超越K近邻：面向基于WiFi的室内定位系统的深度邻域学习

1st Yinhuan Dong, 2nd Francisco Zampella, 3rd Firas Alsehly爱丁堡研究中心 华为技术研发（英国）有限公司英国爱丁堡{yinhuan.dong1, francisco.zampella,firas.alsehly}@huawei.com

arXiv:2302.00810v1 [eess.SP] 2 Feb 2023

摘要——**多年来，K近邻（KNN）及其变体加权K近邻（WKNN）一直在学术界和工业界得到研究，以便在基于WiFi的室内定位系统中提供稳定可靠的性能。这类算法根据通过组合WiFi接收信号强度（RSS）计算出的某种距离度量，从选定的最近WiFi邻居获取局部信息，据此估计给定点的位置。然而，这一过程并未考虑给定点、WiFi邻居和WiFi接入点（WAP）之间的关系信息。因此，本研究提出了一种新颖的深度邻域学习（DNL）方法。该方法将WiFi邻域转换为异构图，并利用深度图学习提取更优的WiFi邻域表示，从而提升定位精度。在采自26层、3个大型购物中心的3个真实工业数据集上进行的实验表明，在大多数情况下，该方法可将平均绝对定位误差降低10%至50%。特别是，与传统KNN和WKNN相比，该方法显著降低了均方根定位误差和95百分位定位误差，对异常值具有更强的鲁棒性。**

索引词—**室内定位、WiFi指纹定位、深度学习、图神经网络、智能手机。**

I. 引言

智能手机的普及为人们提供了出色的工具，使人们能够保持联系、获取最新信息，并总体上让许多人的生活更加轻松。这些设备及其相关应用能够根据用户及其所处情境提供量身定制的服务，但它们依赖于设备上的最新信息。其中最有用的信息之一是用户的位置；在室外场景中，通常通过全球导航卫星系统获取该信息。在室内场景中，由于信号的衰减和多径效应，定位精度会受到严重影响[1] ，因此需要依靠其他技术和方法来提升精度。

在大多数室内环境中，设备能够连接到许多可用于定位的无线网络，包括蜂窝网络、WiFi、蓝牙、超宽带等。WiFi是部署最广泛的技术。例如，在购物中心的商铺附近，通常可以在任意位置观测到十个至数百个WiFi接入点（WAP）。WiFi技术提供了多种可用于定位的指标 [2]，包括到达角 [3], [4], 、到达时间 [5]，[6], 、到达时间差 [7] 以及接收信号强度（RSS） [8], [9]。其中，接收信号强度已成为最常用的信息来源之一，因为它无需额外硬件，且所有设备都支持。在开放空间中，可以根据WAP的位置进行三边测量，并使用以dB为单位测得的接收信号强度和对数距离模型 [10], 估算用户与接入点之间的距离；但即便已知这些位置，该模型仍会因用户与WAP之间障碍物状况未知而发生变化。

为了解决RSS值随位置变化时难以预测的分布问题，通常会在覆盖所有目标区域的网格采样点上，测量所有可观测无线接入点的RSS值。这些测量值可用于构建更复杂的接收信号强度-距离模型 [11], 和接收信号强度-位置模型 [12], ，也可作为参考点（指纹）用于加权K近邻估计 [13]–[16], ，或用于其他机器学习方法 [17]–[20]。在大多数情况下，人们发现，数据在接收信号强度-距离建模和接收信号强度-位置建模中的广泛分布，使得建立局部模型成为难题；而在加权K近邻估计中，虽然只利用了邻居的局部性，却丢失了RSS值所包含的信息。本文作者提出了深度邻域学习 ，利用基于深度图神经网络的模型分析RSS分布，重点关注相似参考点构成的局部社区或邻域。

本文的贡献总结如下：

- 我们提出了一种新颖的深度邻域学习方法，以提取更好的WiFi邻域表示，从而提高定位精度。
- 在所提出的方法中，我们开发了一种基于深度图神经网络的定位模型，用于从WiFi邻域中学习关系信息（拓扑结构和特征）。
- 与采用 WiFi邻域的传统定位算法相比，在三个真实的大型数据集上进行的实验表明，所提出的方法能够大幅降低定位误差，并减弱异常值的影响。

