多挑战，例如复杂的道路网络、动态变化的交通状况，以及高密度的障碍物和行人。缺乏精确的定位与测绘，自动驾驶车辆可能难以在这些环境中安全行驶，甚至可能危及其他道路使用者（Reid 等，2019）。

**1. 问题陈述**

GPS 定位方案广泛应用于自动驾驶车辆，但其精度和可靠性可能受到城市环境的影响。在城市地区，高层建筑、桥梁和其他结构可能会阻挡或反射卫星信号，从而产生多径和阴影效应。这些效应会降低定位精度，甚至导致信号完全被阻断。此外，拥挤的射频环境也可能对 GPS 信号造成干扰（Jing 等人，2022年）。惯性导航系统（INS）和感知系统虽然对自动驾驶车辆很有用，但在定位方面存在一定局限。INS 依靠加速度计和陀螺仪等传感器来计算车辆的位置、速度和姿态。然而，由于 IMU 偏差不断增大，以及航位推算造成的误差不断累积，INS 的精度会随时间推移而下降。因此，INS 的长期可靠性较低，需要定期通过外部可靠来源进行校正（Noureldin 等人，2012年）。摄像头和激光雷达等感知系统能够提供大量有关车辆周围环境的信息，但在提供精确位置信息方面能力有限。它们可用于定位与制图，但其精度会受到场景照明、天气条件以及障碍物或遮挡等因素的影响（Benedek 等人，2021年）。

**2. 动机**

5G 毫米波技术被认为是一种很有前景的定位技术替代方案。5G NR 的主要特点之一是带宽较大，可达 400 MHz，从而能够进行精确的基于时间的测量，例如到达时间 (ToA)、到达时间差 (TDoA) 和往返时间 (RTT)。此外，它还能够在时域分辨多径。5G 还具备 MIMO 能力，可更准确地估计基于角度的测量值，例如到达角 (AoA) 和离开角 (AoD)。大规模 MIMO 能力还能够在角度域分辨多径信号。最后但同样重要的是，预计 5G gNB 的部署间隔为 $200m$ 到$500m$，这意味着用户设备 (UE) 将获得更好的视距 (LoS) 连接。5G NR 还展现出作为制图技术的潜力，因为它能够准确区分多径信号。这些信号提供了有关周围环境的宝贵信息，从而能够创建环境地图。多径信号不仅有助于环境制图，还可以弥补高动态环境中预计会发生的 5G 中断，并提供冗余信息，以提高用户设备位置估计的精度。然而，文献中的大多数方法都假设单次反射 (SBR)，这使得多径信号难以利用。例如，Wen 和 Wymeersch (2021)；Wei 等人 (2011)；Li 和 Wang (2021)；Kakkavas 等人 (2020, 2021)；Kulmer 等人 (2017) 的研究都假设在用户设备定位中存在单次反射 (SBR)。此外，Kakkavas 等人 (2019) 的研究利用单次反射 (SBR) 来消除用户设备与基站 (BS) 之间的时钟偏移，从而实现精确的单基站定位。因此，前述所有方法都将直接受益于能够从其他多径信号中准确识别单次反射 (SBR) 的方法。

**3. 主要贡献**

本研究的最终目标是在全球导航卫星系统信号受阻、视觉性能下降的高密度城市环境中实现高精度定位。定位方案应具备鲁棒性和连续性，并达到分米级精度。为此，需要采用反射阶数识别（OoRI）技术，充分利用多径丰富环境（即城市峡谷）中的多径信号。我们的贡献可概括为以下几个方面：

- 提出一种基于集成学习的反射阶数识别器。
- 分析采用 Miao 等人（2007年）提出的单边界反射多径定位方案时产生的定位误差。
- 通过一种新颖的准真实5G仿真器验证所提出的方法。

**4. 重要性**

我们提出的多径信号反射阶数识别方法，有望彻底改变定位与测绘领域。准确识别反射阶数的能力，可以使文献中的许多定位与制图方法得以实现。此外，该方法还可通过提供有关物体位置和运动的冗余信息，提高依赖无线信号的制图系统的精度。

**5. 相关工作**

文献中探讨如何识别多径信号反射阶数的研究有限。Seow 和 Tan（2008）提出了一种两步邻近检测方案，用于检测并剔除多次边界散射路径，以识别反射阶数。首先，他们使用归一化路径权重因子，求出移动设备可能位置线（LPMD）的质心。其次，他们计算每条路径的中点与估计质心之间的归一化欧氏距离，并将距离超过预设阈值的路径视为多次边界

散射路径。该方法需要计算所有路径的 LPMD，因此计算开销较大，可能会给其实时实现带来挑战。此外，该方法采用的加权策略基于这样一种假设：多次边界散射路径的到达时间（TOA）大于单次边界散射路径；但这一假设并非在所有场景下都成立。Lin 等，2018 提出了一种基于如下观察的方法：与视距（LOS）路径和单次反射镜面反射路径相比，漫散射和多次反射信道的接收信号强度（RSS）显著更低。该方法利用预设阈值从接收路径中选取最强分量，以滤除这些干扰路径。然而，这种做法不必要地舍弃了有用信息。具体而言，该方法未考虑到单次绕射信号对定位与测绘应用可能有用（Miao 等人，2007）。相关领域的研究已证明，这两种类型的信号交互对这些用途都具有实用价值；因此，仅依赖单次反射镜面反射可能无法全面呈现环境。

