

GNSS拒止环境下的伪卫星指纹定位方法

黄璐^{1,2}, 蔚保国², 李宏生¹, 李隽², 贾浩男^{1,2}, 程建强², 李雅宁^{1,2}

(1. 东南大学仪器科学与工程学院微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室, 江苏南京 210096;

2. 卫星导航系统与装备技术国家重点实验室, 河北石家庄 050081)

摘要: 伪卫星具有发射与天上卫星相同信号的能力, 可以作为GNSS(Global Navigation Satellite System)信号遮挡环境下稳定可靠的定位信号源, 使得基于现有终端硬件条件实现室外连续高精度定位成为可能, 因此逐渐成为室内定位领域的研究热点. 本文提出了一种基于同源多通道伪卫星的指纹库匹配定位方法, 利用顾及位置信息的变分自编码网络(Variational Auto-Encoder, VAE)学习伪卫星载波相位信息在隐含空间下的概率分布特征, 建立伪卫星观测数据隐含特征与室内位置间的映射关系, 进而实现GNSS拒止环境下的指纹匹配定位. 针对指纹定位结果波动大的问题, 本文提出一种粒子滤波融合处理方法, 提高了定位系统的稳定性和定位精度. 本文在试验环境以及机场环境下, 通过大量试验验证了该定位算法在动态和静态下的定位性能, 并与常用的基于指纹库匹配的定位方法进行了比较. 结果表明, 在室内试验环境下, 动态平均定位精度为0.39 m, 95%的定位误差小于0.85 m, 在真实机场环境下, 动态平均定位精度为0.75 m, 最大定位误差为1.69 m, 92%的定位误差小于1 m, 验证了算法的有效性.

关键词: 伪卫星; 载波相位; 室内定位; 指纹匹配; 机器学习

中图分类号: TN967.1; P228.1

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)04-0811-12

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20211167

Pseudolite Fingerprint Positioning Method under GNSS Rejection Environment

HUANG Lu^{1,2}, YU Bao-guo², LI Hong-sheng¹, LI Jun², JIA Hao-nan^{1,2}, CHENG Jian-qiang², LI Ya-ning^{1,2}

(1. Key Laboratory of Micro-Inertial Instrument and Advanced Navigation Technology, Ministry of Education, School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

2. State Key Laboratory of Satellite Navigation System and Equipment Technology, Shijiazhang, Hebei 050081, China)

Abstract: Pseudolites have the ability to transmit the same signals as GNSS(Global Navigation Satellite System) satellites, and can provide stable and reliable positioning signals for the navigation signal obstructed environment, making it possible to achieve continuous high-precision positioning outdoors based on the existing terminal hardware conditions. Therefore, it has gradually become a research hotspot in the field of indoor positioning. In this paper, a fingerprint database matching and positioning method based on homologous multi-channel pseudolites is proposed. The variational autoencoder network that takes into account the position information is designed to learn the probability distribution characteristics of the pseudolite carrier phase information in the hidden space. Then, the mapping relationship between the hidden features of the pseudolite observation data and the indoor location is established. After this, aiming at the problem of large fluctuation of fingerprint location results, a particle filter fusion processing method is proposed to improve the stability and accuracy of the location system. In the experimental environment and airport environment, a large number of experiments verify the positioning performance of the positioning algorithm under dynamic and static conditions, and compare it with the common positioning methods based on fingerprint database matching. The results show that the dynamic average positioning accuracy is 0.39 m in the indoor test environment, and 95% of the positioning error is better than 0.85 m. In the real airport environment, the dynamic average positioning accuracy is 0.75 m, the maximum positioning error is 1.69 m, and 92% of the positioning error is better than 1m. The effectiveness of the algorithm is verified.

Key words: pseudolite; carrier phase; indoor positioning; fingerprint matching; machine learning

1 引言

随着全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)的发展,人们对定位服务的需求也在增长. 基于位置服务的可用性在很大程度上取决于位置的准确性. 尽管GNSS可以在开放环境中提供高精度定位,但是由于信号遮挡,天上导航卫星无法在复杂的室内场景中工作^[1]. 文献[2]指出了GNSS存在的弊端,并提出了利用伪卫星来提高定位系统的灵活性,用于解决恶劣环境下的定位性能. 目前,室内定位技术主要包括Wi-Fi指纹定位^[3-5]、声波定位^[6]、LED灯定位^[7]、超宽带UWB^[8]、蓝牙^[9,10]、红外^[11]以及基于运动传感器的惯性导航定位^[12,13]等技术. 然而,各种手段存在各自的优缺点,在面对不同的室内定位需求时,发挥着各自的优势.

伪卫星是一种地面导航发射器,可以发射兼容GNSS的信号. 在室内环境下,伪卫星通过发射天线将导航模拟器输出的类似于天上卫星信号发送给用户终端,利用这些原始观测数据实现室内位置的预测. 在不更改目前市场上智能终端现有硬件的情况下,通过软件升级的方式即可提供室内外连续定位服务. 因此,越来越多的学者开始投入到伪卫星室内定位技术研究中. 文献[14]介绍的一种考虑伪卫星天线与接收机几何关系的双曲线定位方法,在已知初始位置的前提下,通过最小二乘算法解算用户位置. 文献[15]提出了一种将多普勒定位和基于载波的双曲线定位与多通道GPS伪卫星相结合的室内定位方法,通过建模来求解模糊度得到伪卫星与接收机之间的距离信息,从而实现室内定位. 文献[16]介绍了一种利用惯性导航信息来辅助伪卫星定位的系统,通过获取INS提供的相对信息求解模糊度来获取相对准确的距离信息,用于接收端位置预测. 然而,在研究和系统设计中仍然存在着一些挑战性的问题,如室内伪卫星与室外GNSS卫星在几何布局上具有截然不同的性质,通常依赖初始位置和求解模糊度后才可以进行定位解算,而且室内环境较室外属于小尺度环境,远近效应、信号多路径等因素通常会导致伪卫星的信号失锁,从而影响定位的精度和连续性. 文献[17]介绍了一种结合电离层误差的模糊度解算方法,通过分析原始双频数据降低电离层对模糊度求解的影响,改进效果明显,但是会存在模糊度分辨率低的问题,而且在室内环境下几乎没有电离层的影响,因此该方法无法直接用于室内定位. 文献[18]提出了一种基于GPS/SINS的松散耦合模式的Cubature卡尔曼滤波器(Cubature Kalman Filter, CKF)方法,实现了引导运输车厘米级的定位精度. 文献[19]采用的地图先验信息也起到了关键作用,因此本文借鉴相关思想,增加环境信息和行人步态信息,从而提高定位精度和稳定性.

综上所述,本文提出了一种基于伪卫星通道间载

波相位差的指纹定位方式,结合变分自编码器网络,构建伪卫星信号室内空间分布模型,通过特征提取的方式避免了对伪卫星信号质量的严苛要求,降低了由建筑遮挡、多径等因素造成的信号波动的影响,提高了位置预测的准确性,同时结合粒子滤波算法,提高了定位结果的连续性. 本文的主要贡献如下所述.

(1)本文针对伪卫星在室内定位技术中面临的定位连续性差、覆盖范围有限的问题,提出一种基于载波相位差的指纹室内定位方法,利用伪卫星基站发射的兼容GPS/BDS的卫星信号,实现了室内广域覆盖、稳定连续的亚米级定位.

