

一种采用毫米波雷达的自主室内定位技术研究

摘 要

随着互联网技术的高速发展,人们对于基于位置服务(LBS, Location Based Services)的需求日益增长。同时,普适的自主室内定位已经成为一种新兴的需求,与室外定位相比,室内定位对精度的要求更高,并且精度更易受到多径传播的干扰。传统的室内定位技术通常依赖于 WiFi、蓝牙、或可见光等信标设备。然而,这些室内定位技术需要铺设额外的相关信标设备和定期维护信标,不满足自主定位的普适性要求。因此,高精度的室内自主定位技术越来越被人们所关注。近年来,基于雷达的室内定位技术是室内自主定位技术研究的热点。同时,随着第五代移动网络(5G, Fifth Generation Mobile Communication Technology)的到来,毫米波雷达因其精度高、成本低及功耗低的特点而受到越来越多的关注。

本文创新性地提出了一种基于毫米波雷达的室内行人自主定位算法。该算法利用毫米波雷达和手机内部的惯性测量单元(IMU, Inertial Measurement Unit),在不铺设和利用环境内的信标设施的情况下,自主地对行人进行定位。本文提出的定位算法首先利用 IMU 数据生成行人的原始轨迹,然后通过毫米波雷达采集到的点云位置信息和强度信息进行多信息融合的闭环检测,最后通过 GraphSLAM 算法的后端进行轨迹的优化。主要贡献如下:

首先,本文提出了一种基于改进的点云自编码器的特征提取方法,用来解决毫米波雷达点云的无序性、非结构性和稀疏性的难点。毫米波雷达点云的无序性和非结构性会对闭环检测中的相似度计算带来困难,稀疏性会影响闭环检测的精度。改进的特征提取方法利用 PointNet Auto-Encoder 神经网络模型对毫米波雷达点云进行处理,从稀疏和非结构的点云中提取到更多的结构化特征,以此来计算点云的位置信息的相似度。

其次,本文提出了一种基于改进的多信息融合的闭环检测方法。由于毫米波雷达易受到多径传播的干扰,产生较多的噪声,所以会导致闭环检测精度下降。多信息融合的闭环检测可以结合点云的强度信息和位置信息,并且进一步删除过匹配的闭环,提高闭环检测的精度。

最后,本文提出了一种基于改进的 GraphSLAM 的后端优化方法。该方法能够根据不同闭环的相似度进行权值分配,从而增强了后端的准确性和鲁棒性。并且,本文提供了一组综合的实验结果来评估所提出的基于毫米波雷达的多信息融合 GraphSLAM 算法的性能。这些结果表明该自主室内定位系统在不铺设额外设施的情况下的绝对轨迹误差能够达到 0.5m,相对姿态误差能够达到 0.7m。

关键词：自主室内定位，毫米波雷达，GraphSLAM 算法，PointNet Auto-Encoder

Study on an Autonomous Indoor Localization Technology Using Millimeter Wave Radar

Abstract

With the rapid development of Internet technology, people's demand for Location Based Services (LBS) is increasing, and ubiquitous autonomous indoor positioning has become an emerging demand. Compared with outdoor positioning, indoor positioning requires higher accuracy and is prone to interference by multipath propagation. Traditional indoor positioning methods usually rely on WiFi, Bluetooth, Visible light and other beacons. However, these indoor positioning methods need additional laying and regular maintenance of beacons, which do not meet the university requirements of autonomous positioning. Therefore, high-precision autonomous positioning method is becoming more concerned. In recent years, the radar-based indoor positioning method is a hot spot in the research of the indoor autonomous positioning method. With the arrival of the 5th Generation Mobile Communication Technology (5G), millimeter wave radar has attracted more and more attention, due to its high accuracy, low cost and low power consumption.