本文其余部分安排如下：第 II 节将讨论所提出的架构，第 III 节将介绍实验，第 IV 节将展示并分析结果，第 V 节将总结全文。

II. 方法

如上所示，为了克服传统 K近邻及其变体加权K近邻中 RSS 特征缺失所带来的挑战，我们提出一种深度邻域学习 方法，用于学习给定指纹（FP）与其 WiFi邻居之间的关系，从而提高基于WiFi的室内定位系统的定位精度。

A. 局部社区

局部社区表示任意指纹点（FP）附近 RSS 分布的一个快照。每个局部社区由一个中心/目标指纹点（TFP）及其最近的邻居指纹点（NFP）构成，同时还包括该局部社区内各指纹点之间能够检测到的所有 WiFi 测量值。

为了选取某个目标指纹点（TFP）的邻居指纹点（NFP），我们首先计算中心/目标指纹点与所有参考指纹之间的距离。本文采用曼哈顿距离表示信号空间中两个指纹点之间的距离。研究表明，曼哈顿距离能够有效表示两个 WiFi指纹之间的相似性，许多基于 WiFi 指纹的定位算法也采用了该距离 [14]–[16]。假设整个数据集中有 n 个无线接入点（WAP），则将一个指纹点的 RSS 值转换为长度为 n 的向量，其中未检测到的信号以默认值 0 填充。因此，
$FP_1 = [RSS_1^1, RSS_2^1, ...RSS_n^1]$ 和
$FP_2 = [RSS_1^2, RSS_2^2, ...RSS_n^2]$ 的两个指纹点向量之间的曼哈顿距离可计算为:

$$|FP_1 - FP_2| = \sum_{i=1}^{n} \left|RSS_i^1 - RSS_i^2\right| \quad (1)$$

因此，对于 m 个指纹点，我们将拥有 m 个目标指纹点，并相应地获得$m-1$ 从某个目标指纹点到所有其他参考指纹的距离。我们选择距离最短的前 k 个指纹点作为邻居指纹点。局部社区将由目标指纹点和邻居指纹点组成，如下所示:

$$C = \{TFP, NFP_1, NFP_2, ..., NFP_k\} \quad (2)$$

B. 局部社区的图表示

局部社区所表示的不仅仅是与目标指纹点相似的指纹点；该集合中的成员对附近无线接入点所观测到的接收信号强度所建立的关系，也让我们得以一窥其中的局部接收信号强度模型。如 [21], 所述，局部社区可以表示为异构图，但仅关注感兴趣区域。给定训练参考集和测试集，需要构建两类图：训练参考集中的邻居图，其中每个参考指纹点都在训练集其余部分中寻找邻居；以及测试集中的邻居图，其中每个测试指纹点都在训练集中寻找邻居。在训练情况下，图1所示的图

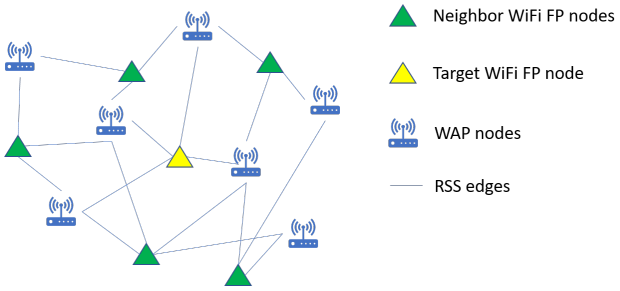

图 1：用于训练的局部社区图表示示例。

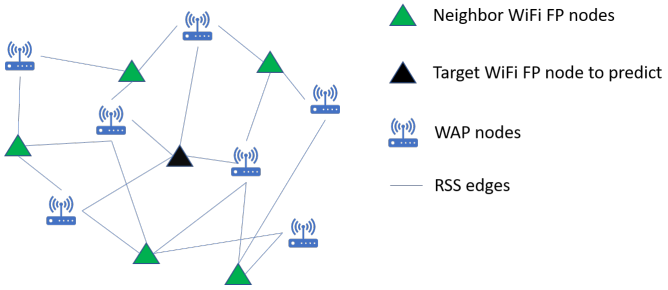

图 2：用于推理/测试的局部社区图表示示例。

可以由3类节点构成：邻居指纹点、目标指纹点和无线接入点节点。邻居指纹点节点包含有关该参考点位置的信息（F_W），目标指纹点的位置则以零值掩码，无线接入点节点存储无线接入点的MAC索引（F_A）。每个指纹点的观测值（$FP_i = \{MAC_{i_1}: RSS_{i_1}, ..., MAC_{i_n}: RSS_{i_n}\}$）编码在指纹点节点与无线接入点节点之间的边（$E_{W\to A}$和 $E_{A\to W}$）中，其中，从无线接入点节点 i指向（从）指纹点节点 j 的边，其权重等于指纹点 j 对无线接入点 i观测到的接收信号强度。数据集中用于训练的目标指纹点i 的局部社区图可表示为 $g_{train}(i)$ $=\{F_W, F_A, E_{W\to A}, E_{A\to W}\}$。每个图都与目标指纹点节点的位置标签相关联。