### 6. 论文结构

本文其余部分的组织结构如下：第二节建立系统模型并介绍 5G 定位的基础。第三节展示所提出的反射阶数识别方案。第四节详细介绍实验设置，并呈现结果及相关讨论。最后，第六节总结全文。

## II. 系统模型

### 1. 5G 系统模型

为实现更准确的定位测量，5G NR 配备了专用参考信号（Mogyorósi 等，2022）。这些信号称为上行探测参考信号（UL-SRS）和下行定位参考信号（DL-PRS）。通过对接收的参考信号与原始参考信号配置进行相关处理，这些信号有助于估计到达时间（ToA）、TDoA 和 RTT。通常，利用 UL-SRS 并结合多重信号分类（MUSIC）或旋转不变技术信号参数估计（ESPRIT）来估计上行到达角（Ruan 等，2022）。另一方面，下行离开角的估计通常在波束成形（BF）训练序列期间进行。本文使用 DL-PRS 信号计算离开角和 RTT，因为估计的位置是在用户设备（UE）侧而非网络侧计算的。UE 相对于基站（下一代基站，gNB）的位置在三维笛卡尔坐标系中可用以下方程进行数学表示：

$$\boldsymbol{p}' = \boldsymbol{p}'_b + d' \begin{pmatrix} \sin\alpha\cos\phi \\ \cos\alpha\cos\phi \\ \sin(\phi) \end{pmatrix} \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{p}' = [x, y, z]^T$和 $\boldsymbol{p}'_b = [x_b, y_b, z_b]^T$分别表示用户设备和基站的三维笛卡尔坐标，$d'$、$\alpha$和 $\phi$ 表示用户设备的球坐标，$d'$ 为用户设备与基站之间的三维距离。用户设备与基站之间的夹角记为 $\alpha$，仰角记为 $\phi$。如果已知车辆的高度，则可以如式（2）所示计算车辆的二维位置。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{p} &= \boldsymbol{p_b} + d \begin{pmatrix} \sin\alpha \\ \cos\alpha \end{pmatrix} \\ d &= \sqrt{r^2 - \Delta z^2} \end{aligned} \tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{p} = [x, y]^T$ 表示用户设备的二维定位；$d$ 是用户设备与下一代基站之间的二维距离，$\Delta z$ 是用户设备与下一代基站之间的高度差。

### 2. 多径定位

Miao 等人（2007）提出了一种新颖的多径定位算法。该算法利用最强传播路径的离开角（记为 $\alpha$）、到达角 $\beta$ 和距离 $d$，估计用户设备位置的可能区域，如图1所示。

散射体 $\boldsymbol{p_s} = [x_s, y_s]^T$ 和用户设备 $\boldsymbol{p}$ 的坐标由以下方程给出：

$$\boldsymbol{p_s} = \boldsymbol{p_b} + r \begin{pmatrix} \sin\beta \\ \cos\beta \end{pmatrix}, \qquad r \in (0, d) \tag{3}$$

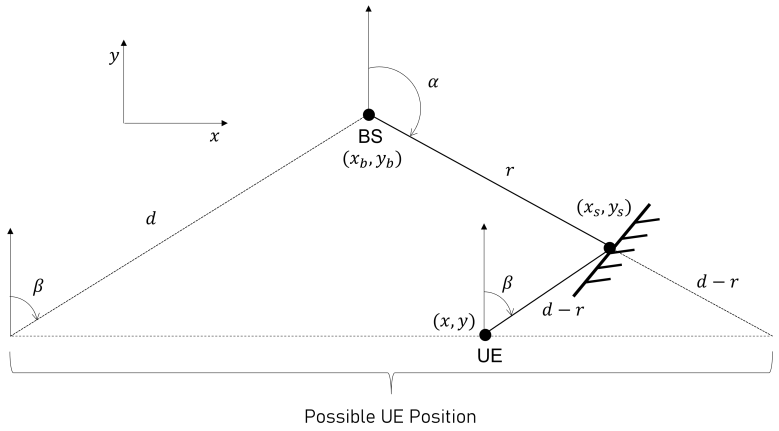



**图 1：** 单次反射场景的系统模型。

$$\boldsymbol{p} = \boldsymbol{p_s} - (d - r)\begin{pmatrix}\sin\alpha \\ \cos\alpha\end{pmatrix}, \qquad r \in (0, d) \tag{4}$$

其中， $r$ 是基站与散射体之间的距离， $d$ 是最强路径的距离。用户设备可能的位置可用以下直线方程描述：

$$y = k(\alpha, \beta)x + b(\alpha, \beta, d), \tag{5}$$

其中，

$$k(\alpha, \beta) = \frac{\cos\alpha + \cos\beta}{\sin\alpha + \sin\beta}, \tag{6}$$

and,

$$b(\alpha, \beta, d) = -k(\alpha, \beta)(x_b - d\sin\alpha) + y_b - d\cos\alpha. \tag{7}$$

