基于 Wi-Fi 的定位系统中的动态精度估计

录用版本

Marcin Kolakowski、Vitomir Djaja-Josko

华沙理工大学无线电电子与多媒体技术研究所，波兰华沙，联系方式：marcin.kolakowski@pw.edu.pl

arXiv:2601.00999v1 [eess.SP] 2 Jan 2026

最初发表于：
2025年第33届电信论坛（TELFOR），塞尔维亚贝尔格莱德 a

请按以下格式引用本文：
M. Kolakowski 和 V. Djaja-Josko，“基于 Wi-Fi 的定位系统中的动态精度估计”，2025年第33届电信论坛（TELFOR），贝尔格莱德，塞尔维亚，2025年，第 1-4 页，doi:10.1109/TELFOR67910.2025.11314159。

完整版本请见：
https://doi.org/10.1109/TELFOR67910.2025.11314159

其他信息：
相关数据请见：
M. Kolakowski，《使用机器人平台采集的用于动态精度估计的 Wi-Fi 指纹》，Zenodo，2025年10月29日。doi：https://doi.org/10.5281/zenodo.17478483。

© 2025年 电气电子工程师学会。允许个人使用本材料。对于所有其他用途，包括在任何当前或未来媒体中重印/再版本材料、将本材料用于广告或宣传目的而创作新的合集作品、转售或重新分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品中受版权保护的任何组成部分，必须获得电气电子工程师学会的许可。

基于 Wi-Fi 的定位系统中的动态精度估计

Marcin Kolakowski，Vitomir Djaja-Josko华沙理
工大学无线电电子与多媒体技术研究所波兰华沙
marcin.kolakowski@pw.edu.pl,
vitomir.djaja-josko@pw.edu.pl

摘要——**本文提出了一种动态准确度估计方法，其根据定位算法所使用的测量结果推导定位误差。该方法在基于 Wi-Fi 的室内定位系统中进行了实验验证，并测试了多种回归方法（线性回归、随机森林、k 近邻和神经网络）。随机森林回归取得了最高的定位误差估计准确度，平均绝对误差为 0.72 m**。

索引词——**室内定位、动态准确度估计、机器学习、神经网络**

I. 引言

定位精度是实时定位系统（RTLS）最关键的参数之一，因为它直接影响系统能够提供的服务范围。对于大多数系统，其数据表中会给出在特定条件下测得的平均定位误差，以描述系统的准确度。此类信息能够总体反映系统的性能，但无法评估单次结果的质量。

关于可能出现的定位误差的信息，在许多实时定位系统（RTLS）应用中都很有帮助。例如，在行人定位系统中，除了定位结果之外，向用户提供额外的不确定性信息，可能有助于他们更轻松地解读结果。使用 GNNS 位置数据的智能手机应用广泛采用了这种方法，它们会在计算出的位置周围标出一个圆圈，以表示不确定性。对于自主系统，准确度信息可以作为决策过程中的一个额外变量。这两类应用都需要实时准确度估计，可通过动态精度估计（DAE）方法实现。

DAE方法旨在估计计算所得位置的潜在误差。通常，结果是一个圆的半径，该圆以假定的概率 [1] 包含用户实际位置。如果DAE方法区分坐标系轴上的误差，则该区域为椭圆形 [2]。定位精度通常根据用于确定对象位置的相同测量结果来估计 [3]。有些方法会考虑接收信号的其他参数，例如功率水平变化 [4]。

本研究由波兰国家研究与发展中心资助，资助编号为THCS/I/24/RENEW/2025年。

DAE方法分为两类：基于规则的方法和数据驱动的方法。在基于规则的算法中，准确度根据测得的信号参数与估计的位置准确度之间的关系来计算。这类方法的示例包括基于克拉美–罗下界分析 [5] 和误差传播法 [2], 的算法，其中测量不确定性会直接转换为位置准确度。

机器学习的持续进步，使人们对数据驱动方法的兴趣日益浓厚。 [6] 中介绍的方法比较证明，与基于规则的方法相比，采用数据驱动方法能够提高准确度估计的质量。数据驱动的 DAE 通常采用随机森林或支持向量机等回归算法 [1], [3]。对于较大的数据集，也会考虑使用深度神经网络 [7]。