对于测试集的推理，目标指纹点 j 没有标签，但采用相同的方法构建局部社区，即从训练数据集中选择邻居指纹点，并构建类似的图 g_{inf}（j），如图 2 所示。

C. 基于深度邻域学习的定位

现在，定位问题转化为：由使用带标签图 $G_{train} = \{g_1, g_2, ..., g_n\}$ 训练的模型，对无标签图 g_{inf} 进行推理。标签表示为 $P = p_1$、 p_2、 $...p_n$，其中 p_i 表示第 i 个 g_{train} 的位置。为解决这一问题，我们提出了一种基于图神经网络的监督模型。如图 3 所示，该模型由多个模块构成:

- WiFi指纹点特征提取器：该模块是一个隐藏层大小为 8 的三层感知机，用于从 F_W中提取潜在特征。

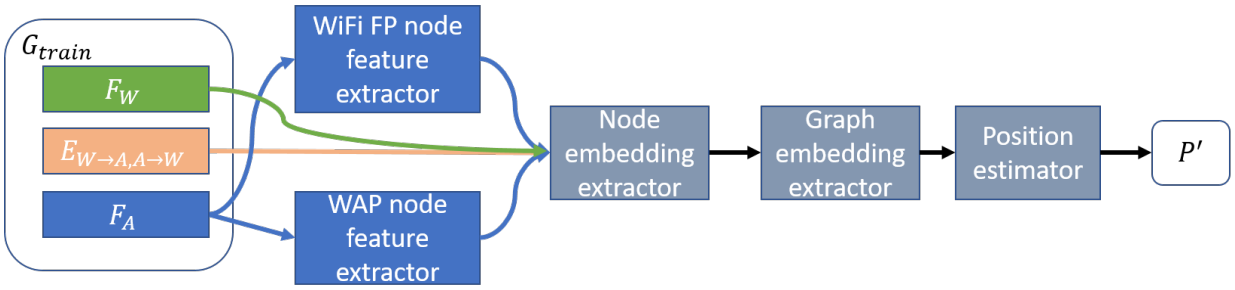

Fig. 3：所提出的基于有监督深度图神经网络的定位模式结构 l.

表 I：华为室内定位数据集 I（Joycity）的详细信息

楼层	-3	-2	-1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	总计
指纹点数量	1188	2215	3953	30386	8834	3386	3132	5310	6240	3354	1912	1446	1827	70168
检测到的 MAC 地址	1165	2112	3941	5675	4381	3111	2562	2440	2752	2085	1445	900	835	8971

表 II：华为室内定位数据集 II（环球港）的详情

楼层	-3	-2	-1	1	2	3	4	5	总计
指纹点数量	1681	18484	17491	38763	6044	7641	8676	2136	100916
检测到的 MAC 地址	1271	3196	3646	5992	3834	2608	2387	1891	8384

- WAP 特征提取器：该模块由一个隐藏层大小为 8 的嵌入层构成，用于提取 MAC 地址索引 F_A的嵌入表示。
- 节点嵌入提取器：该模块包含两个图同构网络（GIN） [23] 层。它通过加权边（带有边特征的边）聚合两类节点的节点特征，并提取节点嵌入表示。
- 图嵌入提取器：该模块将每种节点类型的均值读出结果相加，作为图嵌入。
- 位置估计器：该模块是一个隐藏层大小为 64 的两层感知机，用于根据图嵌入进行预测。

为了训练模型，我们最小化标签 P 与预测结果 P'之间的均方误差（MSE）。均方误差损失函数定义如下：

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{b}\sum_{i=1}^{b}(P_i - P')^2 \tag{3}$$