这意味着，如果已知来自用户设备的两条传播路径，就可以将用户设备的位置估计为两条直线的交点。

## III. 反射阶数识别

识别多径信号的反射阶数并非易事。这是因为此类信号会与环境发生多种相互作用，例如反射、衍射和折射。单个基于时间、角度或功率的观测值，可能对应于这些相互作用的不同组合。要应对如此复杂的分类任务，简单的基于学习的方法并不高效，因此研究了集成算法。集成学习是一种机器学习技术，它结合多个基模型，以生成更准确、稳健且可靠的模型（Zhou，2012年）。它可用于提升模型性能、为模型作出的决策分配置信度分数，以及进行数据融合。所提出的模型总结于图2中。装袋法是本研究采用的集成方法，Bagging 代表自助聚合。这是一种通过对多个数据样本的预测结果取平均，来降低基模型方差的技术。装袋法通过随机、有放回地选取数据子集，并在每个子集上训练独立模型来实现。模型训练完成后，通过投票程序整合其预测结果。在本研究中，集成模型通过聚合十四个决策树模型的预测结果构建而成（Myles 等人，2004年）。所研究的数据集包含约 $3.6M$ 个观测值，其特征包括到达时间、到达角、离开角和接收信号强度。真实标签由准真实5G仿真器提供，具体描述见第IV.1节。这些标签包含代表每个多径信号反射阶数（RO）的七个类别，其中类别0表示视距信号，类别7表示六次反射非视距信号。数据在划分为训练集、验证集和测试集之前进行了随机打乱，三者的比例分别为60%、20%和20%。这样可以准确评估基于该数据集开发的模型，因为模型将在多样化的未见数据上进行测试，从而确保其泛化能力。数据集规模较大，也能够提供较高的统计功效，这对于发现数据中的有意义模式和关系十分重要。在验证阶段，采用五折交叉验证来检测过拟合并评估模型的泛化性能（Refaeilzadeh

等人，2009年）。为验证本文的前提，采用所提出方法的数据实现了 Miao 等人（2007年）提出的单次反射多径定位解决方案。总体框架总结于图3中。对于每个时间点 $t$，都存在许多信号反射。5G测量被输入 OoRI方法，该方法会滤除反射阶数大于一的反射（即多次反射）。因此，一旦有两个反射满足上述条件，相应的5G测量就会被输入多径定位方法，以计算用户设备位置。如果没有反射满足第一个条件，定位算法则使用最强的两条路径，这可能导致最终定位方案出现误差。

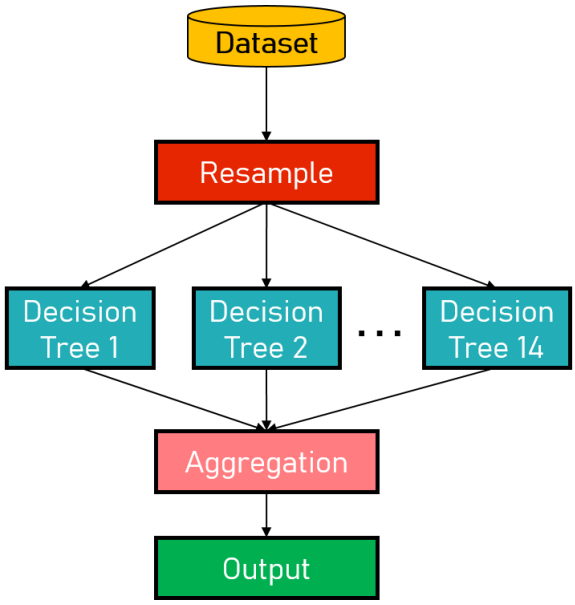



**图2：** 集成学习模型框图。

## IV. 实验道路测试与结果

### 1. 实验道路测试

我们使用 Siradel（一种基于射线追踪功能、可模拟5G测量的5G仿真环境）测试所提出的方法。该仿真环境由模拟真实场景的三维地图构成，这些地图取自多伦多市中心的激光雷达扫描数据。图4a展示了多伦多市中心一处区域的 Google Earth 截图。图4b展示了 Siradel 环境中对应区域的截图。这表明，获取的多径信号很可能接近真实的信号传播情况，因为使用真实市中心环境的地图能够准确提供环境的物理属性信息。例如，建筑物高度、街道宽度和材料组成都会影响5G信号的传播。

我们将用户设备的参考轨迹以及连接的gNB对应的位置导入 Siradel，以获取5G测量数据。我们将 NovAtel 战术级 IMU/GNSS 定位方案安装在一辆车辆上，以采集轨迹；该车辆在多伦多市中心区域行驶了 $9km$，历时约1小时13分钟，如图5所示。此外，gNB沿轨迹布设，间隔为 $250m$，与用户设备运动轨迹的横向距离为 $4m$。最后，将载波频率设为 $28GHz$，带宽设为 $400MHz$，以获得毫米波传输。基站配备了 $8x1$ 均匀线性阵列，而用户设备则使用全向天线。