本文分析了数据驱动的动态精度估计方法在基于 Wi-Fi 的定位系统中的性能，该系统使用自主机器人平台进行了校准。在实验中，针对误差回归测试了多种机器学习方法（k 近邻、随机森林、神经网络和线性回归）。此外，还使用在典型用户定位场景中采集的数据测试了所选模型。

II. 动态精度估计

A. 方法概念

DAE的概念是实现一种与定位算法并行运行的准确度估计方法。图1.a对此进行了说明。

在所提出的概念中，准确度估计基于与定位所用的相同测量结果进行。实验还测试了另一种方案，即使用定位结果进行估计。DAE的结果是估计误差值 δ_{est}。定位结果 $(x,\ y)_{\mathrm{est}}$与用户实际位置 $(x,\ y)_{\mathrm{pos}}$ 之间的关系如图1.b所示。

获得的误差估计值 δ_{est} 可能小于或大于实际误差 δ_{pos}。对于准确度估计是关键决策依据的系统，应调整动态精度估计算法参数，以将这一点考虑在内。

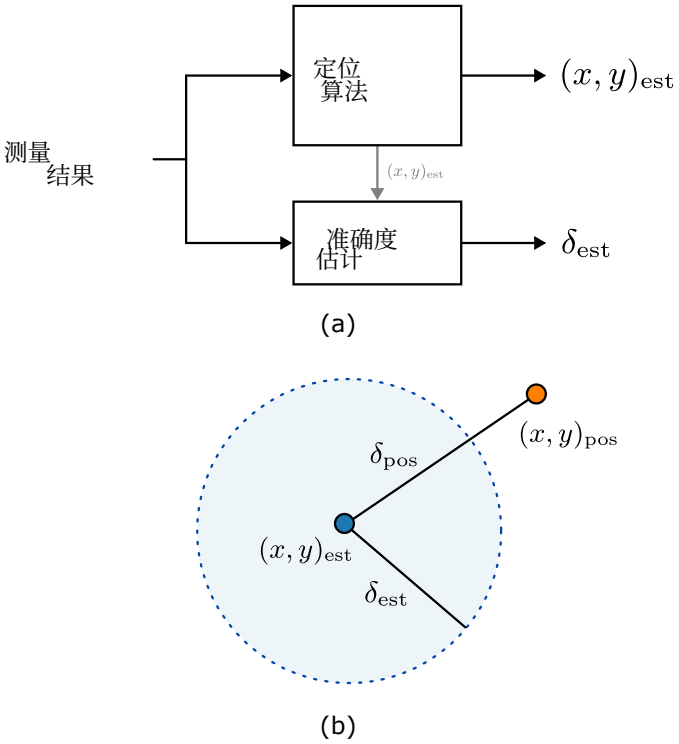

图1. DAE方法概念；a）算法流程；b）定位结果、用户真实位置以及实际误差和估计误差之间的关系

B. 基于 *Wi-Fi* 的系统实现

所述动态精度估计概念已在基于 Wi-Fi 和智能手机的定位系统中实现。在该系统中，根据工作在 2.4 和 5 GHz 频段的 Wi-Fi接入点传输信号的功率测量值确定用户的位置。通过基于 k 近邻（kNN）的指纹定位（k=4）推导用户的位置。误差估计采用在专用数据集上训练的回归方法完成。

用于训练动态精度估计方法的数据集应反映接收信号参数与系统及其环境中的真实定位误差之间的关系。数据集的准备流程如图2所示。

初始数据集包含无线电特征（测得的接入点信号功率，并标注了测量位置）。根据k折交叉验证原则，初始数据集被多次划分为训练集和测试集（每次测试集都包含不重复的无线电特征）。对于每次划分，训练集都被视为指纹定位无线电地图，并通过kNN计算测试子集中各测量点的位置。对于每个位置估计（x_{pos}， y_{pos}），都会计算真实定位误差 δ_{pos}。所得数值与功率测量值相结合，构成一部分 DAE 训练数据集。采用上述方法可将所有采集到的无线电特征用于 DAE 训练，这对于稀疏地图尤为重要，因为这类地图中的特征数量有限。