其中， b 表示每个批次中的训练样本数量。

III. Experimental Settings

A. 数据

所提出的方法在三个大型华为 WiFi 室内定位数据集上进行了评估，这些数据集来自 Joycity、环球港和 DawanMall（位于中国北京和上海的三座大型购物中心）。这些数据集由用户提交的数据构成，使用 [22]中描述的方法进行校准，并通过人工与楼层平面图进行地图匹配。

数据集的详细信息见表 I、II 和 III。

B. 训练设置

每个数据集（每层）均按 6:2:2 的比例划分为训练集、验证集和测试集。本研究聚焦于二维定位问题，因此针对每栋建筑物的每个楼层训练了一个基于楼层的模型。每个模型的结构均相同。

为了更好地拟合模型，我们监测每两个训练轮次之间验证损失的变化，并动态调整学习率。初始学习率设为 0.01。如果验证损失连续 3 个训练轮次未下降，则将学习率降低至原来的 0.1 倍，直至学习率达到最低值 0.0001。

此外，我们在每次为期 100 个训练轮次的训练过程中，使用不同的图批大小（64、128 和 256）进行了重复训练。每次训练中，都会保存验证损失最低的模型，以供后续测试和评估。

C. 评估指标

为了评估定位精度，我们计算了平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）：

$$\begin{aligned}\mathrm{RMSE} &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} e_i}{n}} \\ \mathrm{MAE} &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sqrt{e_i}\end{aligned} \tag{4}$$

其中：

$$e_i = (P_{i,x} - P'_{i,x})^2 + (P_{i,y} - P'_{i,y})^2 \tag{5}$$

此外，我们将 e_i 按从低到高排序，并分别取累积分布误差的 68% 和 95% 分位点的平方根进行比较。

表 III：华为室内定位数据集 III（大万商场）的详细信息

楼层	-3	-2	-1	1	2	总计
指纹点数量	4144	41121	1640	19784	7078	73767
检测到的 MAC 地址	1279	2348	2766	6366	3623	8728