### 2. 结果与讨论

所提出的方法采用 Matlab 机器学习工具箱，使用图 2 所示的模型进行训练。为评估训练后的模型，我们首先展示分类误差，然后在图 3 所述的框架下，利用 Miao 等人（2007年）提出的多径定位方法评估其定位性能。

图6展示了验证混淆矩阵，其中表格的对角线元素表示正确分类的数量，非对角线元素则表示错误分类的数量。混淆矩阵的非对角线水平元素表示假阳性，垂直元素则表示假阴性。假阳性的百分比表示被错误分类为高阶反射的 SBR 所占的比例，这会导致不必要的 5G

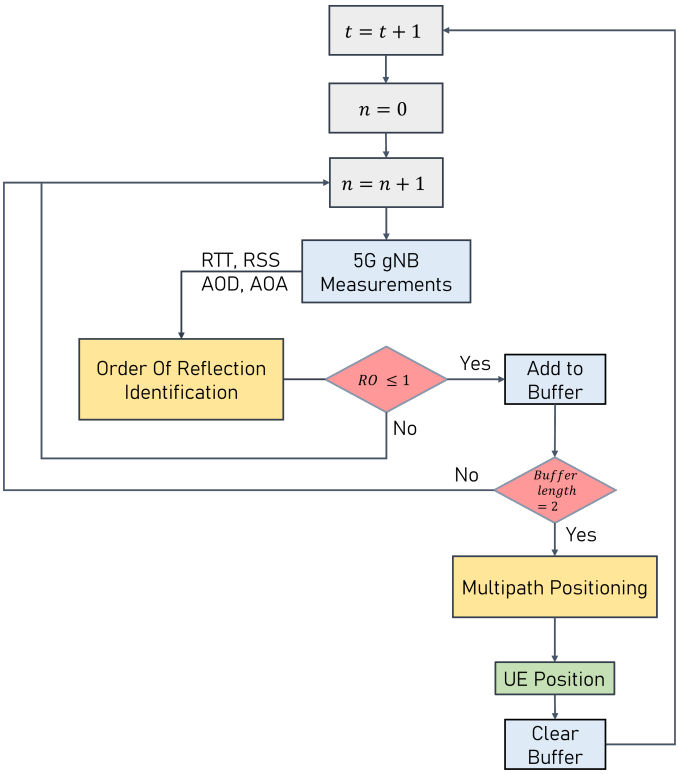


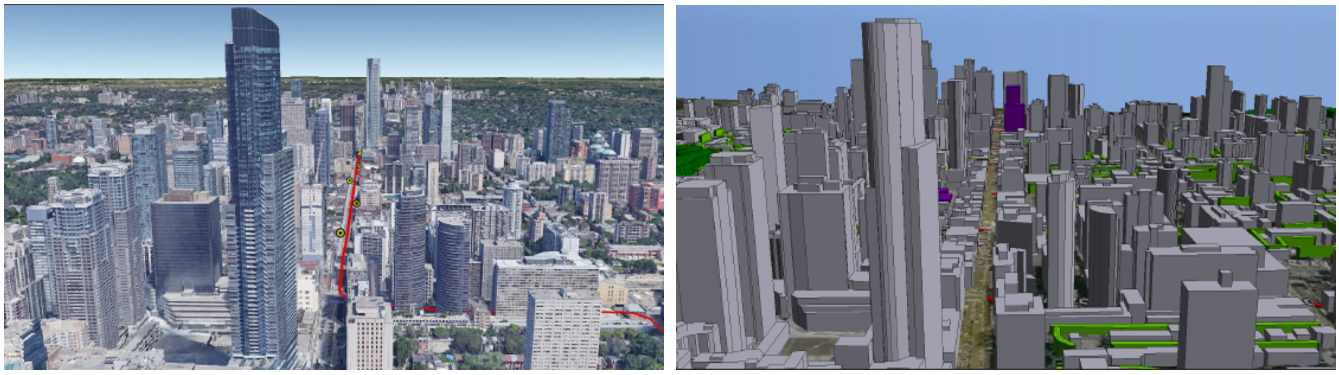

**图3：** 所提出定位方案的框图。

中断。另一方面，假阴性的百分比表示被错误分类为 SBR 的高阶反射所占的比例，这会导致定位误差。总体而言，训练后的模型验证准确率达到 99。5%，测试准确率达到 99。6%，表现出很高的准确度。此外，这两个准确率数值十分接近，说明模型没有对训练数据过拟合。