In this work, an indoor pedestrian autonomous positioning algorithm based on millimeter wave radar is innovatively proposed. The algorithm mainly uses millimeter wave radar and Inertial Measurement Unit (IMU) inside the mobile phone to independently locate pedestrians without laying and using beacons in the environment. The algorithm first uses IMU data to generate the original trajectory of pedestrians, then uses the position and intensity information of point cloud collected by millimeter wave radar for loop closure detection, and finally optimizes the trajectory through the back-end of GraphSLAM algorithm. The main contributions are as follows:

Firstly, this paper proposes a feature extraction method based on improved point cloud Auto-Encoder to solve the disorder, unstructured and sparse of millimeter wave radar point cloud. Due to the disorder and unstructured features of millimeter wave radar point clouds, it will bring difficulties to the similarity calculation in loop closure detection, and the sparsity of millimeter wave radar point cloud will also affect the accuracy of loop closure detection. This paper proposes to use PointNet Auto-Encoder neural network to process millimeter wave radar point cloud, extract more structured features from sparse and unstructured point cloud, and calculate the similarity of point cloud position information.

Secondly, This paper proposes a loop closure detection method based on improved multi-feature information fusion. Because millimeter wave radar is easy to the interference of multipath propagation, this will result in a decrease in the accuracy of loop closure detection. The loop closure detection of multi-feature information fusion can combine the intensity information and position information of point cloud, and further proposes to remove the

over-matched loop closure to increase the accuracy and robustness of the loop closure detection.

Finally, This paper proposes a back-end method based on an improved GraphSLAM algorithm. The method can allocate weights according to the similarity of different loop closures, so as to enhance the accuracy and robustness of the back-end. Moreover, This paper provides a comprehensive set of experimental results to evaluate the performance of the proposed algorithm. The results show that the absolute trajectory error of the autonomous pedestrian indoor positioning algorithm can reach 0.5m without additional beacons, and the relative pose error is 0.7m.

Keywords: Autonomous indoor positioning, millimeter wave radar, GraphSLAM algorithm, PointNet Auto-Encoder

目 录

第 1 章 绪 论	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 存在问题和挑战	7
1.4 本文研究内容	7
1.5 论文组织结构	8
第 2 章 理论基础	9
2.1 毫米波雷达基本原理	9
2.1.1 毫米波雷达测距原理	9
2.1.2 毫米波雷达测角原理	11
2.1.3 毫米波雷达恒虚警检测基本原理	11
2.2 行人航迹推算基本原理	13
2.3 本文的解决方案	14
第 3 章 基于毫米波雷达的多信息融合 GraphSLAM 自主定位算法	15
3.1 整体算法设计	15
3.2 基于改进的点云自编码器的特征提取方法	16
3.3 基于改进的多信息融合的闭环检测方法	20
3.4 基于改进的 GraphSLAM 的后端优化方法	23
3.5 本章小结	25
第 4 章 实验设计与评估	27
4.1 基于毫米波雷达的自主定位实验平台和实验环境构建	27
4.1.1 基于毫米波雷达的自主定位实验平台	27

4.1.2 基于毫米波雷达的自主定位实验环境	28
4.2 实验结果分析	29
4.2.1 基于改进的点云自编码器的特征提取方法评估	35
4.2.2 基于改进的多信息融合的闭环检测方法评估	38
4.2.3 基于改进的 GraphSLAM 的后端优化方法评估	39
4.2.4 鲁棒性分析	40
4.3 本章小结	41
第 5 章 总结与展望	43
5.1 论文总结	43
5.2 未来展望	44
参考文献	45
作者简介及在学期间科研表现	53
致 谢	55