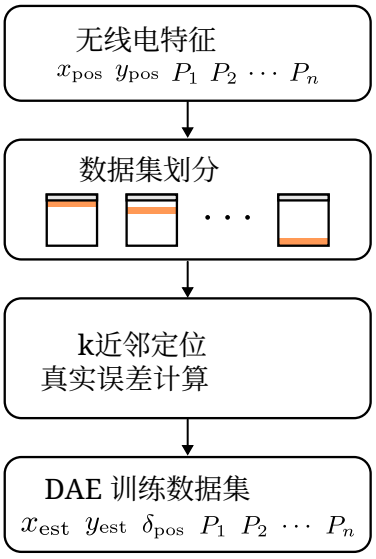

图2. DAE训练数据的准备流程

et.

III. 实验

A. 实验环境

上述概念在华沙理工大学电子与信息技术学院的办公室和实验室中进行了实验测试。总体布局如图4所示。由于房间内设备众多，且隔墙中含有金属构件，实验地点的无线电信号传播条件较为恶劣。

实验包括使用自主机器人平台采集数据集，然后利用该数据集训练 DAE 数据驱动方法。



图3. 实验环境中的机器人平台

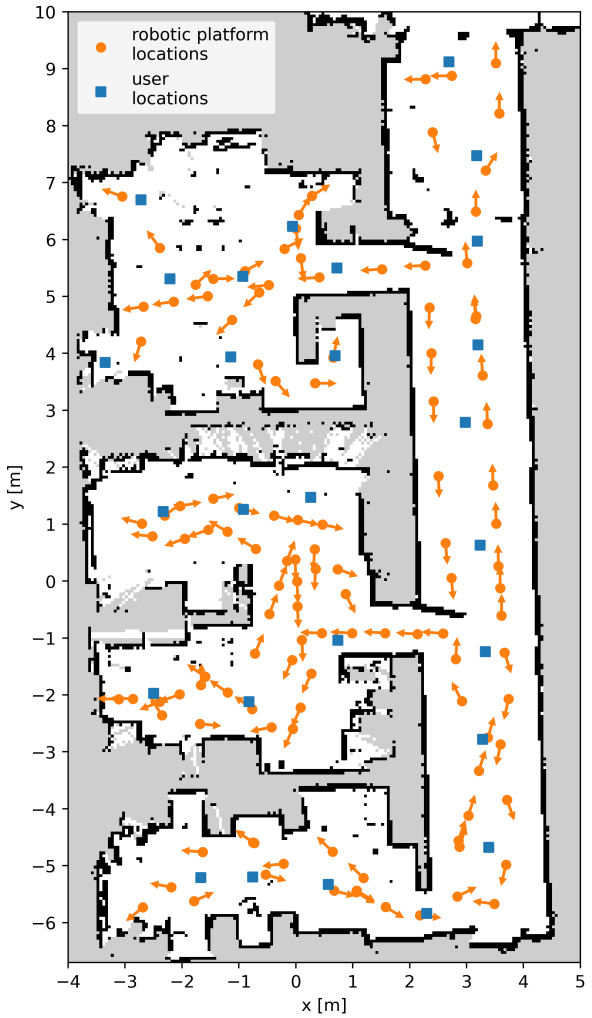

图4. 测量点的位置。箭头表示平台的朝向。

实验期间，将一部智能手机（三星 A41）安装在固定于机器人平台上的支架上。图3展示了该装置的照片。智能手机距地面0.74米。参考平台位置通过激光雷达传感器（RPLidar A2M12）以厘米级准确度获得，该传感器的标称量程为12米。整个机器人平台使用机器人操作系统（ROS）套件中的库和工具进行控制。

此外，还进行了一项实验，由用户手持智能手机，以验证该方法在实际运行条件下的性能。

B. 数据集

主要数据集包含359条无线电特征（Wi-Fi 信号强度、参考智能手机位置），这些数据使用机器人平台在117个点位采集而成（每个点位至少扫描三次）。测量点的位置如图4所示。在实验区域内检测到78个不同的接入点。由于其中一些接入点距离较远，且其信号仅在少数点位被接收到，因此数据集使用了来自可用性最高的35个锚点的数据构建。为使所有算法均可使用该数据集，缺失的功率测量值被替换为恒定值 -99 分贝毫瓦（低于智能手机的灵敏度）。DAE 训练数据集按照第 II-B 节所述流程准备。对于给定的实验设置，机器人定位误差平均为0.97米。