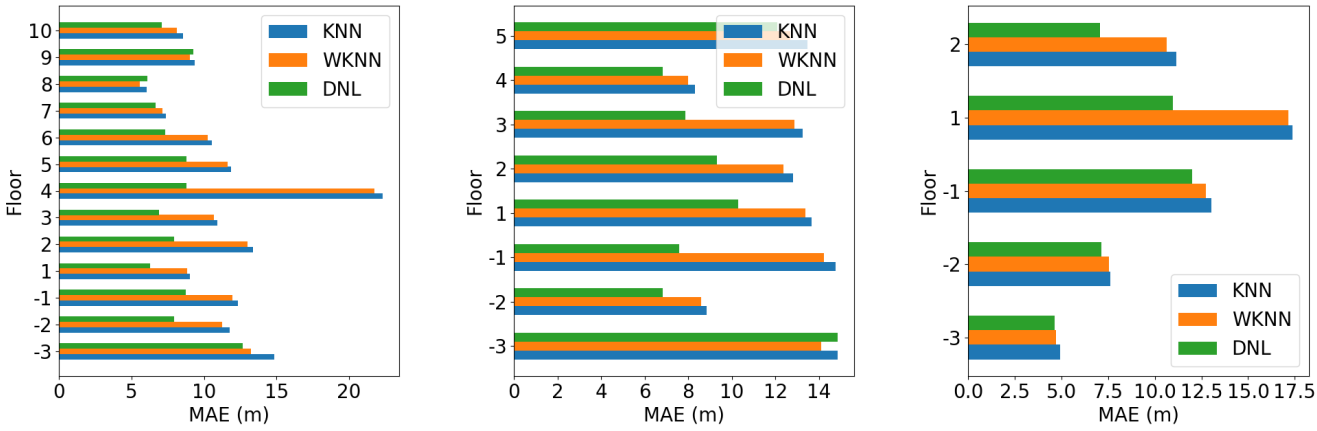

图 4：三栋建筑物中采用不同定位算法得到的平均绝对误差对比：(a) Joycity；(b) 环球港；(c) 大万商场。

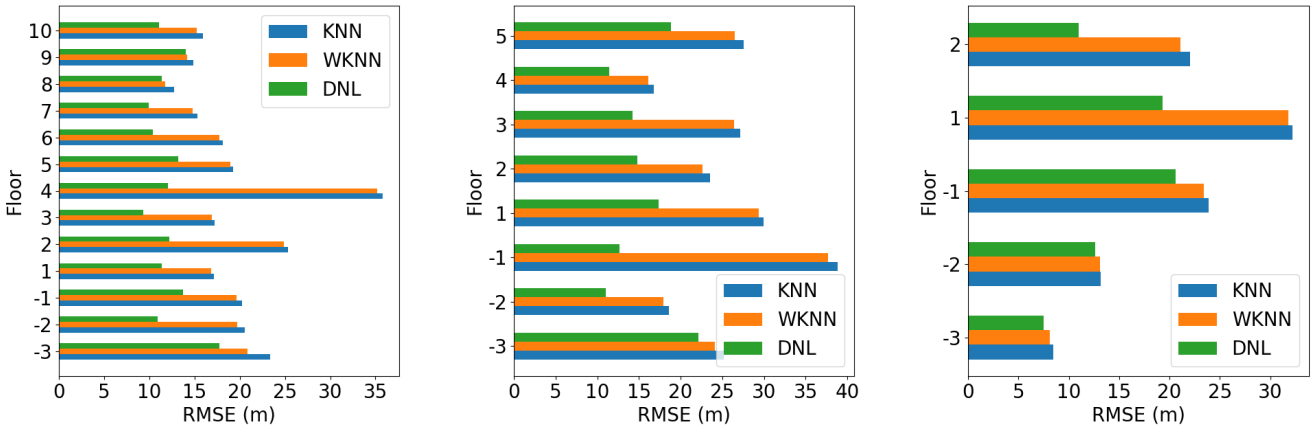

图 5：三栋建筑物上不同定位算法的均方根误差比较：(a) Joycity；(b) 环球港；(c) 大万商场。

IV. 结果与分析

在本节中，我们分析实验结果并评估所提出的模型。具体而言，我们将定位结果与一种无监督学习算法——k近邻（K近邻）进行比较，该算法采用类似的 WiFi邻居选择策略。如前所述，K近邻及其变体加权K近邻通过对选定的 WiFi邻居取平均值或加权平均值，来计算给定测试点的位置。这类算法缩小将定位问题从整个感兴趣区域（本研究中为楼层）缩小到由邻居WiFi指纹构建的局部社区。然而，它们没有通过学习过程推断最终位置，而只是计算邻居位置的均值或加权均值，因此推理能力较低。

本研究实现了两种标准定位算法——K近邻和加权K近邻，以供比较：

- K近邻：使用 Scikit-learn 实现的 K 近邻

回归 [24]；邻居数量设为 10；距离度量设为曼哈顿距离。

- WKNN：与 K近邻 类似，但在预测时将距离的倒数设为权重。

如图4所示，以平均绝对误差为指标，所提出的模型在 26 种情况中的 25 种和 23 种情况下分别优于 K近邻 和加权K近邻。具体而言，从表 IV 可以看出，所提出的模型在 18 种（K近邻）和 16 种（加权K近邻）情况下，可将平均绝对误差降低 10% 至 50%。所提出的模型并非只是取 WiFi 邻居位置的均值或加权均值，而是能够通过节点特征、边特征和拓扑信息有效学习 WiFi邻域，从而更准确地预测位置。

所提出的模型在均方根误差方面表现出更显著的改进。从表 IV 可以看出，在全部 26 种情况下，所提出模型的均方根误差均低于另外两种算法。特别是在大多数情况下（相较于 K近邻 有 19 种，相较于加权K近邻 有 15 种），均方根误差的降幅超过 30%。此外，在某些特定情况下，尤其是数据集规模较大且检测到的 MAC 地址数量较多时，所提出的模型能显著降低均方根误差。例如，在环球港一楼的 38763 个指纹点中，检测到了 5992 个 MAC 地址。如此庞大的数据集通常包含更多的不确定性和噪声；然而，所提出的模型的均方根误差比另外两种算法低约 40%。从表 V 和图5中也能在 Joycity 和大万商场发现类似情况。这表明，在数据噪声更大的情况下，所提出的模型能够提供比另外两种算法更加平滑、准确的预测。