(2)本文提出一种基于条件变分自编码器的隐含空间特征聚类的定位方法. 首先,利用VAE网络将伪卫星载波观测数据抽象为一种高斯混合分布的规则数据,而不是单一的确切性映射,提高了潜在空间下的多样性,使得解码器能够以最小误差重构出输入数据. 然后,建立隐含特征与位置信息间的非线性映射关系. 最后,在不同的公开数据集下验证了所提出模型较常用机器学习算法的优势. 考虑到绝对定位结果波动大的问题,本文引入了粒子滤波算法对指纹匹配的结果进行平滑,进一步提高定位系统的稳定性.

(3)本文在室内试验环境及机场环境下开展了大量试验,设计并实现了一种结合足部惯导的动态建库设备,提高了数据集构建效率. 为了进一步验证模型的有效性,本文比较了所提出模型与常用的指纹定位方法在静态及动态条件下的定位性能,试验结果验证了算法的有效性.

2 相关工作

2.1 伪卫星设备

本文所述的伪卫星由相同时钟源的多信道发射器和全向发射天线组成,如图1所示. 各通道均在GPS的L1码和BDS的B1码调制,兼容天上导航卫星信号,同时基于相同1PPS发射具有唯一C/A码的信号,避免了传统伪卫星时间同步问题.

2.2 伪卫星载波相位差

在室外,通常采用伪距进行定位解算,伪距又称时间延迟测量,是指用户接收机利用定位信号的测距码



(a) 伪卫星基站

(b) 发射天线

图1 伪卫星定位设备图

计算信号发射机天线到达用户接收机天线的距离(或电波传播时间)。然而在室内,由于伪卫星的时钟误差、接收机的钟差、多路径效应等因素,伪距的测量噪声较大,很难用于定位解算。但是,载波相位的波长远小于伪码的波长,在同等分辨率的情况下,载波相位的测量精度远高于码相位的测量精度,理论上利用载波相位在室内可以实现高精度定位。但是,从以往的研究内容中可知,基于载波相位的定位技术往往面临着求解整周模糊度,并且精度一定程度上受到初始位置的精度影响,因此在复杂多变、建筑结构各异的室内区域,定位的稳定性和精度具有较大的挑战。

综上所述,本文拟将指纹定位技术用于伪卫星室内定位中,不仅能够提供绝对位置信息,而且优秀的匹配机制能够克服环境对指纹信息的干扰,在信号质量较差的情况下,仍能实现相对可靠的定位效果。在基于指纹定位的技术中,通常信号源的稳定性和室内空间的分辨率都对信号特征提取、匹配结果都有着重要的影响,因此本文针对上述影响因素开展了实测验证。

(1)载波相位稳定性测试。本文利用现有商用接收机对伪卫星基站信号进行1 h的观测,并记录长时间数据采集后数据变化情况,得到如图2所示的伪卫星两个通道间的载波相位差值的监测结果。从图2中可以看到,伪卫星通道间的载波相位差数据波动在0.02~0.03周,较传统信号强度更稳定,这为基于伪卫星载波相位差指纹定位的稳定性和可靠性提供了保障。

(2)载波相位空间分辨率测试。从理论上讲,信号的空间分辨率越高,基于指纹的定位精度越高,因此本文采集了室内环境下相邻间隔0.3 m的相邻位置处的两通道载波相位差,采集时间为60 s,采样频率为1 Hz,测试结果如图3所示。纵坐标为标准化后的通道载波

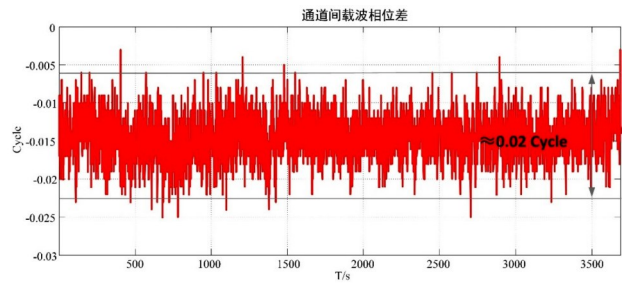


图2 载波相位差稳定性测试

相位差幅值,横坐标为采样点数据。在间隔30 cm的不同参考点处,通道间的载波相位差具有明显的区分度,而且多通道的两两组合使得不同室内位置的区分度更加明显,这将为基于载波相位差的高精度指纹匹配定位提供基础。

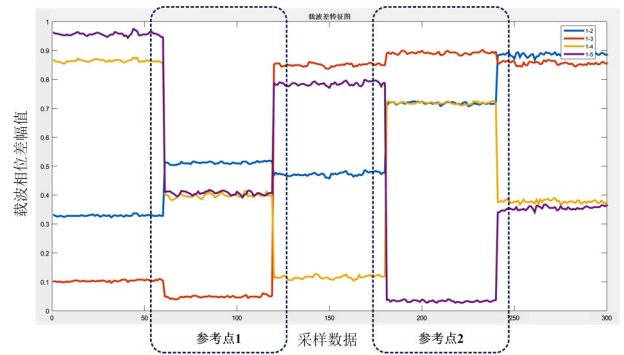


图3 载波相位差空间分辨率

2.3 伪卫星定位系统架构

本文设计的基于载波相位差的定位系统包含六通道伪卫星基站、全向发射天线、搭载商用导航接收机芯片的定位终端以及足部惯导组成,如图4所示。伪卫星基站各通道通过射频线缆与发射天线连接并部署到室

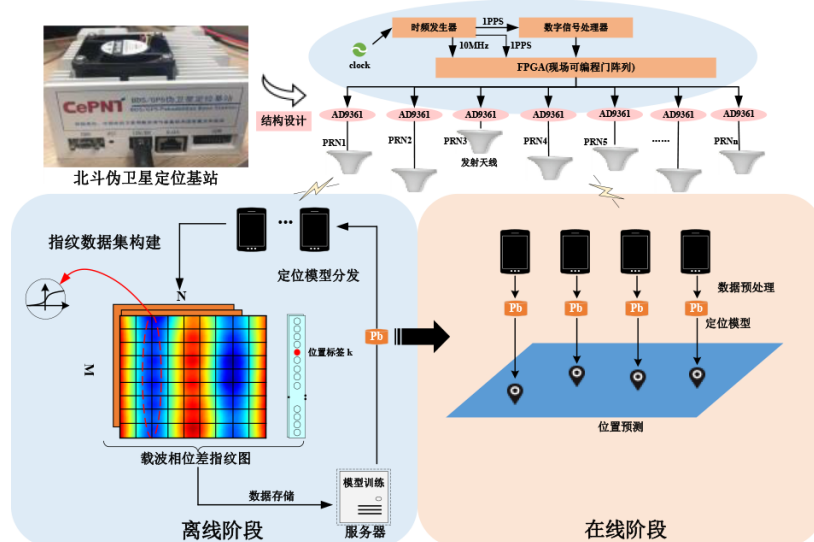


图4 定位体系架构设计

内环境中. 其中足部惯导和定位终端通过蓝牙与智能手机连接. 在离线阶段, 在待定位区域利用定位终端采集伪卫星通道间载波相位观测数据, 通过滤波等预处理方法降低数据噪声, 得到通道间载波相位差, 结合足部惯导输出的位置坐标构建载波相位差指纹图谱. 然后, 将构建的指纹图谱发送到服务器端进行定位模型训练. 最后将训练后的模型分发到智能手机上. 在线阶段, 在当前室内环境下, 用户实时接收伪卫星信号, 利用训练好的定位模型实现位置的预测.

3 基于VAE的伪卫星指纹定位技术

在室内定位技术研究中, 如果能够建模出无线电信号在室内空间环境中的分布情况, 那么基于无线信号的室内定位算法性能将得到较大的提高. 然而室内环境复杂, 信号的传输模型往往难以确定, 理想的自由空间传输模型无法在真实环境下使用. 因此, 本文设计了一种基于VAE (Variational Auto-Encoder) 网络的定位模型, 通过数据特征提取来抽象多路载波相位差在不同位置点处的分布特征, 实现对室内环境中指纹数据在隐含空间下的特征聚类, 并将聚类后的特征作为定位网络模型的输入特征, 从而完成室内高精度的映射定位.