第二个数据集包含用户在图4所标出的27个点采集的108个指纹。用户定位的平均误差相对较高（2.49 m），因为其位置是基于机器人采集的指纹地图确定的。该数据集仅用于评估基于机器人采集的数据训练的 DAE 模型的性能。两个数据集均可在 Zenodo 上公开获取 [8]。

C. DAE 性能评估

为评估所述概念，采用了几种机器学习方法：线性回归（LR）、随机森林（RF）、k 近邻（kNN）和全连接神经网络（NN）。这些方法均在按照第 II-B 节所述准备的 DAE 数据集上进行训练。除神经网络外，所有方法均使用 scikit-learn 套件实现。神经网络使用 PyTorch 实现。在最终评估之前，测试了若干种由全连接层和批归一化层构成的架构。所呈现的结果是所获得的最佳结果（特定层中的神经元数量作为参数列于表 I 中）。

还测试了将计算得到的用户位置纳入考虑的方法（该方案的结果以 -xy 后缀标记）。根据如下定义的 DAE 误差对各方法的性能进行比较：

$$\mathrm{DAE}_{\mathrm{error}} = \delta_{\mathrm{est}} - \delta_{\mathrm{pos}} \tag{1}$$

其中，δ_{est} 和 δ_{pos} 由图1定义。各方法的平均绝对误差（MAE）和均方误差（MSE）及其参数值汇总于表 I。DAE 误差的经验累积分布函数，以及真实误差值与估计误差值之间的关系，分别见图5和图6。

在所有情况下，考虑估计的智能手机位置都会提升DAE质量。随机森林的准确度最高，平均 MAE 为 0.73 m。该方法在第二个用户采集的数据集上进行了测试。对于用户采集的数据，由于数据采集时的传播条件不同，准确度估计误差较大（机器人采集的数据未考虑人体遮挡）。

在机器人定位误差估计所得的结果中，我们没有观察到高估或低估估计误差的倾向。然而，在用户定位中存在这种倾向，估计误差比实际情况更乐观。对于所测试的方法，所得估计值与实际值呈中等相关。皮尔逊相关系数约为 0.5，与其他方法得到的结果接近 [6]。

表 I 机器人和用户位置动态精度估计的平均误差

算法	参数	MAE	MSE
LR	-	0.926	1.529
LR-xy	-	0.921	1.511
RF	树=100	0.753	1.046
RF-xy	树=300	0.726	0.980
kNN	k=4	0.831	1.295
kNN-xy	k=4	0.813	1.261
NN	[128, 128, 128]	0.859	1.283
NN-xy	[256, 512, 256]	0.806	1.135
user	RF-xy (300)	1.082	2.112

