

基于 SRGAN-DAE 的室内定位指纹生成^{*}

吕博 周蓉 张甜愉 浦梦杨

(华北电力大学控制与计算机工程学院 北京 102206)

摘要: 基于 WiFi 指纹数据库的室内定位技术因其高精度和易于部署的特点而备受关注,而离线指纹数据库的质量则是决定定位精度的关键因素。针对离线指纹数据库采集成本高的问题,提出了一种基于降噪自编码器超分辨率生成对抗网络的降噪指纹数据库增强模型(FASRGAN-DAE)。该方法通过增强稀疏指纹数据库,提高定位精度。具体而言,首先将指纹数据映射为相应的指纹图像;接着,生成器网络在删除批量归一化层(BN层)的基础上改进感知损失函数,生成高分辨率指纹图像,并通过降噪自编码器的隐藏层和输出层,以提高生成图像的质量,同时在判别器网络中,删除BN层并采用卷积层的输出作为输入图像的真实性评分,利用均方差损失函数优化判别器网络,以增强对真实和生成图像的区分能力;最终,通过映射模块将指纹图像还原为指纹数据,实现指纹数据库的增强。通过在真实地下停车场环境中进行定位实验,与原始指纹数据库相比,FASRGAN-DAE增强数据后将平均定位误差降低了5.69%。

关键词: 室内定位;超分辨率生成对抗网络;降噪自编码器;指纹数据库;数据增强

中图分类号: TP92;TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Indoor localization fingerprint generation based on SRGAN-DAE

Lyu Bo Zhou Rong Zhang Tianyu Pu Mengyang

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Indoor location technology based on WiFi fingerprint database has attracted much attention because of its high precision and easy deployment, while the quality of offline fingerprint database is a key factor to determine the location accuracy. To solve the problem of high acquisition cost of offline fingerprint database, a denoising fingerprint database enhancement model (FASRGAN-DAE) based on denoising autoencoder super resolution generation adductive network is proposed. The method enhances the location accuracy by enhancing the sparse fingerprint database. Specifically, firstly, the fingerprint data is mapped to the corresponding fingerprint image; then, on the basis of deleting the batch normalization layer (BN layer), the generator network improves the perception loss function to generate high-resolution fingerprint images, and reduces the hidden layer and output layer of the autoencoder to improve the quality of the generated images. Meanwhile, in the discriminator network, the BN layer is deleted and the output of the convolutional layer is used as the authenticity score of the input image. The mean square error loss function is used to optimize the discriminator network to enhance the ability of distinguishing between real and generated images. Finally, the fingerprint image is restored to the fingerprint data through the mapping module to realize the enhancement of the fingerprint database. Through the localization experiment in the real underground parking lot environment, compared with the original fingerprint database, the average localization error was reduced by 5.69% after FASRGAN-DAE enhanced data.

Keywords: indoor localization; super-resolution generate adversarial network; denoising autoencoder; fingerprint database; data enhancement

0 引言

基于 WiFi 指纹的室内定位技术以其定位精度高和设

备部署成本低的优势,广泛应用于室内定位领域^[1]。此方法通过移动终端在各参考点(reference point, RP)采集每个 WiFi 接入点(access point, AP)的接收信号强度(received

signal strength, RSS) 构建指纹数据库, 随后将用户设备在测试位置的指纹数据与数据库中的数据进行匹配, 以实现用户设备的精准定位^[2]。

具体来说, 基于指纹的 WiFi 定位分为离线阶段和在线阶段^[3]。在离线阶段, 完成定位场景的感知以及指纹数据库的构建。指纹数据通常包括 RP 的坐标及在 RP 处采集的每个 AP 的接收信号信息。由于 WiFi 模块在移动设备中能够轻松获取接收到的 WiFi 信号强度 (RSS), 因此 RSS 通常被用于表示接收到的信号信息。在在线阶段, 通过将在线获取的指纹数据与离线阶段构建的指纹数据库进行比对, 从而实现定位功能^[4]。

通过增加指纹数据库中每个 RP 采集的指纹数据量或 RP 的数量, 可以提高基于指纹的 WiFi 定位的准确性, 但这会产生过高的离线采集成本^[5]。因此, 如何在这种情况下降低离线采集成本是一个重要的研究方向。现有的解决方法包括基于多用户参与的 RSS 收集^[6]和基于插值的 RSS 估计^[7]。前者通过将收集任务分配给多个用户来降低单个用户的成本, 例如基于众包的显式数据收集^[8]、隐式数据收集^[9]、部分标记指纹^[10]等。后者利用指纹数据库中每个 RP 的指纹生成虚拟指纹, 称为指纹增强 (FA)^[10]。指纹增强的方法可分为在 RP 上生成虚拟指纹和在虚拟参考点 (virtual reference point, VRP) 上生成虚拟指纹两类。前者通过使用生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN)^[11]等算法在每个 RP 处生成虚拟指纹, 如刘伟等^[12]提出的 cGAN-SAE 方法, 从而降低每个 RP 处的获取成本, 但实际采样中依然需要布设大量的 RP, 难以减少实际采样的成本与工作量, 而后者更关注的是减少整个定位场景所需 RP 的数量, 在不增加离线采集成本的同时生成的 VRP 有助于提高定位精度。此外还有通过补全缺失部分数据的改进 KNN-RF 算法^[13], 可以将缺失的采样数据补全, 但是依旧无法难以降低离线阶段的采样成本。