通过绘制定位误差的累积分布函数（CDF），评估视距和非视距5G测量的定位性能，如图7所示。表1总结了第II.2节所述的两种定位方案的定位误差统计数据：采用2个5G测量的基于5G的混合定位，以及基于SBR的定位。结果展示了最近的下一代基站（记为gNB1）与次近的下一代基站（记为gNB2）之间的差异：前者具有较高的视距连接概率，而后者的视距连接概率较低。总体而言，显然，使用gNB1测量时，基于SBR的定位与基于视距的定位具有几乎相同的误差统计数据，且97%的时间内定位误差可保持在$30cm$ 以下。然而，显而易见，基于SBR的定位最大误差相当大。这是因为即使在密集城区，SBR也并非总是可用，导致该方法不得不依赖高阶反射，从而造成用户设备位置计算错误。分析次近基站的定位误差时，基于SBR的定位表现更优，87%的时间内误差可保持在$30cm$ 以下，而采用视距信号的定位方案这一比例仅为74%。这是因为随着远离基站，视距信号出现的可能性会降低，但多径反射仍然存在。图8进一步展示了CDF中误差较大部分的细节。可以看出，在较低误差范围内，基于SBR的定位优于视距定位；然而，在信号中断期间，其误差远高于基于视距的定位。这证明，仅依靠高阶反射进行定位可能会导致严重的定位误差。因此，与视距测量进行融合至关重要。

图9和图10分别展示了gNB1和gNB2的视距与基于SBR的定位方案的定位结果局部样例。在发生5G 中断时，多径信号可以在保持高定位精度的同时弥补这一缺口。这证明了在密集城区中，SBR信号相较于视距信号的可用性。

在极少数情况下，SBR的数量不足以支持多径定位，从而导致定位方案出现错误，如图11所示。与此同时，用户设备仍存在视距通信，这表明融合视距与SBR对于获得更准确、更高精度的位置估计具有重要意义。基于SBR的定位显然旨在补充基于视距的定位，而非取代后者。不过，为了展示利用多径信号进行定位的潜力，二者仍分别进行了研究。



(a)Google Earth (b) Siradel 仿真环境

**图 4：** 多伦多安大略省市中心一段区域的截屏：(a) Google Earth；(b) Siradel 仿真环境

**表 1：** 5G 混合定位与基于SBR的定位的二维定位误差统计。

| 误差 Type | gNB1 LoS | gNB1 SBRs | gNB2 LoS | gNB2 SBRs |
|---|---|---|---|---|
| RMS | $6.3m$ | $51m$ | $45m$ | $47m$ |
| Max | $107m$ | $4734m$ | $735m$ | $3124m$ |
| 下标 $2m$ | 97% | 99% | 82% | 87% |
| 子级 $1m$ | 97% | 99% | 81% | 87% |
| 子级 $30cm$ | 96.9% | 98。8% | 74% | 87% |

## 五、结论

总而言之，我们提出了一种新颖的方法，利用ToA、到达角、离开角和接收信号强度等5G信道参数，根据多径信号的反射阶数（即视距、单次反射、双次反射等）对其进行准确分类。我们提出的模型采用集成学习技术，并通过对14个决策树模型进行装袋法训练；训练数据集包含由准真实5G仿真器获得的3.6百万个观测值。该模型的验证准确率达到99.5%，测试准确率达到99.6%，展现出作为反射阶数分类器的可靠性。我们还采用一种利用两个SBR的信道参数确定用户设备位置的多径定位技术，以展示所提出分类器在定位场景中的有效性。使用所提出的OoRI方法时，定位误差在98.8%的时间内保持低于30厘米，优于视距定位。为进一步展示训练模型的能力，我们利用来自距离第二近的下一代基站的测量值研究其定位误差；该基站的视距连接概率较低。结果表明，基于SBR的定位在87%的时间内保持低于30厘米的准确度，显著优于视距定位。本研究的发现有望大幅改进现有的、完全依赖SBR的定位与制图方法。总体而言，本研究为未来开展多径信号分类与定位研究奠定了坚实基础。