VAE是一种基于高斯混合模型来编码的无监督生成模型. 简单来说, 任何一种分布均可以分解为若干个高斯分布的叠加. 借鉴上述思想, 室内区域的任意位置接收到的伪卫星观测数据 x , 其分布 $p(x)$ 可以看作多维伪卫星信号分布在积分域上的累加. 但是, 通常基于基础数学方法求解 $p(x)$ 的过程复杂, 因此本文利用深度神经网络来对输入数据 x 进行编码, 提取出隐含特征 z , 使得原本杂乱无章的指纹数据通过自编码器在二维隐含空间下聚类, 得到规则的代表性特征. 其中, 变分自编码器的输出为各维数据的均值和方差, 这样聚类后的结果可看作一种连续分布, 每次通过采样得到不同的编码, 较传统的自编码器 (AutoEncoder, AE), 编码特征更多样, 模型收敛更快, 而且解码器学习到的不仅是单个位置点在隐含空间中的表示, 而是整个邻域内点的编码. 所以, 不会因为非线性的变换过程导致在编码时点与点之间的迁移偏差过大, 从而提高了解码器的容错性.

具体来讲, VAE的目标是学习参数 θ , 使得最大化边缘概率密度函数 $p_\theta(x) = \int p_\theta(x|z) p_\theta(z) dz$, 通常引入条件概率密度 $q_\phi(z|x)$ 来近似难以处理的后验概率 $p_\theta(z|x)$, 同时有 $p(x, z) = p(x) p(z|x)$. 接着, 利用联合分布 $q_\phi(x, z)$ 来逼近 $p_\theta(x, z)$, Kullback-Leibler散度 (KL divergence or DKL)^[20]作为 $p_\theta(x, z)$ 和 $q_\phi(x, z)$ 之间的相似性度量, 此时有

$$\begin{aligned} \text{KL}(p(x) \| q(x)) &= \int p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx \\ &= E_{x \sim p(x)} \left[\log \frac{p(x)}{q(x)} \right] \end{aligned} \quad (1)$$

因此, 可以将两个联合概率分布的相似性写成

$$\text{KL}(p_\theta(x, z) \| q_\phi(x, z)) = \iint p_\theta(x, z) \log \frac{p_\theta(x, z)}{q_\phi(x, z)} dz dx \quad (2)$$

以KL散度为目标, 使得两个分布尽可能的接近. 通过文献[20]中重采样的方式约束隐变量 z , 使得最终 z 能够描述 x 的特征, 因此有

$$\begin{aligned} \text{KL}(p_\theta(x, z) \| q_\phi(x, z)) &= E_{x \sim p_\theta(x)} \left[\int p_\theta(z|x) \log \frac{p_\theta(x) p_\theta(z|x)}{q_\phi(x, z)} dz \right] \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{由于 } \log \frac{p_\theta(x) p_\theta(z|x)}{q_\phi(x, z)} = \log p_\theta(x) + \log \frac{p_\theta(z|x)}{q_\phi(x, z)},$$

所以式(3)可以简化为

$$\begin{aligned} \text{KL}(p_\theta(x, z) \| q_\phi(x, z)) &= E_{x \sim p_\theta(x)} \left[\log p_\theta(x) \right] \\ &+ E_{x \sim p_\theta(x)} \left[\int p_\theta(z|x) \log \frac{p_\theta(z|x)}{q_\phi(x, z)} dz \right] \end{aligned} \quad (4)$$

有 $\text{KL}(p_\theta(x, z) \| q_\phi(x, z)) \geq 0$, $q_\phi(x, z) = q_\phi(x|z) q_\phi(z)$, 则有

$$\log p_\theta(x) \geq - \left[\int p_\theta(z|x) \log \frac{p_\theta(z|x)}{q_\phi(x|z) q_\phi(z)} dz \right] \quad (5)$$

其中, $- \left[\int p_\theta(z|x) \log \frac{p_\theta(z|x)}{q_\phi(x|z) q_\phi(z)} dz \right]$ 为变分下界

(Evidence Lower Bound Objective, ELBO), 此时对极大化似然函数的处理转化为对ELBO的优化, 进一步简化为

$$\begin{aligned} \text{ELBO}(\theta, \phi, x) &= -\text{KL}(p_\theta(z|x) \| q_\phi(z)) \\ &+ E_{z \sim p_\theta(z|x)} \left[\log q_\phi(x|z) \right] \end{aligned} \quad (6)$$

其中, 为了便于采样, 通常将隐变量 z 假设为 $z \sim N(0, I)$, 即标准的多元正态分布 $p_\theta(z|x) \sim N(\mu(x), \sigma^2(x))$, 该分布通过构建简单的神经网络即可拟合, 输入数据为 x , 输出为均值 $\mu(x)$ 和方差 $\sigma^2(x)$. 最后生成模型根据文献[20]中论述的2种方案, 通常选定为伯努利分布或正态分布, 本文选择前者. 借助VAE编码后的隐变量 z 来描述输入指纹数据 x 的分布情况. 为了利用位置标签的标识优势以及不同位置处不同信号的分布差异性, 本文构建了顾及位置标签的条件变分自编码器CVAE模型. 在VAE编解码训练时, 将位置标签作为条件, 用

于区分室内不同位置处的伪卫星信号特有分布,降低了由于室内信号波动对定位结果产生的影响.在进行模型训练时,将数据重构损耗、KL 损耗以及回归损耗一并优化.在进行实时定位时,利用训练好的编码器对输入数据进行概率编码处理,连接 DNN 网络得到预测位置.本文构建的网络模型如图 5 所示.图 5 中, x 为观测数

据, y 为位置标签,同时输入到由堆叠编码网络中,得到 x 在隐含空间分布的均值 μ_θ 和方差 σ_θ ,根据公式 $z = \mu + \sigma \cdot \varepsilon$ 采样得到隐含层变量 z ,然后隐含变量和位置标签 y 一并输入到解码器中重构输入数据 \hat{x} ,通过判别器,优化损耗实现模型的训练,最后隐含特征 z 与激活函数相连实现位置预测.具体的实现推导如下所述.

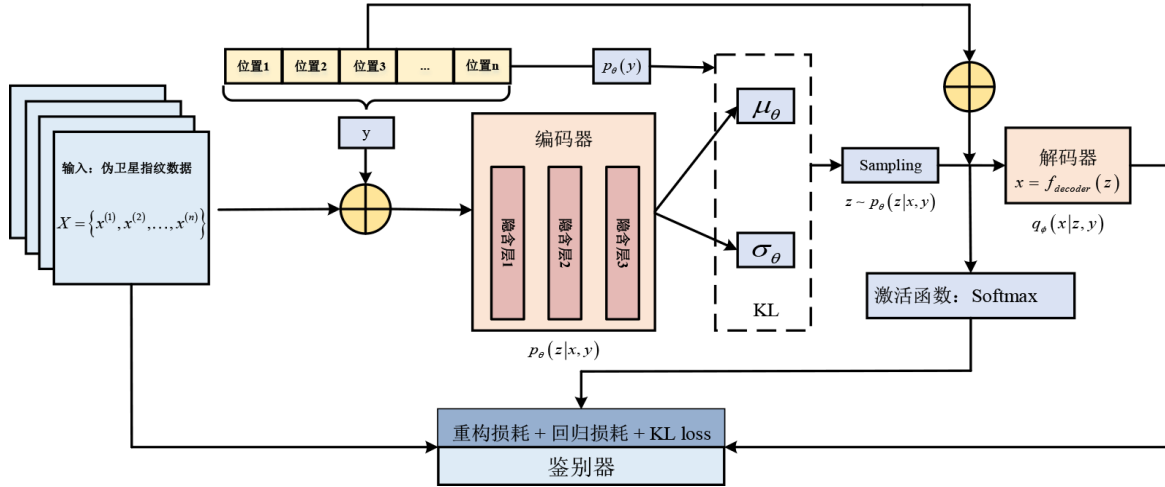


图5 条件变分自编码器网络结构图

由式(6)得到条件变分编码器的变分下界为

$$\begin{aligned} \text{ELBO}(\theta, \phi, x, y) = & -\text{KL}(p_\theta(z|x, y) \| q_\phi(z|y)) \\ & + \mathbb{E}_{z \sim p_\theta(z|x, y)} [\log q_\phi(x|z, y)] \end{aligned} \quad (7)$$