为降低离线阶段指纹数据库的采集成本, 在已有的 RP 处生成指纹数据, 同时生成 VRP 并生成虚拟指纹数据减少离线指纹采集阶的实际 RP, 并提高定位精度, 本文提出了结合超分辨率生成对抗网络 (super-resolution generative adversarial network, SRGAN)^[14]与降噪自动编码器模型 (denoising autoencoder, DAE)^[15]并加以改进的 FASRGAN-DAE 指纹生成方法, 将先将指纹数据映射为指纹图像, 使用改进的 SRGAN 模块同时实现了在 RP 上生成虚拟指纹和在 VRP 上生成虚拟指纹, 再将指纹图像映射回指纹数据以实现指纹增强; 设计了通过卷积层直接输出的判别结果并删除批量归一化 (batch normalization, BN) 层的判别器网络, 提高判别精度。设计了在删除传统 SRGAN 生成器网络中批量归一化 (batch normalization, BN) 层的基础上, 引入了双线性插值层 (bilinear interpolation layer) 与降噪自编码器隐藏层和输出层的生成器网络, 提高生成超分辨率指纹图像的质量; 改进了感知

损失函数, 降低离群点对生成图像的影响。不仅有效减少了每个 RP 处构建指纹数据库的平均获取成本, 还通过生成 VRP 间接减少了定位场景中所需的 RP 数量, 从而在提高定位精度的同时降低了离线采集成本。

1 相关理论

1.1 超分辨率对抗生成网络

SRGAN 模型^[14]首次实现了生成对抗网络在超分辨率实践中的落地应用, 生成器网络通过深度残差模块将低分辨率图像重构为高分辨率图像, 判别器网络负责鉴别真实图像与生成图像的真伪, 并引入感知损失重建图像细节特征, 避免了单纯使用均方误差导致图像过度平滑的现象, 改善了重建图像的视觉质量, 使复原图像和目标图像在风格和语义上更相似。

SRGAN 的关键组件为生成器与判别器。生成器的主要任务是生成高分辨率指纹图像, 而判别器则致力于区分指纹图像的真假, 输出指纹图像真实度的评分。在这个模型中, 通过定义一个判别器网络 D_{θ_D} 并与 G_{θ_G} 交替优化, 以解决对抗性的最小-最大问题。其结构图如图 1 所示。

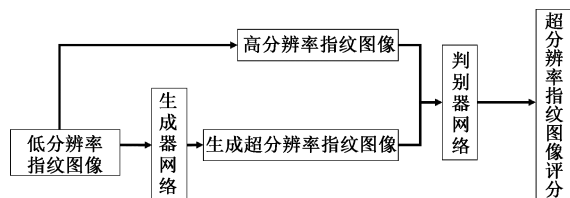


图 1 SRGAN 网络结构图

Fig. 1 SRGAN network structure

在 SRGAN 模型中, 超分辨率生成对抗网络的优化目标函数, 如式 (1) 所示。

$$\min_{\theta_G} \max_{\theta_D} E_{I^{HR} \sim p_{train}(I^{HR})} [\text{Log} D_{\theta_D}(I^{HR})] + E_{I^{LR} \sim p_G(I^{LR})} [\text{Log}(1 - G_{\theta_G}(I^{LR}))] \quad (1)$$

其中, I^{LR} 为低分辨率指纹图像, I^{HR} 是低分辨率图像的高分辨率版本仅在训练期间使用。模型最终通过训练一个生成函数 G , 来估计给定的低分辨率指纹图像 (LR) 输入图像对应的超分辨率指纹图像 (SR)。其中专门通过感知损失函数 L^{SR} 作为几个损失分量的加权组合, 如式 (2) 所示。

$$\hat{\theta}_G = \underset{\theta_G}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N L^{\text{SR}}(G_{\theta_G}(I_n^{\text{LR}}), I_n^{\text{HR}}) \quad (2)$$

其中, L^{SR} 由两个部分组成, 分别是感知内容损失函数与对抗损失函数。

1.2 降噪自编码器

自编码器^[15]是一个输入和学习目标相同的神经网络, 其结构分为编码器 (Encoder) 和解码器 (Decoder) 两部分, 并且模型结构对称, 其目的是输出尽可能与输入相似的数据。