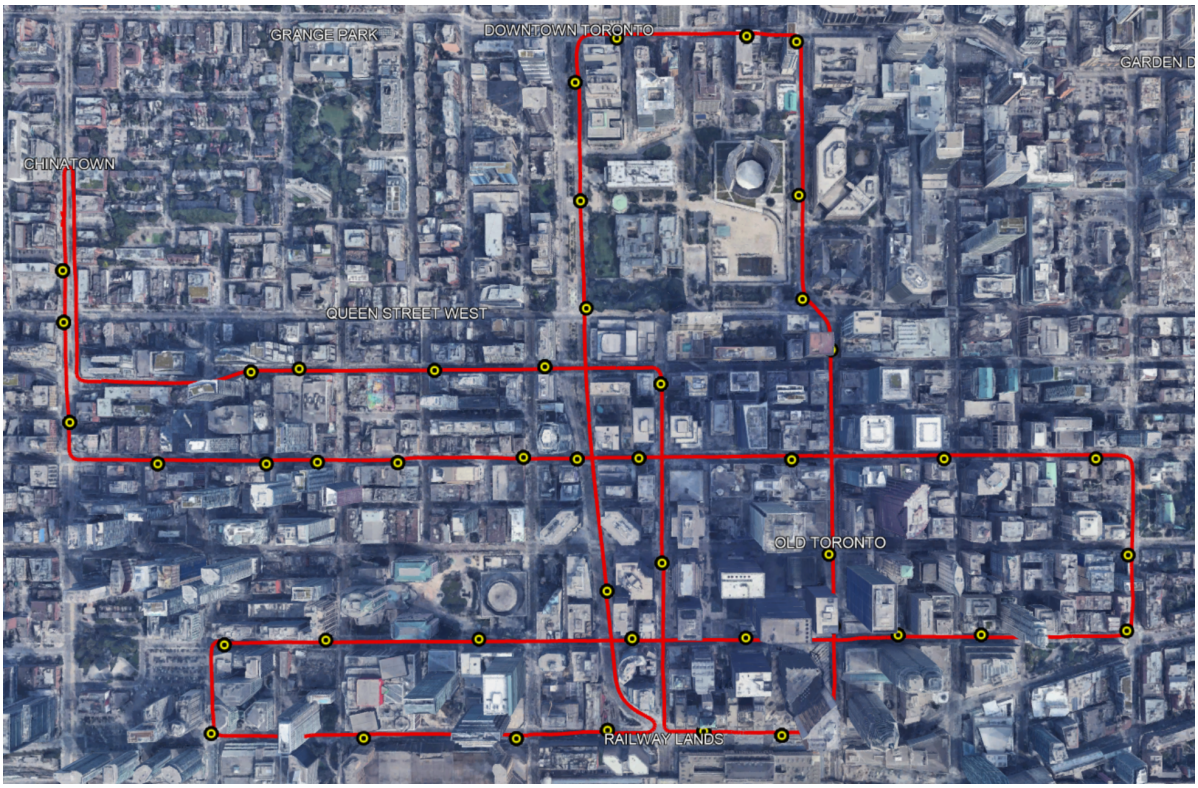



**图 5：**多伦多市中心轨迹（红色）和 5G gNB（黄色圆圈）。

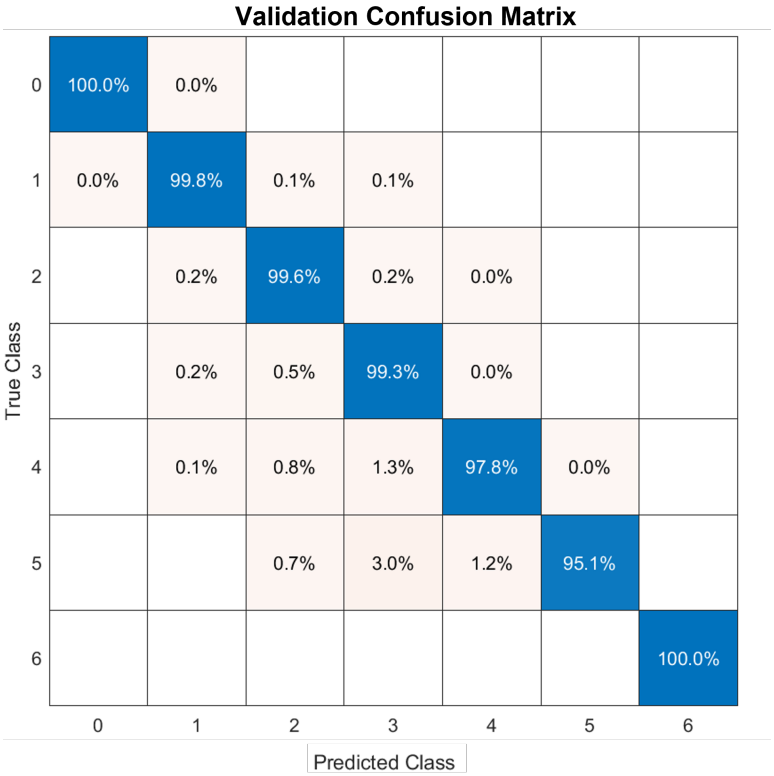



**图 6：**训练模型的验证混淆矩阵。

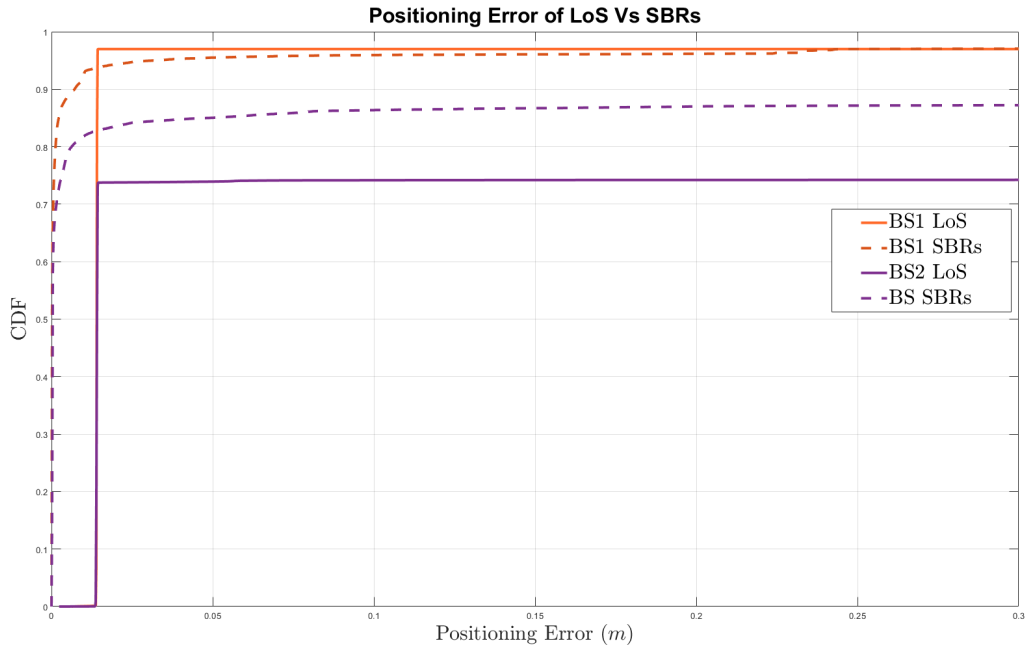



**图 7：** 视距与基于SBR的定位的二维定位误差CDF。

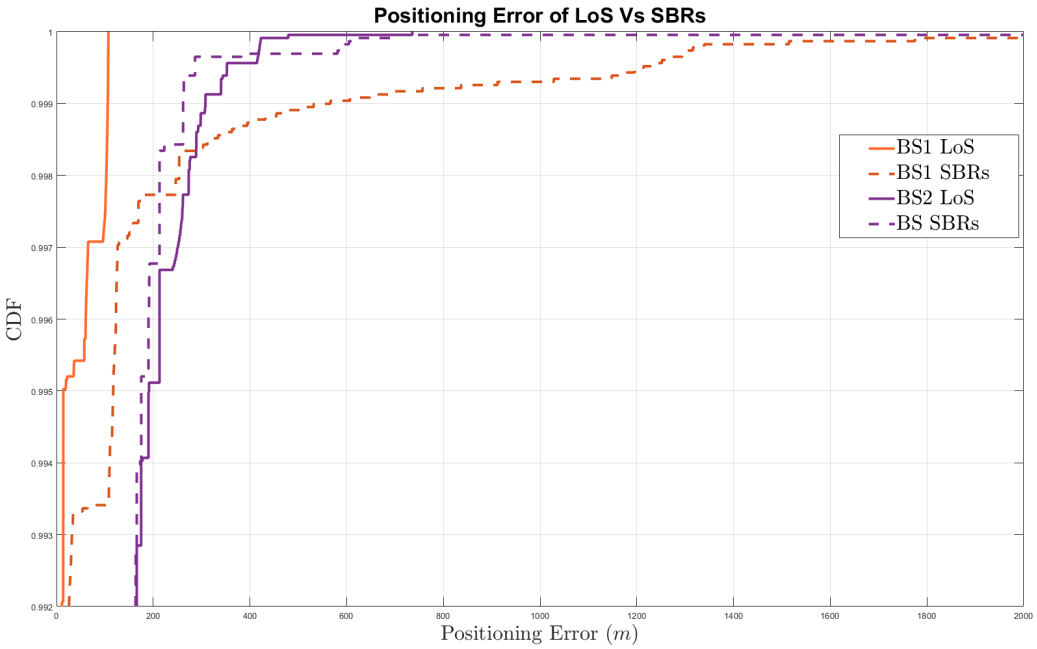



**图 8：** 视距与基于SBR的定位的二维定位误差CDF放大图。




**图9：**用户设备连接到最近的基站（gNB1）时，展示了 5G 中断期间多径定位精度的特写场景。

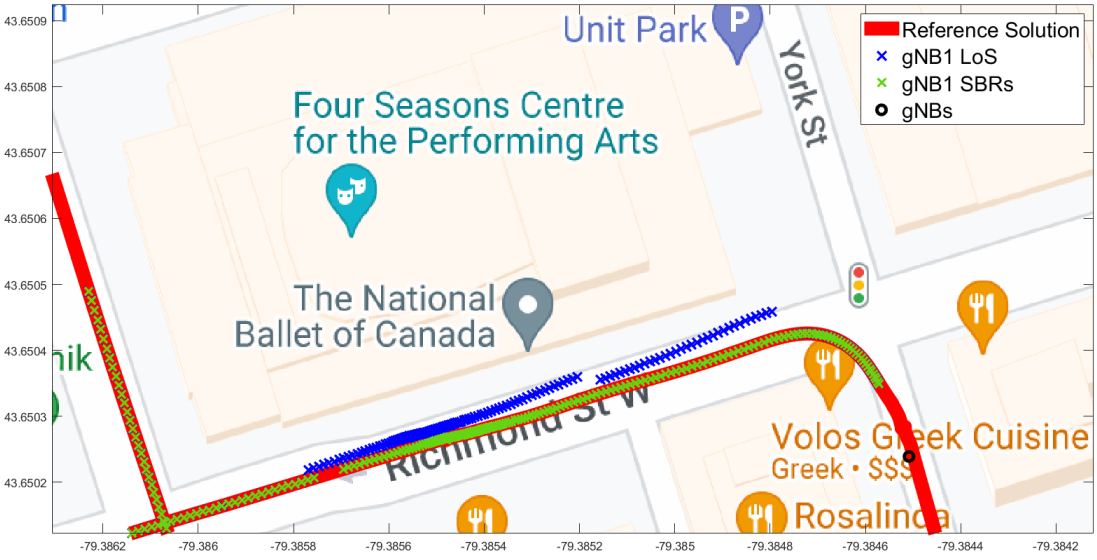



**图10：**用户设备连接到第二近的基站（gNB2）时，展示了 5G 中断期间多径定位精度的特写场景。




**图 11：**在此近距离场景中，可获得视距测量，但 SBR 数量不足 .

**致谢**

本研究获得 加拿大自然科学与工程研究理事会（NSERC）资助，项目编号：RGPIN-2020年-03900 和 ALLRP-560898-20。

**参考文献**

Benedek, C., Majdik, A., Nagy, B., Rozsa, Z., and Sziranyi, T.（2021年）。激光雷达点云中的定位与感知。数字信号处理, 119:103193。Jing, H., Gao, Y., Shahbeigi, S., and Dianati, M.（2022年）。面向自动驾驶车辆的全球导航卫星系统/惯性导航系统定位系统完整性监测：现状与开放挑战。*IEEE*智能交通系统汇刊。Kakkavas, A., García, M. H. C., Seco-Granados, G., Wymeersch, H., Stirling-Gallacher, R. A., and Nossek, J. A.