此时,蒙特卡罗对数似然估计需要大量的样本才能准确估计,或者使用重要性抽样来估计条件相似性, $z \sim p_\theta(z|x, y), q_\phi(z|y) \sim N(\mu_y, \text{Diag}(\{\sigma_y^2\}))$ 优化变分下界.值得注意的是,在计算模型损耗时,本文将重构损耗, KL 损耗以及回归损耗一并考虑,由 $p(x, z, y) = p(x|z)p(z|y)p(y)$ 及式(4)进一步得到新的变分下界为

$$\begin{aligned} \log p_\theta(x) \geq & -\text{KL}(p_\theta(y|z) \| q_\phi(y)) \\ & + \mathbb{E}_{z \sim p_\theta(z|x)} [\log q_\phi(x|z)] \\ & - \sum_y p_\theta(y|z) \log \frac{p_\theta(z|x)}{q_\phi(z|y)} \\ = & \text{ELBO}(\theta, \phi, x, y) \end{aligned} \quad (8)$$

其中,

$$\begin{aligned} p_\theta(z|x) & \sim N(\mu(x), \sigma^2(x)), \\ q_\phi(x|z) & \sim N(\mu(z), 1), \\ q_\phi(y) & \sim \text{Categorical}(y) \end{aligned}$$

y 为均匀分布, $p_\theta(y|z)$ 可以通过 Softmax 回归函数拟合得到,模型的输入数据是预处理后的训练数据集,输出是二维空间中的位置坐标,定位算法如算法 1、算法 2.

考虑到真实室内环境中,无线电信号传播往往存在较多干扰因素,比如信号的反射、折射或者衍射等,单独利用指纹定位的结果波动较大.因此本文引入了在非线性和非高斯问题中表现优异的粒子滤波手段对 CVAE 网络模型的定位结果进行平滑处理,进一步提高定位结果的稳定性和连续性.通常,动态系统可以通过

算法 1 定位模型训练

输入:载波相位差指纹数据库: $X = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n)}] \in \mathbf{R}^{d \times A^2}$;

d 是每个位置的指纹数据维度, n 是位置标签数量;
位置标签为 y .

输出:隐含变量特征: z 与模型参数 ϕ 和 θ ; 位置估计模型

$\text{Model}_{\text{classifier}}\{(z, y)\}$.

- 1 初始化:各层隐含单元数量;迭代次数(epochs);隐含空间维数;
- 2 while $\{\phi, \theta\}$ 未收敛 do
- 3 $D \leftarrow \text{getMinibatch}()$;
- 4 $\mu_\theta, \theta_\theta \leftarrow x, y$;
- 5 从 $N(0, I)$ 采样 ε ;
- 6 使用重采样参数技巧(Reparameterization trick: $z = \mu_\theta + \sigma_\theta \cdot \varepsilon$) 进行采样 $z \leftarrow q_\phi(z|x, y)$;
- 7 计算变分下界的梯度 L ;
- 8 最小化 L ;
- 9 end while
- 10 while 定位模型训练 do
- 11 $\text{Fit} \forall \{x, y\} \in D$ 训练定位 $\text{Model}_{\text{classifier}}\{(z, y)\}$;
- 12 end while

算法2 位置估计

输入:实时观测数据: x .定位模型: $\text{Model}_{\text{classifier}}\{(z,y)\}$.

输出:定位结果 y .

```

1 for 对每一组  $x$  do
2   通过定位模型估计用户位置  $y \leftarrow \text{Model}_{\text{classifier}}\{(z,y)\}$ ;
3 end for

```

状态模型和观察模型来描述,如式(9)和(10)所示:

$$X_k = f_k(X_{k-1}, W_k); W_k \sim N(0, Q_k) \quad (9)$$

$$Z_k = h_k(X_k, V_k); V_k \sim N(0, R_k) \quad (10)$$

其中, $X_k \in \mathbf{R}^{n_x}$ 和 $Z_k \in \mathbf{R}^{n_z}$ 分别为 k 时刻系统的状态值和观测值. $W_k \in \mathbf{R}^{n_w}$ 和 $V_k \in \mathbf{R}^{n_v}$ 是过程噪声和测量噪声,通常被认为是具有零均值和协方差矩阵为 Q_k 和 R_k 的高斯噪声. $f_k: \mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_w} \rightarrow \mathbf{R}^{n_x}$ 是反映当前状态和先前状态之间关系的非线性函数, $h_k: \mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_v} \rightarrow \mathbf{R}^{n_z}$ 表示观察值与状态之间的关系. 算法基本流程如下.

(1)初始化:粒子状态空间初始化,根据定位性能需求以及实时性要求确定粒子数量,粒子状态空间包含位置坐标和移动步长 (x, y, L) .

(2)位置预测:本文将行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)^[21,22]算法作为粒子的状态转移方程,实现粒子位置的预测,如式(11)所示:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_k \sin \theta \\ L_k \cos \theta \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $k-1$ 时刻的位置为 (x_{k-1}, y_{k-1}) , k 时刻的位置坐标为 (x_k, y_k) ; 前后时刻行进的步长为 L_k ; θ 为粒子的移动方向,本文设定为随机数以保证粒子的多样性.

(3)更新权重:通过将预测值与从实际测量过程中获得的概率分布函数进行比较来更新权重.在本文中,将CVAE网络模型作为观测函数,通过实时的指纹数据解算观测位置.然后各个新粒子与指纹定位结果进行比较来更新权重,权重越大,代表越接近真实位置,通过式(12)来计算各个粒子的权重:

$$\omega = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\omega} \exp\left\{-\frac{|s-g(\delta)|^2}{2\sigma_\omega^2}\right\} \quad (12)$$

其中, s 为当前时刻粒子状态; $g(\delta)$ 为通过深度学习定位模型获取的粒子观测状态; σ_ω 为测量偏差.在所有的粒子都有权重之后,需要滤掉权重低的粒子,目的是将粒子都集中到高权重粒子附近区域中,使得粒子群收敛.

(4)重采样:通常定义粒子数阈值为 $N_{\text{eff}} = N/2$, 当粒子数量少于 N_{eff} 时,根据权重大小进行重采样.

(5)位置估计:最终将所有粒子的加权平均值,作为当前时刻的估计位置.

4 实验验证

本节验证了所提出模型的可行性及定位性能.在公共数据集和自建数据集上比较了所提出的模型与常用模型的聚类效果,并在试验环境和机场环境下比较了所构建模型在静态和动态条件下的定位性能.

4.1 模型性能评估

本文在机器学习领域经典的灰度手写数据集 MNIST (<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>) 上验证了所设计的CVAE网络模型与常用的变分自编码器VAE在隐含空间下的聚类效果,测试结果如图6所示.