降噪自编码器通过对输入信号加入噪声,使无噪图像受到局部损坏,产生与它对应的一个含噪图像,然后将这个含噪图像送入传统自编码器,使其尽量重建一个与无噪图像相似的输出^[16]。其中输入含噪图像 \tilde{x} 获得: $\tilde{x} \sim q_D(\tilde{x} | x)$ 。降噪自编码器的基本结构如图 2 所示。

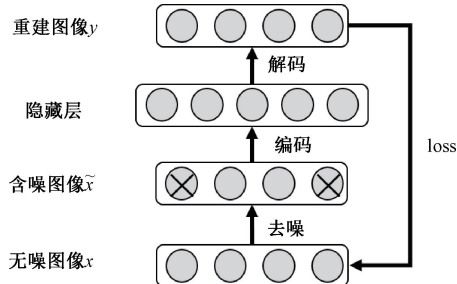


图 2 DAE 结构图

Fig. 2 DAE structure

为重建图像与无噪图像的误差尽可能小,降噪自编码器的目标就是最小化损失函数 Loss,如式(3)所示。

$$Loss = \sum E_{\tilde{x} \sim q_D(\tilde{x} | x)} [L(x, y)] \quad (3)$$

为了提高降噪效果,通过堆叠隐藏层,即增加隐藏层,并将上一个隐藏层的输出当作下一个隐藏层的输入从而进一步使整体隐藏层学习更具鲁棒性的特征表达^[17]。

2 指纹图像映射与指纹数据库增强

本研究提出的 FASRGAN-DAE 模型通过生成对抗的方式增强指纹数据库,通过拟合虚拟参考点(VRP)处的接收信号强度(RSS),在复杂场景中提升定位精度并增加指纹数据库中参考点(RP)的密度,从而有效提高了室内定位的精度和鲁棒性。

首先,将离线采集的接收信号强度(RSS)信息映射为指纹图像,并将其作为真实数据输入到生成对抗网络中的判别器网络进行训练。然后,向生成器网络输入真实指纹图像,生成虚拟指纹图像,尝试“欺骗”判别器网络,与其进行对抗。通过不断的交替训练,最终达到纳什均衡状态,使用生成器网络生成高质量的指纹图像。最后,将这些生成的指纹图像重新映射成虚拟 RSS 信息,用于增强指纹数据库。这种方法有效地增加了指纹数据库中的数据密度和多样性,从而提升定位的精度。FASRGAN-DAE 指纹数据库增强的整体流程,如图 3 所示。

2.1 指纹数据与图像映射

假设在定位场景中,有 n 个接入点(AP),标记为 $\{AP_1, AP_2, \dots, AP_n\}$,以及 m 个参考点(RP),这些参考点按照某一间距 λ 的整数倍进行物理间距分布。RP 集合表示为 $\{RP_1, RP_2, \dots, RP_m\}$,其中 RP_i 的物理平面直角坐标集合为 Crd 。在这些 RP 处采集的 RSS 表示为 $RSS_{i,j}$,其中 i 表示 RP 的序号, j 表示 AP 序号。因此 $RSS_{i,j}$ 代表在参考点 RP_i 处,由第 j 个接入点(AP)的信号强度。