（2020年）。单次反射提供的位置信息。*CoRR*, abs/2012.01597。Kakkavas, A., García, M. H. C., Seco-Granados, G., Wymeersch, H., Stirling-Gallacher, R. A., and Nossek, J. A.（2021年）。反射表面提供的位置信息。*IEEE*无线通信快报, 10(6):1300–1304。Kakkavas, A., García, M. H. C., Stirling-Gallacher, R. A., and Nossek, J. A.（2019年）。单锚点毫米波定位的性能极限。*IEEE*无线通信汇刊, 18(11):5196–5210。Kulmer, J., Hinteregger, S., Großwindhager, B., Rath, M., Bakr, M. S., Leitinger, E., and Witrisal, K.（2017年）。使用Decawave超宽带收发器实现高精度多径辅助室内定位。载于*2017*年*IEEE*国际通信会议研讨会（*ICC*研讨会）, 第1239–1245页。IEEE。Li, B. and Wang, X.（2021年）。利用5G毫米波MIMO进行刚体定位与环境感知。载于*2021*年*IEEE*第*94*届车辆技术会议（*VTC2021-Fall*）, 第1–5页。Lin, Z., Lv, T., and Mathiopoulos, P. T.（2018年）。毫米波大规模MIMO系统的三维室内定位。*IEEE*通信汇刊, 66(6):2472–2486。Miao, H., Yu, K., and Juntti, M. J.（2007年）。非视距传播定位：算法推导与克拉美–罗界。*IEEE*车辆技术汇刊, 56(5):2568–2580。