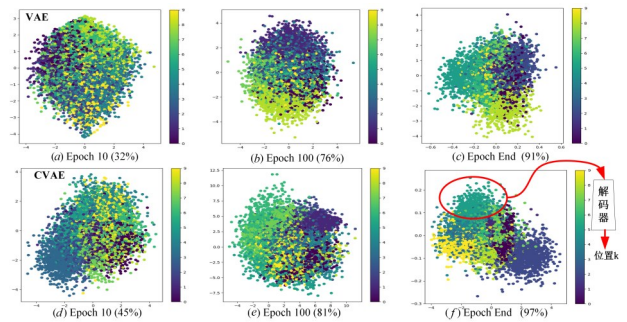


图6 CVAE与VAE模型在二维隐含空间下的特征聚类效果

从图6中可以看出,随着迭代次数的增加,杂乱无章的输入数据在隐含空间下实现了特征聚类特征,与常用的VAE模型相比,聚类效果更好.同时本文也在应用较多的经典室内定位数据集上比较了所提出模型与其他常用模型的聚类性能,结果如表1所示.其中MNIST, CIFAR10, REUTERS利用深度学习库Keras直接调用测试, BLE RSSI和UJIIndoorLoc^[23]分别是室内定位蓝牙和Wi-Fi的公开数据集.从测试结果可以看出,对比主流聚类方法,加入位置信息的变分自编码器能够达到较理想的聚类效果.本文在隐含空间内的聚类通过加入噪声使得各类概率分布存在轻微的交集,这样做主要是为了在重参数采样时避免在空白特征区域采样,降低数据的重构误差,得到更具代表性的特征.

4.2 定位性能测试

上节验证了所提出模型在公开数据集上的性能.本节将在不同的试验环境下,分别从静态定位和动态定位两个方面验证模型的定位性能,同时验证本文提出的动态建库和传统静态建库方式对模型定位性能的影响.

4.2.1 实验环境一:办公室环境

在 $7 \times 10 \text{ m}^2$ 的室内小尺度测试区域内,将6颗发射天线按照半径1m的圆形阵列均匀部署在屋顶,并通过射频线缆与六通道伪卫星基站连接,如图7所示.

(1)静态定位性能测试

为了验证定位系统的静态定位精度,试验人员手

表 1 不同模型在不同数据集上的聚类性能比较

方法	MNIST	CIFAR10	REUTERS	BLE RSSI	UJIndoorLoc
GMM	55.37(±0.08)	55.46(±0.10)	56.01(±0.11)	45.56(±0.12)	50.23(±0.12)
AE+GMM	84.56(±0.11)	73.59(±0.08)	71.18(±0.11)	74.61(±0.11)	85.91(±0.11)
VaDE ^[27]	94.46(±0.10)	88.36(±0.05)	79.58(±0.10)	89.34(±0.04)	91.85(±0.04)
Our Model	97.77(±0.08)	90.11(±0.04)	82.07(±0.08)	91.36(±0.05)	92.96(±0.02)



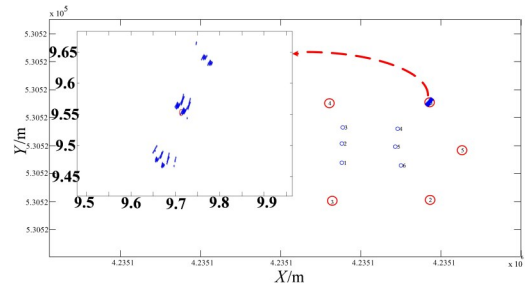
图7 试验场景部署图

持终端在已知坐标的参考点处静止站立采集一段时间的定位数据,定位结果与真实位置比较记录欧氏距离得到定位误差,试验结果如图8所示.图8中,蓝色圆圈为伪卫星天线位置,红色圆圈为选取的已知位置坐标的参考点,其中图(a)(b)(c)(d)分别为参考点1,2,3,4的定位结果,纵横坐标单位是m.为了更直观地描述定位结果的好坏,本文在不同的参考位置处统计了定位误差值,如图9所示.从图9中可以直观地看到,本文提出的定位系统在静态定位测试中能够达到较高精度的定位性能,平均定位误差小于10 cm.在本文中,利用粒子滤波平滑结果时初始化设定2000个粒子来估计用户位置,测试算法运算一次所需时间约为100 ms,满足定位实时性要求.

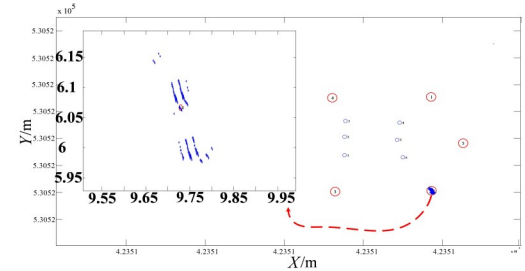
(2)动态定位性能测试

为了评估定位模型的动态定位性能,本文在场景一的小尺度室内环境下,设定不同的测试路线,在同一行进路线上,测试人员分别按照逆时针和顺时针的顺序行走,在测试运动状态下的定位精度同时,也验证了身体遮挡信号对定位系统的影响,测试结果如图10所示.图10中,红色圆圈为选取的已知坐标的参考位置点,蓝色点为定位结果,红色线为真实轨迹.在动态定位误差分析中,本文选取运动轨迹上的一些已知坐标的参考点进行精度评估,如表2所示.

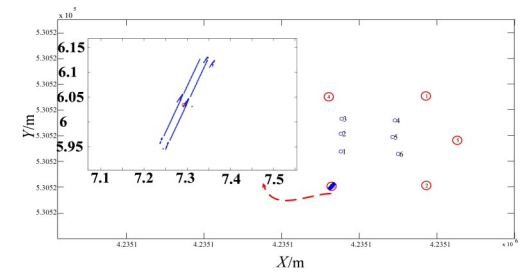
为了比较不同的算法在所构建的动态指纹库中的定位性能,本文对比分析了常用机器学习模型KNN和SVM以及参考文献[24,25]中的定位算法,按照设定路线,实验人员行走不同的轨迹,比较运动状态下的定位精度,结果如图11所示,详细误差分析见表3.



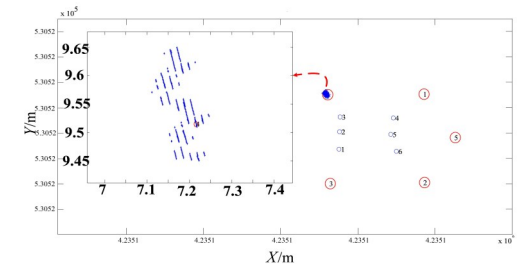
(a) 参考点1



(b) 参考点2



(c) 参考点3

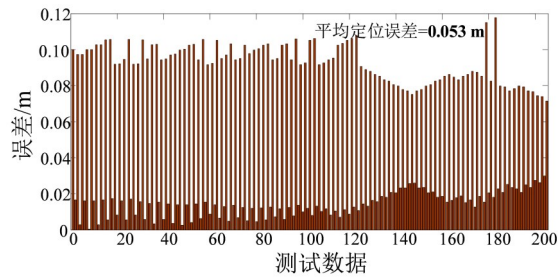


(d) 参考点4

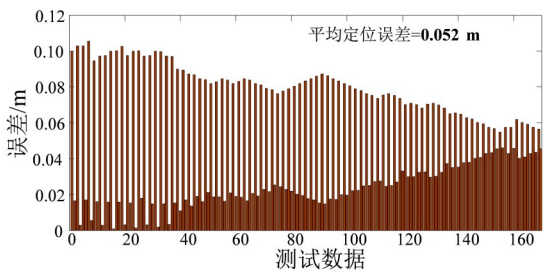
图8 不同位置处静态定位结果

4.2.2 实验环境二:机场到达厅

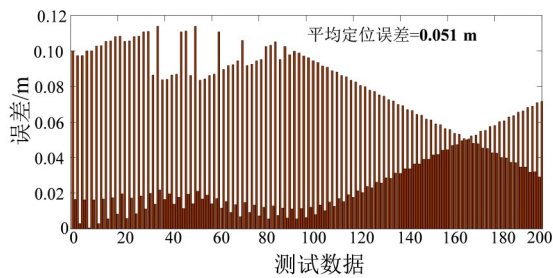
为了进一步验证该方法在真实室内环境下的应用效果,同时增加测试区域的面积以验证数据冗余对定