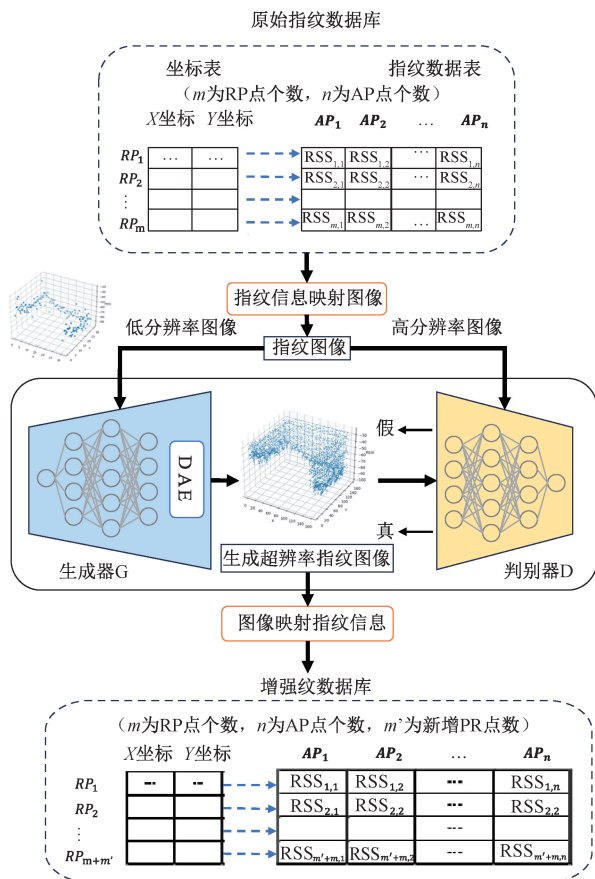


图 3 指纹数据库增强流程

Fig. 3 Fingerprint database enhancement process

因此离线阶段采集的 WiFi 指纹数据与 R 平面直角坐标集合 Crd 定义如式(4)：

$$R = \begin{bmatrix} RSS_{1,1} & RSS_{1,2} & \dots & RSS_{1,n} \\ RSS_{2,1} & RSS_{2,2} & \dots & RSS_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ RSS_{m,1} & RSS_{m,2} & \dots & RSS_{m,n} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$Crd = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 \\ \dots & \dots \\ x_m & y_m \end{bmatrix}$$

结合 R 与 Crd 中的数据构成的 WiFi 指纹数据库,通过方法 f 将指纹数据库映射为指纹图像,方法 f 映射如图 4 所示。

映射函数 f 将指纹数据库中的每个参考点(RP)映射为指纹图像中的一个像素点,即参考点的物理坐标 (x_i, y_i) 决定了 RP_i 在图像中的相对位置。具体而言,本文采用 RP 物理位置的横纵坐标的最小值作为图像左下角的基准点,从而确定每个 RP 在指纹图像中的像素位置。同时, f 将 RP 的接收信号强度(RSS)值映射为指纹图像中对应像素点的灰度值 $P_{i,j}$,其下角标与 $RSS_{i,j}$ 对应, RSS 值与灰度值的映射函数可以用式(5)表示。

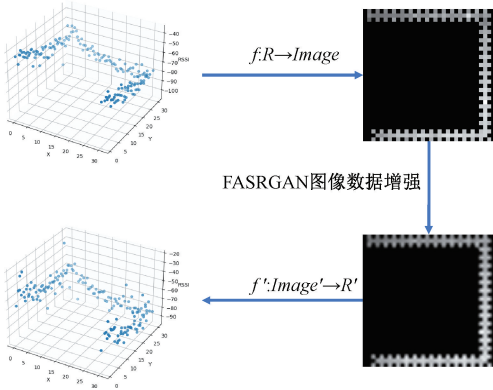


图 4 指纹数据与指纹图像的映射

Fig. 4 Fingerprint convert to fingerprint images

$$P_{i,j} = 255 \times \frac{RSS_{i,j}}{RSS_{min}} \quad (5)$$

将指纹图像逆映射指纹数据库的函数 f' 相当于加上增强生成的指纹数据的 f 的逆过程。

在本研究提出方法中,由 FASRGAN-DAE 生成的 VRP 将填充在原始指纹数据库 RP 的间隔中,减小生成指纹数据库中的 RP 间距,从而实现指纹数据库的增强,降低离线阶段采集指纹数据的成本。

根据 Crd 分配新生成的 VRP 坐标,使 RP 处于 VRP 的中心,避免高分辨率指纹图像像素与实际定位场景中的 RP 产生偏置增加额外的定位误差,计算 VRP 的物理位置映射如式(6)所示。

$$\begin{cases} x' = \lambda_{LR} \frac{2x + \alpha + 1}{2\alpha} \\ y' = \lambda_{LR} \frac{2y + \alpha + 1}{2\alpha} \end{cases} \quad (6)$$

其中, α 为超分辨率图像放大倍数, λ_{LR} 为指纹图像,即低分辨率图像 (I^{LR}) 中 RP 对应的物理坐标间距, x 、 y 分别表示该像素点在高分辨率指纹图像中的横、纵坐标,最后 x' 、 y' 表示在当 I^{LR} 中最左下角的 RP 位于物理定位环境的横、纵坐标都为 1 时,VRP 再实际定位环境中对应的物理位置的横、纵坐标。

2.2 指纹数据增强

本研究提出基于 SRGAN-DAE 的 FASRGAN-DAE 指纹数据库增强方法。FASRGAN-DAE 通过特征提取网络将离线指纹数据库转化的指纹图像的特征,使相互对抗的判别器网络与生成器网络交替训练,当判别器网络无法判断一个样本的真假时,对抗生成网络收敛。

1) 判别器网络结构

FASRGAN-DAE 判别器网络结构在原有的 SRGAN 判别器网络基础上做了以下改进:

(1) FASRGAN-DAE 删除了所有判别器网络中的批量归一化 (batch normalization, BN) 层。这一改动旨在保护样本之间的独立性,确保图像像素点的位置信息保持不变。