最后但同样重要的是，我们比较了不同算法的累积定位误差。从表 V 可以看出，在采用定位精度的第 68 百分位数（累积分布函数的 68%）时，所提出的模型在一半的情况下优于 K近邻和加权K近邻。在其余情况下可以观察到，当数据密度较低时，所提出模型的改进效果会减弱。例如，在环球港的楼层 -3 和 5，所提出模型分别比加权K近邻差 18% 和 28%。在其他楼层也可以发现类似结果，尤其是在一些数据较少的高层和地下楼层。然而，在定位精度的第 95 百分位数（累积分布函数的 95%）下，所提出的模型仍表现出优异的性能。该模型始终能够提供远低于 K近邻和加权K近邻的误差，这表明所提出的算法对大型数据集中的异常值更加稳健，例如中间楼层所采集的数据集，或高层、地下楼层等数据密度较低的区域中的数据集。

V. 结论

总之，我们提出了一种深度邻域学习方法，用以弥补传统基于 K近邻或加权K近邻的 WiFi指纹定位算法中指纹点与无线接入点之间关系信息丢失这一固有问题。对于给定的目标指纹点，该方法基于其局部社区构建异构图，其中包含WiFi邻居指纹点，以及在该局部社区内能够检测到的所有无线接入点。我们设计了一种特殊的神经网络模型，用于学习图中邻域的拓扑信息和特征，并将提取出的嵌入表示映射到目标指纹点的位置。与 K近邻和加权K近邻相比，在从 3 个购物中心采集的 3个真实工业数据集（共覆盖 26 层）上进行的实验表明，该方法能够更好地学习邻域信息，并在大多数情况下将定位误差（平均绝对误差和均方根误差）降低 10% 至 50%。尤其是，DNL 方法始终能显著降低均方根误差和 95百分位定位误差，因此对于大型数据集中的噪声所导致的异常值更具鲁棒性。

我们将从两个方面开展未来的工作。一方面，我们将整合近期工作中提出的 WiFi 距离学习模型，以便选择更合适的 WiFi邻居；另一方面，我们将向局部社区中加入更多信息，以提取更优质的 WiFi指纹表示，例如惯性传感器和 GNSS数据的测量值与计算结果。

致谢

本研究源自华为技术研发（英国）有限公司爱丁堡研究中心的一个实习项目。我们感谢同事 Bertrand Perrat、Ilari Vallivaara、Janis Sokolovskis 和 Rory Hughes 在数据挖掘和后处理方面所做的出色工作。

参考文献

[1] Van Nee, Richard DJ. “扩频通信与导航系统中的多径和多发射机干扰。”博士论文，代尔夫特理工大学，代尔夫特，荷兰。 1996

[2]

Liu, F.、Liu, J.、Yin, Y.、Wang, W.、Hu, D.、Chen, P. 和 Niu, Q. “基于WiFi的室内定位技术综述。”*IET Communications*，第14卷，第9期：第1372–1383页，2020年6月，doi: 10.1049/iet-com.2019.1059。[3] Gallo, Pierluigi 和 Stefano Mangione。“RSS-eye：无需无线电地图、借助人工辅助的室内定位。”*2015 IEEE*国际通信会议（*ICC*）。IEEE，2015年。[4] Wen, Fuxi 和 Chen Liang。“使用单个接入点的IEEE 802.11 ac Wi-Fi信号室内到达角估计算法。”*IEEE Communications Letters* 18.12（2014）：2197–2200。[5] Golden, Stuart A. 和 Steve S. Bateman。“用于Wi-Fi定位的传感器测量值，重点关注到达时间测距。”*IEEE Trans- actions on Mobile Computing* 6.10（2007）：1185–1198。[6] Danjo, Azusa、Yuki Watase 和 Shinsuke Hara。“使用无人机的室内到达时间定位方案理论误差分析。”*2015*年第*81*届*IEEE*车辆技术会议（*VTC*春季会议）。IEEE，2015年。[7] Nawaz, Haq、Ayhan Bozkurt 和 Ibrahim Tekin。“一种采用CC1101无线电收发器的新型高能效异步到达时间差室内定位系统。”*Microwave and Optical Technology Letters* 59.3（2017）：550–555。[8] Hern´andez, Noelia 等。“连续空间估计：在不增加现场勘测工作量的情况下提高基于WiFi的室内定位分辨率。”*Sensors* 17.1（2017）：147。[9] Ding, Genming、Jinbao Zhang 和 Zhenhui Tan。“室内无线局域网环境中基于接收信号强度的指纹定位概述。”*2013*年第*5*届*IEEE*微波、天线、传播与无线通信电磁兼容技术国际研讨会。IEEE，2013年。[10] M. Hidayab、A. H. Ali 和 K. B. Abas Azmi，“2.4 GHz下的WiFi信号传播”，2009年亚太微波会议，2009年，第528–531页，doi: 10.1109/APMC.2009.5384182。