Mogyorósi, F., Revisnyei, P., Pašić, A., Papp, Z., Törös, I., Varga, P., and Pašić, A.（2022年）。5G和6G网络中的定位：综述。传感器, 22(13)。Myles, A. J., Feudale, R. N., Liu, Y., Woody, N. A., and Brown, S. D.（2004年）。决策树建模简介。化学计量学杂志：化学计量学学会期刊, 18(6):275–285。Noureldin, A., Karamat, T. B., and Georgy, J.（2012年）。惯性导航、基于卫星的定位及其集成基础。施普林格科学与商业媒体。Refaeilzadeh, P., Tang, L., and Liu, H.（2009年）。交叉验证。数据库系统百科全书, 5:532–538。Reid, T. G., Houts, S. E., Cammarata, R., Mills, G., Agarwal, S., Vora, A., and Pandey, G.（2019年）。自动驾驶车辆的定位要求。*arXiv*预印本 *arXiv:1906.01061*。Ruan, N., Wang, H., Wen, F., and Shi, J.（2022年）。超5G/6G中的到达方向估计：趋势与挑战。传感器, 22(14)。Seow, C. K. and Tan, S. Y.（2008年）。多径环境中的非视距定位。*IEEE*移动计算汇刊, 7(5):647–660。Wei, X., Palleit, N., and Weber, T.（2011年）。非视距多径环境中基于离开方向角/到达角/到达时间的三维定位。载于*2011*年*IEEE*第*22*届个人、室内和移动无线电通信国际研讨会, 第1289–1293页。Wen, F. and Wymeersch, H.（2021年）。基于漫散射多径的5G同步、定位与制图。*IEEE*无线通信快报, 10(1):43–47。Zhou, Z.-H.（2012年）。集成方法：基础与算法。CRC出版社。