这是因为 BN 层在某些情况下可能引入不必要的归一化,影响图像的信息的准确性。

(2) 为了提高判别器网络对生成图像真实性的表达, FASRGAN-DAE 在判别器网络中直接使用卷积层的输出值作为判别结果。这种设计使得判别器网络能够更灵活地表示输入图像的得分,并通过最小化均方差 (mean squared error, MSE) 损失函数获得梯度,推动网络模型收敛。这种方法提升了判别器网络对图像质量的判别能力,从而增强了生成对抗网络的整体性能。

FASRGAN-DAE 判别器网络结构如图 5 所示。

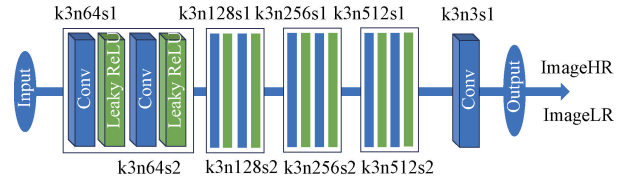


图 5 判别器网络

Fig. 5 Discriminator network

2) 生成器网络结构

FASRGAN-DAE 生成器网络结构对原有的 SRGAN 生成器网络做出了以下改进:

(1) 由于生成器网络生成的超分辨率指纹图像中,包含生成器形成的噪声,降低了生成指纹信息的质量。因此, FASRGAN-DAE 在 SRGAN 模块的生成器中加入了 DAE 的隐藏层与输出层,从而降低了生成超分辨率指纹图像中的噪音,提高生成指纹信息的质量。

(2) 生成器网络通过一个包含深度残差模块的网络结构进行处理,生成超分辨率指纹图像 (I^{SR})。这一设计旨在学习更多的特征,同时避免梯度消失和爆炸的问题,避免网络退化。与传统的 SRGAN 不同, FASRGAN-DAE 在生成器网络中的残差模块也删除了残差模块中的批量归一化 (batch normalization, BN) 层,以减少对图像细节的弱化,以及避免不必要的归一化。

FASRGAN-DAE 生成器网络结构如图 6 所示。

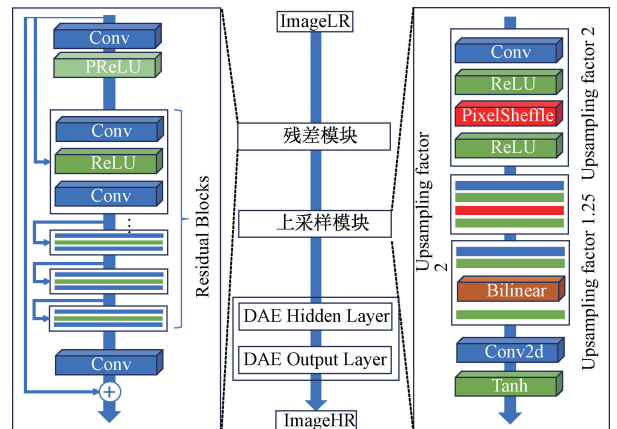


图 6 生成器网络

Fig. 6 Generator network

(3)为了确保生成的高分辨率指纹图像中的像素点能够与真实定位场景中的参考点(RP)位置相匹配,在传统的 SRGAN 两层放大两倍的像素重组(pixel shuffle)层, FASRGAN-DAE 引入了一个双线性插值层(bilinear interpolation layer),将特征图放大后通过卷积层输出图像,实现奇数倍放大使 VRP 围绕 RP 位置均匀分布,避免高分辨率指纹图像像素与实际定位场景中的 RP 产生偏置增加额外的定位误差。最终,生成器网络输出的高分辨率指纹图像(I^{SR})将被保存,并转换为指纹数据。这些数据将被用于增强原有的指纹数据库,从而实现指纹数据库的增强和定位精度的提升。

3)感知损失函数

(1)内容损失函数

内容损失函数用于评估生成指纹图像内容的质量。在输入图像中像素值的变化相对平滑且图像纹理较少的情况下, FASRGAN-DAE 没有依赖于经典 SRGAN 的 VGG19 提取特征,而是采用了 3 个步幅为 1 的 3×3 卷积层组成的特征提取网络。其中 Φ 表示在特征提取网络中得到的特征映射,内容损失函数的计算公式如式(7)所示。

$$Loss_{content} = \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H |(\Phi(Image^{HR})) - \Phi(G_{\theta_G}(Image^{LR})_{x,y})| \quad (7)$$

其中, W, H 描述了特征提取网络中各自特征的相应维度。相较于 SRGAN 模型使用均方差损失函数,此损失函数通过计算生成图像的特征与高分辨率图像特征之间的绝对值误差衡量图像内容损失,对离群点敏感性更低,使生成图像在感知上与高分辨率图像更为相似,降低离群点对生成指纹图像质量的干扰。