表 IV：数量 o　　所提模型的定位性能优于 K近邻和 WKN 的情况　　N

改进百分比	MAE		RMSE		68%累积分布函数		95%累积分布函数	
	K近邻	加权K近邻	K近邻	加权K近邻	K近邻	加权K近邻	K近邻	加权K近邻
0-10%	6	6	2	5	9	9	0	5
10% - 30%	9	10	5	6	7	5	9	3
30% - 50%	9	6	15	12	0	0	7	8
＞50%	1	1	4	3	1	1	10	9
总计	25	23	26	26	17	15	26	25

表 V：使用不同算法时的定位误差对比

建筑物	楼层	MAE			RMSE			68%累积分布函数			95%累积分布函数		
		K近邻	加权K近邻	DNL	K近邻	加权K近邻	DNL	K近邻	加权K近邻	DNL	K近邻	加权K近邻	DNL
Joycity	-3	14.84	13.24	**12.67**	23.37	20.88	**17.72**	15.47	14.41	**14.05**	48.65	43.19	**39.00**
	-2	11.76	11.25	**7.94**	20.54	19.71	**10.94**	8.39	8.20	**8.01**	47.76	45.30	**22.04**
	-1	12.33	11.96	**8.76**	20.23	19.65	**13.76**	10.59	9.95	**8.44**	46.93	46.22	**27.00**
	1	9.05	8.84	**6.26**	17.15	16.81	**11.36**	6.76	6.68	**5.59**	35.43	34.77	**17.70**
	2	13.36	13.00	**7.92**	25.33	24.85	**12.22**	8.61	8.39	**7.46**	62.57	60.31	**24.49**
	3	10.91	10.67	**6.90**	17.24	16.91	**9.36**	10.00	9.78	**7.32**	40.60	39.99	**18.50**
	4	22.33	21.74	**8.80**	35.83	35.17	**12.07**	21.97	20.44	**9.43**	85.42	85.35	**26.23**
	5	11.87	11.61	**8.78**	19.27	18.96	**13.17**	10.76	10.19	**9.19**	43.42	42.96	**22.20**
	6	10.55	10.27	**7.30**	18.12	17.74	**10.41**	8.07	7.78	**7.48**	45.08	43.90	**19.62**
	7	7.37	7.14	**6.68**	15.31	14.80	**9.90**	5.93	**5.76**	6.57	23.56	23.04	**21.08**
	8	**6.06**	5.59	6.08	12.72	11.73	**11.38**	4.87	**4.78**	5.60	20.24	**16.07**	17.13
	9	9.35	**9.04**	9.28	14.85	14.22	**14.00**	9.02	8.82	**8.79**	34.09	32.95	**29.69**
	10	8.54	8.13	**7.09**	15.96	15.24	**11.05**	6.53	**6.16**	6.33	37.33	36.14	**26.24**
环球港	-3	14.86	**14.09**	14.84	25.20	24.08	**22.14**	12.70	**12.26**	14.87	59.26	53.66	**49.46**
	-2	8.83	8.59	**6.84**	18.55	17.93	**11.06**	6.23	**6.13**	6.54	34.90	33.02	**20.22**
	-1	14.76	14.22	**7.60**	38.86	37.69	**12.65**	6.73	**6.61**	7.11	77.68	75.46	**22.59**
	1	13.65	13.37	**10.29**	29.91	29.33	**17.34**	9.37	**9.23**	9.24	56.25	54.77	**32.10**
	2	12.80	12.37	**9.31**	23.49	22.59	**14.78**	10.31	9.95	**9.17**	53.98	52.28	**28.85**
	3	13.26	12.86	**7.88**	27.14	26.41	**14.23**	7.54	7.38	**7.22**	69.00	67.91	**22.98**
	4	8.31	8.00	**6.84**	16.74	16.11	**11.42**	6.42	**6.28**	6.69	30.84	27.90	**17.60**
	5	13.47	12.69	**12.10**	27.55	26.53	**18.85**	9.60	**8.57**	11.98	65.35	63.82	**44.16**
大万商场	-3	4.95	4.73	**4.64**	8.44	8.09	**7.49**	4.42	**4.35**	4.44	17.05	15.12	**12.54**
	-2	7.62	7.56	**7.14**	13.17	13.10	**12.65**	7.09	7.03	**6.69**	20.87	20.51	**18.48**
	-1	13.04	12.75	**12.02**	23.89	23.39	**20.61**	9.24	**9.04**	10.70	62.01	61.03	**47.32**
	1	17.39	17.15	**10.99**	32.23	31.81	**19.30**	12.07	11.96	**9.49**	78.74	78.30	**37.01**
	2	11.14	10.63	**7.07**	22.02	21.07	**10.97**	7.36	7.09	**6.70**	52.87	51.13	**23.25**