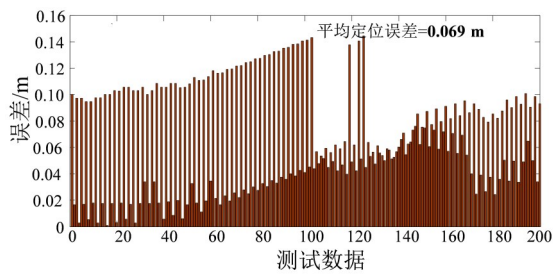
(a) 参考点 1



(b) 参考点 2



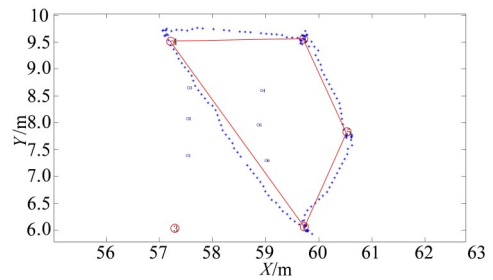
(c) 参考点 3



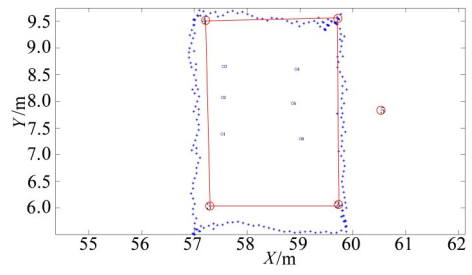
(d) 参考点 4

图9 不同位置处静态定位测试的误差

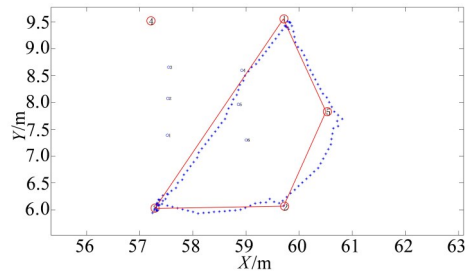
位性能的影响,本文选择了石家庄正定国际机场到达厅作为测试环境,测试区域约 $50\times 36\text{ m}^2$ 如图12所示.测试人员穿戴足部惯导同时手持定位终端,在离线阶段构建伪卫星指纹数据库并将数据上传到服务器端进行定位模型训练.在场景中设定4种不同的测试轨迹,测试人员利用载入定位模型的定位终端按照路径行走,记录定位结果来比较定位性能.同时,选择不同的测试人员按照规定的路线行走,测试算法的适应性.



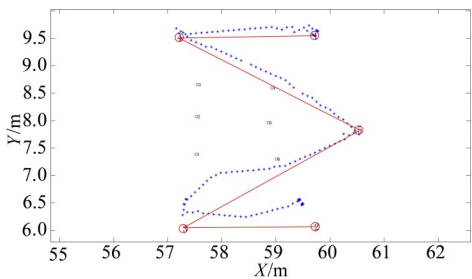
(a) 测试轨迹 1-5-2-4-1



(b) 测试轨迹 1-2-3-4-1



(c) 测试轨迹 3-1-5-2-3



(d) 测试轨迹 1-4-5-3-2

图10 动态定位测试结果

在实际应用中,数据集采集耗时耗力,往往是限制指纹定位推广的难题,本节在机场测试环境中分别通过两种数据采集方式构建了指纹数据库,以验证所提出的动态建库方式的有效性.建库方式如图13所示,其中图13(a)为传统的静态建库方式,将室内区域划分为等间隔的网格,一般设置网格角点为参考点.为了提高效率,本文同时采集4个不同的参考点的指纹数据每个参考点位置通过全站仪标定,每个

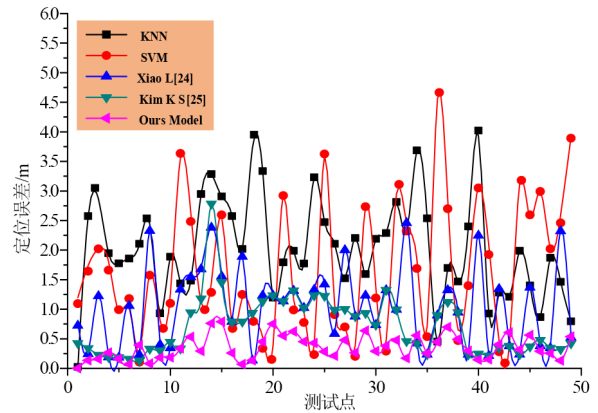
表 2 小尺度空间环境下动态定位精度分析

测试轨迹	真实位置		定位结果		X轴 误差	Y轴 误差
	X/m	Y/m	X/m	Y/m	X/m	Y/m
(a)1-5-2-4-1	59.71	19.55	59.63	19.67	0.08	0.12
	60.53	17.83	60.62	17.79	0.09	0.04
	57.22	19.52	57.52	19.71	0.30	0.19
(b)1-2-3-4-1	57.22	19.52	57.11	19.79	0.11	0.27
	57.29	16.03	57.77	15.61	0.48	0.32
	59.73	16.07	59.24	15.49	0.49	0.58
(c)3-1-5-2-3	57.29	16.03	57.34	16.12	0.05	0.09
	60.53	17.83	60.65	17.75	0.12	0.08
	59.73	16.07	59.51	16.11	0.22	0.04
(d)1-4-5-3-2	59.71	19.55	59.76	19.64	0.05	0.09
	57.29	16.03	57.27	16.26	0.02	0.23
	59.73	16.07	59.49	16.49	0.24	0.42

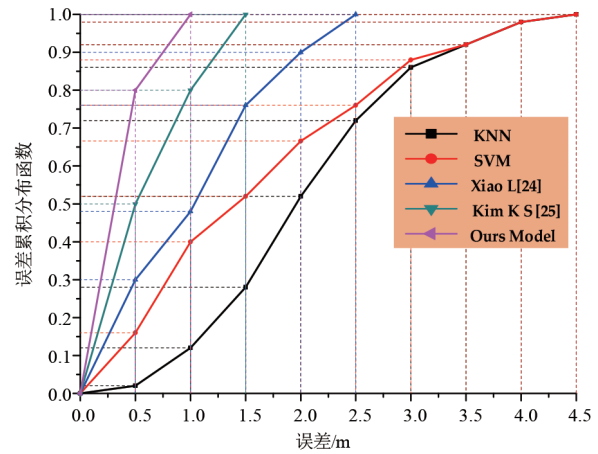
表 3 常用指纹匹配定位算法定位精度比较

算法	KNN	SVM	Xiao L	Kim K S	Ours Model
平均误差/m	2.03	1.56	1.03	0.79	0.39
95% 误差/m	3.77	3.76	2.25	1.43	0.85

位置采集 1 min, 采样频率为 5 Hz, 离线汇总后构建指纹库. 图 13(b)为动态建库的示意图, 为了提高采集效率, 本文设计了一种结合足部惯导、背夹接收机以及智能手机的动态数据采集设备. 其中惯导用于实时位置的输出, 背夹接收机用于接收伪卫星数据, 两者通过蓝牙与智能手机实时通信来传输数据, 再通过手机移动通信(4G/5G)网络将数据上传到服务器端用于模型的实时训练. 为保证惯性数据和 GNSS 接收机数据的同步, 通常设定足部惯导的刷新率高于背夹接收机的接收频率, 所有精度测试点均利用全站仪标定. 测试人员手持采集设备、穿戴足部惯导在定位



(a) 测试点误差



(b) 误差分布函数

图 11 不同定位算法定位误差分析

区域行走, 本文选择多名测试人员按照不同轨迹进行采集, 以保证数据集的多样性和定位模型的适应性.