(2)对抗损失函数

对抗损失函数用于鼓励生成器网络生成更具有多样性且能够“欺骗”判别器网络的指纹图像,从而提升生成图像的真实性。对抗损失函数的定义如式(8)所示。

$$Loss_{Adversarial} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(Image^{LR}))_i - 1)^2 \quad (8)$$

其中, $D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^{LR}))$ 表示生成器网络生成的生成指纹图像成功“欺骗”判别器网络的概率。在对抗损失函数中,通过最小化 $(D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^{LR}))_i - 1)^2$,推动生成器网络生成更真实的指纹图像。

通过结合内容损失函数和对抗损失函数,减低离群点对生成指纹图像质量的干扰,使 FASRGAN-DAE 模型能够有效地生成高质量的高分辨率指纹图像,从而提升指纹数据库的整体性能。

3 实验结果及分析

3.1 实验流程与实验环境

为验证基于 SRGAN-DAE 的 FASRGAN-DAE 室内定位生成方法在实际室内环境中的定位效果,设计了一个

包含 4 个阶段的指纹生成定位系统:收集指纹数据构建原始指纹数据库,指纹生成,训练定位模型,评估定位准确度。

收集指纹数据构建原生指纹数据库阶段在华北电力大学地下停车场进行,采用 TP-Link 公司的 TL-WDR5620 型路由器、Mercury 公司的欢迎路由 D136 型路由器与 Tenda 公司的 AC7 型路由器,电脑为 HP ENVY Notebook 笔记本电脑,使用 NETSTOP 软件采集数据。由于采集时间跨度较长,受地下停车场车辆停放位置等因素影响大,指纹数据中的 RSS 值波动也反映了出室内环境的变化,能够更真实地模拟复杂多变、障碍物较多的实际使用场景,从而验证本文方法的可行性。该数据集包含了 10 个 AP 在 170 个 RP 采集的 23 800 条指纹数据,采集时间跨度超过一个月。

地下停车场平面图如图 7 所示,其中红色框为 RP 分布区域,RP 分布区域呈“U”型,选择处于非边缘位置的 RP 作为测试集。

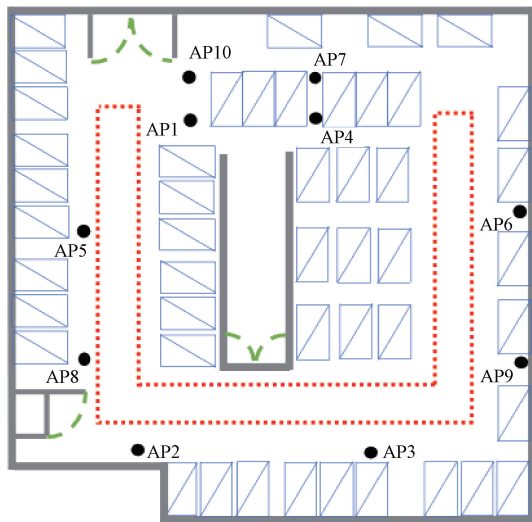


图 7 地下停车场平面图

Fig. 7 Underground car park plan

在指纹生成阶段,使用原生指纹数据库训练 FASRGAN-DAE 等模型生成指纹数据。训练定位模型阶段,使用增强后的指纹数据库训练定位模型进行定位。在评估定位准确度阶段,将真实指纹数据输入训练好的定位模型中与真实指纹采集位置对比,评估定位准确度。

3.2 定位实验

本研究提出的 FASRGAN-DAE 室内定位指纹模型,是基于 SRGAN 与 DAE 模型提出的。为验证 FASRGAN-DAE 模型的对定位精度的增强效果,分别使用了 SRGAN 超分辨率对抗生成模型^[14]、DAE 降噪自编码器模型^[15]、将 SRGAN 与 DAE 组合的 SRGAN-DAE 模型、对 SRGAN 模型的经典改进模型 ESRGAN 模型^[18]以及按本文方法改进的改进 SRGAN 模型增强的指纹数据库训练定位模型,并对比其定位精度。

本研究使用加权 K 近邻算法(weighted K-nearest

neighbors, WKNN)作为定位算法。WKNN 是在 K 近邻算法上的进一步优化,它引入权重,使得在计算定位结果时需要考虑得到的 K 个最相似指纹数据在估计定位结果时的贡献大小^[19]。通常来说,距离越大,说明这个位置指纹点离定位点越远,那么它对于定位结果的贡献应该越小。由于 K 的取值会对定位精度产生影响,因此为验证 FASRGAN-DAE 模型的数据增强对提高定位精度的效果,基于 WKNN 使用不同 K 值对比不同的数据增强方法的定位精度,找出平均定位精度最高的 K 值用于验证其定位精度增强效果。在定位实验中, K 分别从 1~30 取值,定位结果的平均定位误差如图 8 所示。