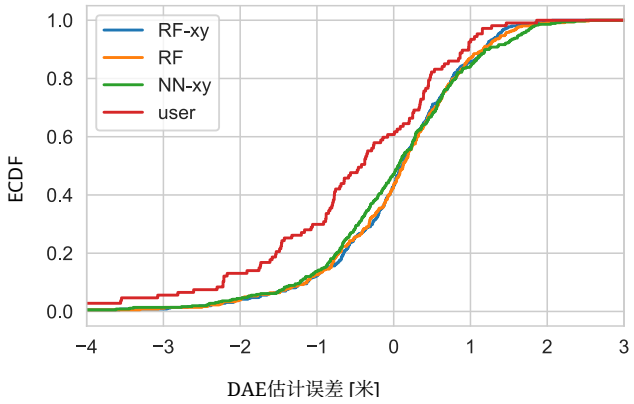

Fig. 5. DA 有符号误差的经验累积分布　　E 误差

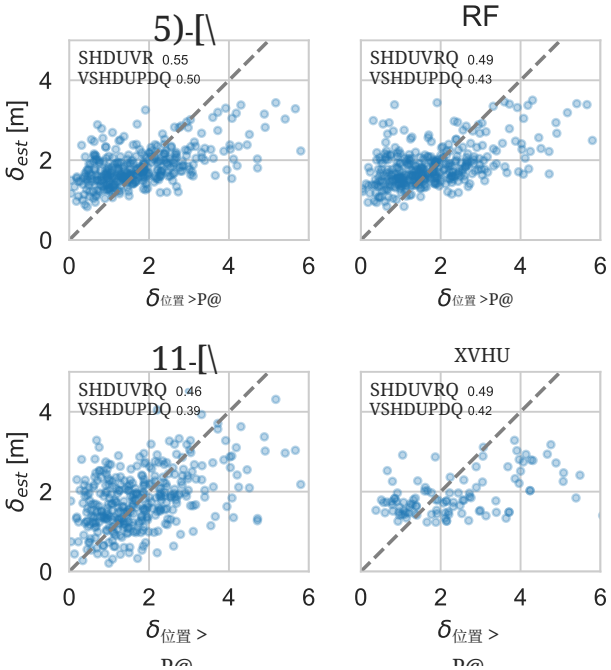

图6. 真实定位误差与估计定位误差之间的相关性

IV. 结论

本文提出了一种基于 Wi-Fi 的系统中定位精度动态估计方法。该技术通过训练机器学习模型，根据测量结果评估计算位置的准确度。实验验证表明，该方法可成功用于定位误差估计。然而，当系统应用于传播条件截然不同的环境中时（例如，设备由用户手持而非放置在支架上），估计质量会下降。在这种情况下，可能需要进行模型适配。

所提出的构想具有进一步发展的潜力。一个可能的方向是考虑其他信号参数，或使用损失函数惩罚过于乐观的位置估计。

参考文献

[1] G. G. Anagnostopoulos 和 A. Kalousis, ”对动态估计定位精度的数据驱动方法进行分析,” ICC 2021 - 电气电子工程师学会 国际通信会议, 加拿大魁北克省蒙特利尔, 2021年, 页 1-7, doi: 10.1109/ICC42927.2021.9500369. [2] C. Valero-Abundio, R. Montoliu, M. Mart´ınez-Garc´ıa, E. Sansano- Sansano, J. Torres-Sospedra 和 A. P´erez-Navarro, ”利用椭圆改进室内定位问题中误差界的估计,” 2024年传感与仪器技术在5G和物联网时代国际研讨会 (ISSI), 葡萄牙拉戈阿, 2024年, 页 1-6, doi: 10.1109/ISSI63632.2024.10720469.[3] F. Lemic, V. Handziski 和 J. Famaey, ”迈向基于回归的指纹定位误差估计,” 2019年IEEE第89届车辆技术会议 (VTC2019-Spring), 马来西亚吉隆坡, 2019年, 页 1-5, doi: 10.1109/VTC-Spring.2019.8746700. [4] W. Chen, R. Sun, X. Fang 和 S. Zhang, ”基于距离和角度测量的定位精度分析,” 2020年第3届无人系统国际会议 (ICUS), 中国哈尔滨, 2020年, 页 1030-1034, doi: 10.1109/ICUS50048.2020.9274919. [5] A. Nikitin, C. Laoudias, G. Chatzimilioudis, P. Karras 和 D. Zeinalipour-Yazti, ”根据指纹数据估计室内定位精度,” 2017年第18届IEEE移动数据管理国际会议 (MDM), 韩国大田, 2017年, 页 196-205, doi: 10.1109/MDM.2017.34.[6] G. G. Anagnostopoulos 和 A. Kalousis, ”我能相信这个位置估计吗? 对动态定位精度估计方法进行可复现基准测试,” 《Sensors》, 第 22 卷, 第 3 期, 页 1088, 2022 年 1 月 , doi: 10.3390/s22031088. [7] F. Lemic 和 J. Famaey, ”基于人工神经网络的指纹定位个体定位误差估计,” 2020年IEEE第17届消费通信与网络会议 (CCNC), 美国内华达州拉斯维加斯, 2020年, 页 1-6, doi: 10.1109/CCNC46108.2020.9045648.[8] M. Kolakowski, ”使用机器人平台采集的用于动态精度估计的 Wi-Fi 指纹,” Zenodo, 2025 年 10 月 29 日 . doi: 10.5281/zenodo.17478483.