[11] M. M. Atia、M. Korenberg 和 A. Noureldin，“一种基于IEEE 802.11网络中信号强度的无配置类 GPS 室内定位系统”，*2012*年*IEEE/ION*定位、位置与导航研讨会论文集，2012年，第1068–1073页，doi: 10.1109/PLANS.2012.6236849。[12] X. Wang、X. Wang、S. Mao、J. Zhang、S. C. G. Periaswamy 和 J. Patton，“利用深度高斯过程进行室内无线电地图构建与定位”，载于*IEEE*《物联网期刊》，第7卷，第11期，第11238–11249页，2020年11月，doi: 10.1109/JIOT.2020.2996564。[13] J. Torres-Sospedra、R. Montoliu、S. Trilles、 ´O. Belmonte 和 J. Huerta，“Wi-Fi指纹识别室内定位系统中距离与相似性度量的综合分析”，*Expert Systems with Appli- cations*，第 42， 23， 9263 9278, 2015 卷，第—期，第—页。C. [14] Li、Z. Qiu 和 C. Liu，“一种改进的室内定位加权 K 近邻算法”，*Wireless Pers. Commun.*，第96卷，第2期，第2239–2251页，2017年9月。[15] R. Zhou、Y. Yang 和 P. Chen，“一种用于室内定位的基于接收信号强度变换的加权K近邻算法”，*Sensors*，第21卷，第17期，第5685页，2021年8月，doi: 10.3390/s21175685。[16] Chai ML、Li CG、Huang H。《蜂窝网络与Wi-Fi网络的新型室内定位算法》[J]。《导航期刊》，2020年，73(3)：1–21[17] Feng, Y.、Minghua, J.、Jing, L.、Xiao, Q.、Ming, H.、Tao, P.、Xinrong, H.：“一种基于支持向量机的改进WiFi室内定位方法。”《未来一代通信与网络国际期刊》 7.5（2014）：191–206。[18] Zhang, W.、Wang, L.、Qin, Z.、Zheng, X.、Sun, L.、Jin, N.、Shu, L.：“INBS：一种用于精确室内定位的改进型朴素贝叶斯简单学习方法。”载于：*2014 IEEE*国际 国际通信会议（*ICC*），第148–153页（2014年）。https://doi.org/ 10 1109 2014 6883310 。/ICC。Chen, Z., Wang, J.：“GROF：[19] 使用多频带宽度通用回归神经网络和离群值滤波器进行室内定位。”Sensors 18 11 3723 2018 10 3390 18113723 （）， （）。[20] https://doi.org/。/s Shenoy, M.V., Karuppiah, A., Manjarekar, N.：“一种基于人工神经网络的轻量级鲁棒定位技术，用于自主系统的快速部署。”《环境智能与人性化计算期刊》。第1–16页。https://doi.org/10.1007/s12652-019-01331-0（2019年）[21] Zhang, M., Fan, Z., Shibasaki, R., Song, X. 基于接收信号强度指示和群智感知的域对抗图卷积网络，用于室内定位。arXiv预印本 arXiv: 2204 05184 2022 。Gu, Yang, Caifa Zhou, [22] Andreas Wieser, and Zhimin Zhou. “基于足载IMU、Wi-Fi指纹和GPS位置的轨迹估计与众包无线电地图构建。”*IEEE*《传感器期刊》19，第3期（2018年）：1104–1113。[23] K. Xu, W. Hu, J. Leskovec, and S. Jegelka，“图神经网络的能力有多强”，载于*ICLR*会议论文集，2019年，第1–17页。[24] F. Pedregosa等，“Scikit-learn：Python中的机器学习”，《机器学习研究期刊》，第12卷，第2825–2830页，2011年2月。