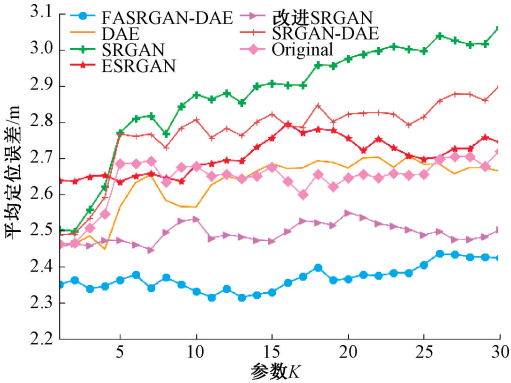


图 8 用不同 K 值的平均定位误差

Fig. 8 Average positioning error using different K values

从图 8 中可以看出随着 K 值的增大,平均定位误差不会一直减小。当 K 取 11 时,FASRGAN-DAE 增强的指纹数据库平均定位误差最小,约为 2.31 m;当 K 取 1 时,原始指纹数据库平均定位误差最小,约为 2.46 m。其中 FASRGAN-DAE 表现最好,使平均定位误差降低了 5.69%,无 DAE 隐藏层与输出层的改进 SRGAN 次之。使用平均误差最小时的 K 值在固定精度下误差累积概率如表 1 所示。

表 1 不同方法在固定精度下的误差累积概率

Table 1 The cumulative error probability of different methods with fixed precision %

数据增强方法	0.5 m	1 m	1.5 m	2 m
FASRGAN-DAE	20.1	38.1	58.2	64.5
DAE	19.7	41.9	54.5	63.6
SRGAN	19.0	41.5	55.8	62.7
ESRGAN	15.7	31.5	50.4	58.5
改进 SRGAN	18.9	41.5	55.4	63.3
SRGAN-DAE	19.0	41.4	56.0	62.8
Original	19.2	41.6	56.3	63.3

结合表 1 和图 8 的实验结果可以看出,FASRGAN-DAE 与其他几种数据增强方法以及原始指纹数据库相比,

FASRGAN-DAE 的定位精度有所提升。同时 FASRGAN-DAE 在大多数相同定位精度时的累积概率有提升。

不同方法增强指纹数据库后的定位误差累积分布(cumulative distribution function,CDF)如图 9 所示。

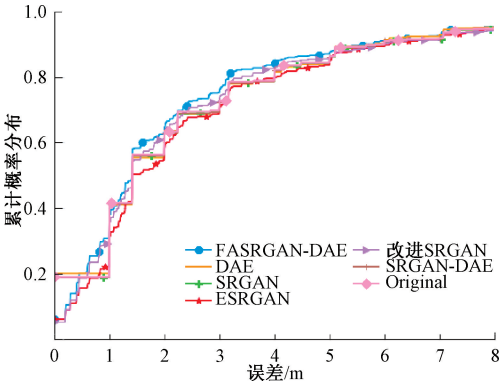


图 9 误差累积分布

Fig. 9 Cumulative distribution function

在图 9 中,曲线越靠近左上角代表定位精度越高,可以看出 FASRGAN-DAE 模型在多数精度下对指纹数据库的定位精度有较强的增强效果,并在多数精度的下累积概率最高。由于 WKNN 只估计一个 RP 的坐标作为测试指纹的估计位置,因此定位误差会呈现阶梯状,而 FASRGAN-DAE 模型通过生成虚拟数据增加了 RP 密度,从而累计误差曲线更加平滑。总体可以看出,本文提出的 FASRGAN-DAE 模型生成指纹数据对定位精度与误差的平滑性上均有提高。

4 结 论

为降低收集离线数据的成本和提高基于 WiFi 指纹的室内定位精度,本研究将指纹数据库增强问题转化为对指纹图像的扩展生成问题,在 SRGAN-DAE 基础上,本文提出了 FASRGAN-DAE 模型,改进了判别器网络、生成器网络、损失函数以及特征提取网络。为评估本文提出的 FASRGAN-DAE 模型的性能,使用在地下停车场中收集的数据进行实验,并对比了多种数据增强方法模型对指纹数据库增强的定位精度。实验结果证实了该框架以及 FASRGAN-DAE 在室内定位中的有效性。与其他数据增强方法相比,本研究方法可以提高定位精度,减小定位误差,增加 RP 密度。

此外,FASRGAN-DAE 模型依然存在提高数据增强稳定性的空间,在未来的工作中,计划通过进一步改进损失函数与模型评估方法,以及使用多模态的范式,增强 FASRGAN-DAE 模型数据增强的稳定性,使其能够对更多类型的数据进行增强。