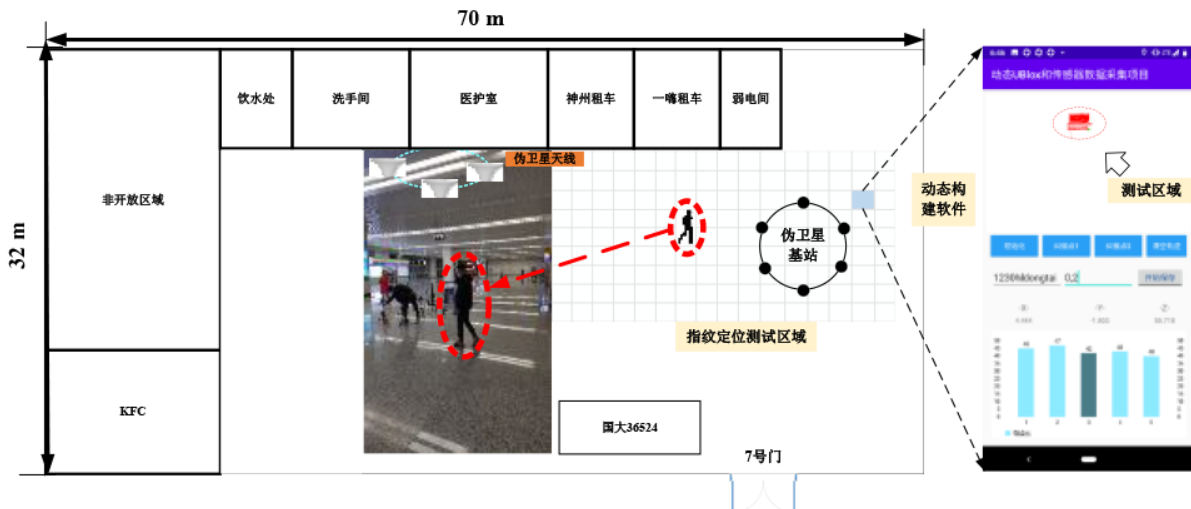


图 12 机场到达厅测试环境

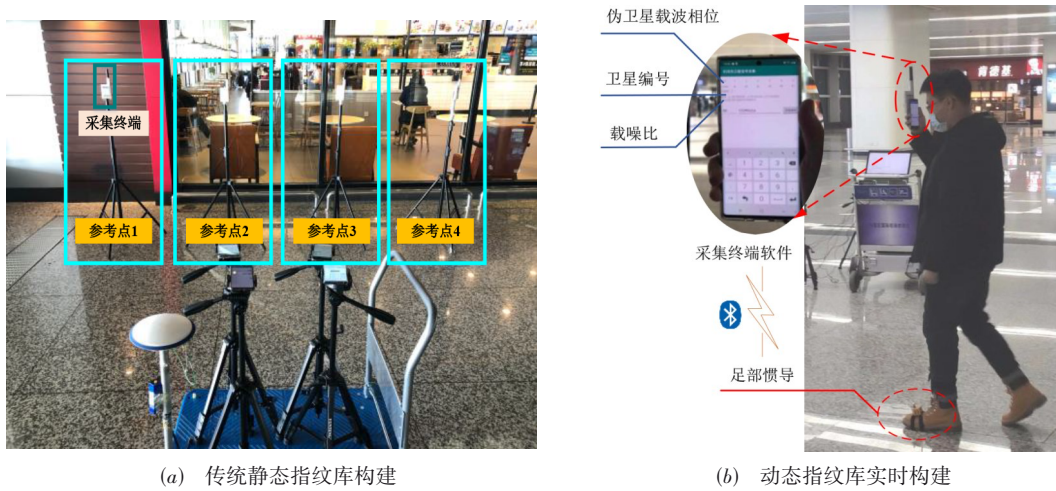


图13 动静态指纹库构建方式

本文在定位区域设定 A, B, C, D 这 4 种测试轨迹 (图 14), 从图 14 中可以看到, 红色轨迹为规划的测试路线, 蓝色轨迹为静态建库的定位轨迹, 绿色轨迹为动态建库的定位轨迹. 本文通过计算误差累计分布函数 (CDF) 来对定位性能进行误差分析. 其中采用静态建

库的方式平均定位误差为 2.89 m, 最大误差为 3.25 m, 37.8% 的误差小于 1 m. 相同区域采用动态建库的方式平均误差为 0.75 m, 最大定位误差为 1.69 m, 92% 的误差小于 1 m, 平均定位精度提高了 74%, 验证了定位模型及动态建库方式的有效性.

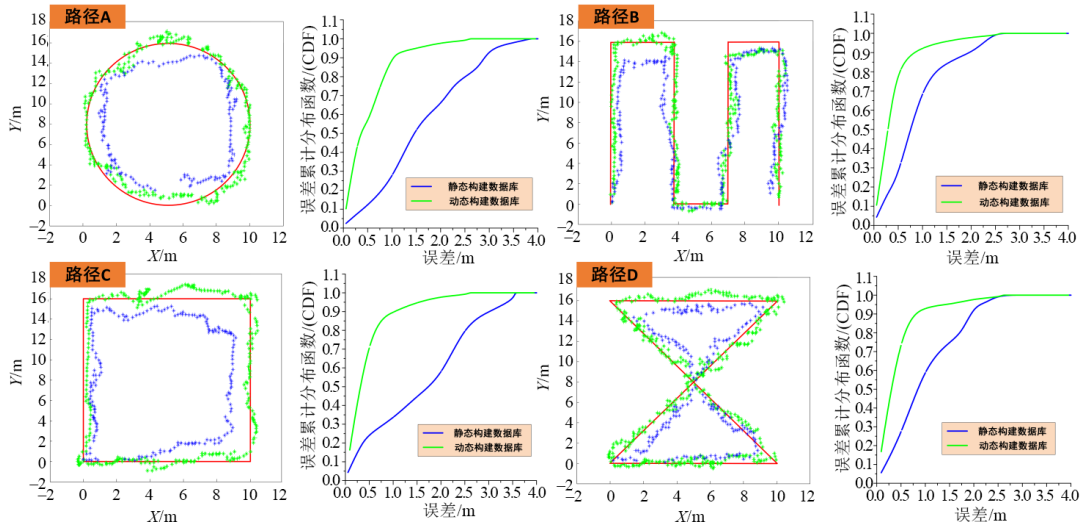


图14 不同采集方式对定位性能的影响测试

5 结论及展望

本文针对 GNSS 拒止环境下的行人定位导航问题, 充分利用伪卫星载波相位差高空间分辨率、高稳定性的特点, 设计了一种基于伪卫星载波相位通道差的指纹定位方法. 在离线阶段本文利用深度学习框架 Keras 设计了一种顾及位置标签的包含四层隐含层堆叠的变分自编码器定位模型, 并在多个公共数据集上验证了所设计模型较常用模型性能优势. 接着, 本文在室内试验环境中, 通过大量实验验证定位系统的定位精度. 结果表明, 静态定位平均误差小于 10 cm, 动态定位平均定位

误差为 0.39 m, 95% 的定位误差小于 0.85 m, 与几种常用的基于指纹库匹配的定位算法相比, 所提出的定位方法具有更优的定位性能. 为了验证所提出算法在真实室内环境下的定位效果, 本文选择在机场环境开展定位性能测试, 同时比较了传统静态建库方法和本文提出的动态建库方法对定位性能的影响. 实验结果验证了本文模型的有效性. 未来, 工作重点是利用半监督模型实现少量室内位置标签数据下的精准定位以及通过迁移学习等深度学习方式提高模型的多场景复用能力.