参考文献

[1] 周宇辉,朱晓强,曾丹. 室内无线定位技术研究[J]. 工业控制计算机,2022,35(3):102-103,127.
ZHOU Z H, ZHU X Q, ZENG D. Research on indoor

- wireless positioning technology[J]. Industrial Control Computer, 2022, 35(3): 102-103,127.
- [2] 胡佳烨, 梁中华, 张培玫, 等. 基于深度学习的 WiFi 指纹室内定位方法[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(11): 2485-2489.
HU J Y, LIANG ZH H, ZHANG P W, et al. Deep learning-based WiFi fingerprint indoor positioning method[J]. Computer and Digital Engineering, 2022, 50(11): 2485-2489.
- [3] 闫大禹, 宋伟, 王旭丹, 等. 国内室内定位技术发展现状综述[J]. 导航定位学报, 2019, 7(4): 5-12.
YAN D Y, SONG W, WANG X D, et al. Review of domestic indoor positioning technology[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(4): 5-12.
- [4] XIAO J, ZHOU Z, YI Y, et al. A survey on wireless indoor localization from the device perspective, ACM Computing Surveys(CSUR), 2016, 49(2): 1-31.
- [5] 吴雅琴, 陈林, 侯云峰. 基于 CNN-GAN 的信道状态信息室内定位算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 119-126.
WU Y Q, CHEN L, HOU Y F. Indoor location algorithm of channel state Information based on CNN-GAN[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 119-126.
- [6] CASO G, NARDIS L D, BENEDETTO M G D. Low-complexity offline and online strategies for Wi-Fi fingerprinting indoor positioning systems[J]. ArXiv preprint arXiv:1016. B978, 2019.
- [7] LUO C, HONG H, CHAN M C. PiLoc: A self-calibrating participatory indoor localization system[C]. IEEE, 2014: 143-153.
- [8] SOROUR S, LOSTANLEN Y, VALAEE S, et al. Joint indoor localization and radio map construction with limited deployment load[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 14(5): 1031-1043.
- [9] HERNANDED N, OCAA M, ALONSO J M, et al. Continuous space estimation: Increasing WiFi-based indoor localization resolution without increasing the site-survey effort[J]. Sensors, 2017, 17(1): 147.
- [10] LI Q, QU H, LIU Z, et al. AF-DCGAN: Amplitude feature deep convolutional GAN for fingerprint construction in indoor localization systems[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2019, 5(3): 468-480.
- [11] PENG X, CHEN R, YU K, et al. An improved weighted K-nearest neighbor algorithm for indoor localization[J]. Electronics, 2020, 9(12): 2117.
- [12] 刘伟, 王智豪, 李卓, 等. 基 cGAN-SAE 的室内定位指纹生成方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(14): 57-63.
LIU W, WANG ZH H, LI ZH, et al. Indoor location fingerprint generation method based on cGAN-SAE[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(14): 57-63.
- [13] 张烈平, 陈耀, 郑新鹏, 等. 基于改进 KNN-RF 的信息补全算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(13): 74-80.
ZHANG L P, CHEN Y, ZHENG X P, et al. Information completion algorithm based on improved KNN-RF[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(13): 74-80.
- [14] LEDIG C, THEIS L, HUSZAR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [15] LEE W, CHALLITA U, LI J. Noise learning-based denoising autoencoder [J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(9): 2983-2987.
- [16] 刘炎, 马喆, 褚菲, 等. 基于分层分块堆叠状态相关降噪自编码器的流程工业过程运行状态评价[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(8): 228-238.
LIU Y, MA ZH, CHU F, et al. Operation state evaluation of process industrial process based on hierarchical block stack state correlation noise reduction autoencoder[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(8): 228-238.
- [17] 刘炎, 龚思哲, 王福利, 等. 基于堆叠有监督降噪自编码的运行状态评价[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 271-281.
LIU Y, GONG S ZH, WANG F L, et al. Operational status evaluation based on stack supervised noise reduction self-coding[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 271-281.
- [18] WANG X, YU K, WU S, et al. ESRGAN: Enhanced super-resolution generative adversarial networks[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops, 2018.
- [19] 陈潇, 秦宁宇, 宋书林. 双源信号下多元尺度融合室内位置测算方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 311-320.
CHEN X, QIN N N, SONG SH L. Indoor position measurement method with multi-scale fusion under dual-source signal[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 311-320.

作者简介

吕博(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为室内定位、计算机视觉、数据增强方面研究。

E-mail: L1164472828@163.com

周蓉, 副教授, 博士, 主要研究方向为计算机视觉、机器学习、室内定位。

E-mail: zhourong@ncepu.edu.cn

张甜愉, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、机器学习。

E-mail: zty288245@163.com

蒲梦杨, 讲师, 博士, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、深度学习。

E-mail: mengyang.pu@ncepu.edu.cn