参考文献

- [1] GAN X L, HUANG L, WANG B Y, et al. Indoor positioning technology based on map information perception[J]. *The Journal of Engineering*, 2018, 2018(16): 1561-1566.
- [2] WANG J. Pseudolite applications in positioning and navigation: Progress and problems[J]. *Journal of Global Positioning Systems*, 2002, 1(1): 48-56.
- [3] YANG C C, SHAO H R. WiFi-based indoor positioning[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2015, 53(3): 150-157.
- [4] HERNÁNDEZ N, OCAÑA M, ALONSO J M, et al. Continuous space estimation: Increasing WiFi-based indoor localization resolution without increasing the site-survey effort[J]. *Sensors(Basel, Switzerland)*, 2017, 17(1): 147.
- [5] XU H, DING Y, LI P, et al. An RFID indoor positioning algorithm based on Bayesian probability and K-nearest neighbor[J]. *Sensors(Basel, Switzerland)*, 2017, 17(8): 1806.
- [6] MURATA S, YARA C, KANETA K, et al. Accurate indoor positioning system using near-ultrasonic sound from a smartphone[C]//2014 Eighth International Conference on Next Generation Mobile Apps, Services and Technologies. Oxford: IEEE, 2014: 13-18.
- [7] PENG Q, GUAN W P, WU Y X, et al. Three-dimensional high-precision indoor positioning strategy using Tabu search based on visible light communication[J]. *Optical Engineering*, 2018, 57: 016101.
- [8] DE ANGELIS G, MOSCHITTA A, CARBONE P. Positioning techniques in indoor environments based on stochastic modeling of UWB round-trip-time measurements [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(8): 2272-2281.
- [9] DE BLASIO G, QUESADA-ARENCIBIA A, GARCÍA C R, et al. Study on an indoor positioning system for harsh environments based on Wi-Fi and bluetooth low energy[J]. *Sensors(Basel, Switzerland)*, 2017, 17(6): 1299.
- [10] CANTÓN PATERNA V, CALVERAS AUGÉ A, PARADELLS ASPAS J, et al. A bluetooth low energy indoor positioning system with channel diversity, weighted trilateration and Kalman filtering[J]. *Sensors(Basel, Switzerland)*, 2017, 17(12): 2927.
- [11] WU J, YU Z J, JING-CHANG Z G, et al. Indoor positioning by using scanning infrared laser and ultrasonic technology[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2417-2423.
- [12] NILSSON J O, RANTAKOKKO J, HÄNDEL P, et al. Accurate indoor positioning of firefighters using dual foot-mounted inertial sensors and inter-agent ranging[C]//2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium - PLANS 2014. Monterey: IEEE, 2014: 631-636.
- [13] XIA H, WANG X G, QIAO Y Y, et al. Using multiple barometers to detect the floor location of smart phones with built-in barometric sensors for indoor positioning[J]. *Sensors(Basel, Switzerland)*, 2015, 15(4): 7857-7877.
- [14] FUJII K, SAKAMOTO Y, WANG W, et al. Hyperbolic positioning with antenna arrays and multi-channel pseudolite for indoor localization[J]. *Sensors(Basel, Switzerland)*, 2015, 15(10): 25157-25175.
- [15] SONG X D, FAN X C, XIANG C C, et al. A novel convolutional neural network based indoor localization framework with WiFi fingerprinting[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 110698-110709.
- [16] WANG F, FENG J W, ZHAO Y L, et al. Joint activity recognition and indoor localization with WiFi fingerprints [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 80058-80068.
- [17] GU X Y, ZHU B C. An improved method of ambiguity resolution in GNSS positioning[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2019, 28(1): 215-222.
- [18] CAO Y, ZHANG S S, YANG G Z, et al. Research on high precision tracking method of guided transport vehicle based on autonomous combination positioning[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2020, 29(4): 779-785.
- [19] PENG Z, GAO S, XIAO B, et al. Indoor floor plan construction through sensing data collected from smartphones [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(6): 4351-4364.
- [20] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational Bayes[J]. *CoRR*, 2013: abs/1312.6114.
- [21] FANG S H, LIN T N, LEE K C. A novel algorithm for multipath fingerprinting in indoor WLAN environments [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(9): 3579-3588.
- [22] 李泽, 田增山, 王中春, 等. 基于粒子群优化的多径辅助室内定位算法[J]. *电子学报*, 2020, 48(10): 1952-1960.
- LI Z, TIAN Z S, WANG Z C, et al. Multipath-assisted indoor localization algorithm based on particle swarm optimization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(10): 1952-1960. (in Chinese)
- [23] TANG H L, XUE F, LIU T, et al. Indoor positioning algorithm fusing multi-source information[J]. *Wireless Personal Communications*, 2019, 109(4): 2541-2560.
- [24] XIAO L, BEHBOODI A, MATHAR R. Learning the Localization Function: Machine Learning Approach to Fingerprinting Localization[EB/OL]. (2018) [2021]. <https://>

arxiv.org/abs/1803.08153v1.

- [25] KIM K S, WANG R, ZHONG Z, et al. Large-scale location-aware services in access: Hierarchical building/floor classification and location estimation using Wi-Fi fingerprinting based on deep neural networks[C]//2017 International Workshop on Fiber Optics in Access Network (FOAN). Munich: IEEE, 2017: 1-5.

作者简介

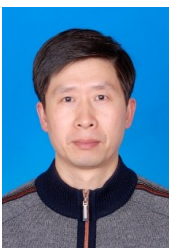


黄 璐 男, 1991 年 2 月出生, 辽宁盘锦人. 2017 年硕士毕业于哈尔滨工程大学信息与通信工程专业. 2019 年于东南大学仪器科学与工程专业攻读博士学位. 中国电子学会会员. 现就职于中国电科 54 所卫星导航系统与装备技术国家重点实验室. 主要研究方向为导航、定位技术及位置服务.

E-mail: hlctc54@163.com



蔚保国 男, 1966 年 10 月出生, 内蒙古凉城人. 1988 年毕业于国防科技大学电子工程系. 博士生导师, 中国电科集团首席科学家, 中国电科 54 所副总工程师, 卫星导航系统与装备技术国家重点实验室主任, 中国卫星导航重大专项体系总体专家组专家, 中国卫星导航定位协会室内导航定位专委会主任委员. 主要研究方向为北斗卫星导航系统与综合 PNT 技术.



李宏生(通讯作者) 男, 1964 年 8 月出生, 江苏泰州人. 1995 年毕业于东南大学仪器科学与工程学院. 1995—1997 年于华中科技大学攻读博士后. 1997 年进入东南大学仪器科学与工程学院任教, 现为教授、博士生导师. 主要研究方向为惯性仪表与惯性导航技术, 微机电系统 (MEMS) 技术.