第1章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

随着基于位置服务 (LBS, Location Based Services) 在智能城市、智能交通、智能建筑中的不断发展,人们对于室内定位的需求越来越高。最普遍的定位技术——全球定位系统 (GPS, Global Positioning System) 在室外场景下能够满足定位需求。然而,在室内场景下会受到墙壁的干扰,导致 GPS 无法正常定位。因此,在没有信号基础设施的环境下的室内自主定位是现今亟需解决的问题^[1]。自主定位是不借助周遭环境,仅依靠被定位者自身所携带的传感器进行定位的方法,相对于非自主定位来说,自主定位应用场景更加广泛,如火灾场景、没有电源的废弃楼宇以及各种恶劣室内场景等。在这些环境场景中,蓝牙定位、WiFi 定位等非自主定位方法都常常由于信标的使用和供能问题无法正常应用。尽管室内定位技术已经发展了几十年,但如何达到自主且高精度的定位要求仍然是一个难题。传统的室内定位技术,如 WiFi、超宽带、蓝牙、可见光等,只能在有信号基础设施的环境下提供室内定位服务,且部署和维护成本高,不满足室内自主定位的普适性需求^[2]。随着手机技术的不断发展,一种基于手机的自主定位技术逐渐兴起,通过获取手机内部的 IMU 惯性数据,利用行人航迹推算 (PDR, Pedestrian Dead Reckoning) 完成行人的轨迹估计。但是手机中 IMU 的质量较差,通过 PDR 算法生成的轨迹精度较低。因此,同时定位和构图 (SLAM, Simultaneous Localization And Mapping) 算法最近被用于提高自主定位的精度。在 SLAM 算法中,GraphSLAM 是离线 SLAM 问题中最有效的算法^[4]。迭代最近点 (ICP, Iterative Closest Point) 算法也是 SLAM 问题中的经典算法。但是与 GraphSLAM 方法相比,ICP 算法容易陷入局部收敛,计算效率低^[5]。在实际应用中,GraphSLAM 的性能要优于扩展卡尔曼滤波器 (EKF, Extended Kalman Filter) -SLAM,其基本思想是将传感器的位置作为点,在不同位置观测传感器产生的约束条件作为位姿之间的边界^[6]。

GraphSLAM 算法的关键在于如何选取合适的观测传感器以建立约束边界。因此,对于 GraphSLAM 算法,最关键的环节就是前端闭环检测。目前多采用 WiFi^[7]、蓝牙^[8]或可见光^[9]数据作为闭环检测的输入特征,但正如前面所述,这些方法都无法满足自主定位的需求。现有的基于激光的光探测、激光雷达 (LiDAR, Light Detection And Ranging) 或计算机视觉等自主传感方法都存在光学成像的缺陷,且受周围环境的影响较大。与现有的传感方法相比,基于毫米波雷达的无线传感更适合解决全天候的自主定位问题。近年来,毫米波在 5G 网络和 WiFi 网络的无线通信中得到了广泛研究,并被集成到智能手机中。除了通信用途之外,毫米波还可以配置到雷达模型中,通过分析反射信号来感知周围的物体,如运动感知、定位行人和人体检测。此外,毫米波是一种配置在 24GHz、60GHz、77GHz 的高频无线波,可以提供细粒度的位置相关信息。因此,毫米波雷达在高精度的自主定位问题中有极大的潜力。

到目前为止,传统定位方法有两大挑战:通用性受基础设施的限制;定位精度受多径干扰的影响。虽然基于毫米波雷达的自主定位可以满足自主定位的普适性要求,但是多径传播不可预测。因此,如何提高基于毫米波雷达的室内自主定位精度仍然是具有挑战性的问题。并且与 LiDAR 和计算机视觉相比,毫米波雷达接收到的点云极为稀疏。因此,如何克服毫米波雷达的多径传播和稀疏点云的限制有重要意义。

1.2 国内外研究现状

室内定位方法可以分为自主定位和非自主定位。近年来,非自主定位的研究主要是基于可见光、蓝牙、WiFi 等信标的定位技术。特别是基于 WiFi 的室内定位技术是比较成熟和通用的。一些研究者提出了一种结合 WiFi 指纹信息和航迹推算信息的 WiFi-SLAM 方法,实现未知环境下的众包 SLAM^[2, 10]。在基于指纹的定位系统中,研究者提出了一种基于信道状态信息(CSI, Channel State Information)的室内定位方法,该方法将动态融合特征(DFF, Dynamic Fusion Features)作为一种新的指纹形成方法,利用改进的实序列编辑距离(IEDR, Improved Edit Distance on Real sequence)完成指纹定位^[11]。Ramadhan 等人利用蓝牙信标数据和 K 最近邻(KNN, K-Nearest Neighbor)算法提取语义空间中的室内轨迹^[12]。上述研究虽然实现了高精度的室内定位,但由于信号基础设施的限制,不满足自主定位的需求。自主定位是被定为对象不需要与环境内的传感器或信标进行交互的一种定位方法。对于自主定位,研究者们研究了使用 IMU、里程计或 LiDAR 作为传感器,完成室内的自主定位。如今基于 IMU 的自主定位方法主要以 PDR 技术为主,现有的智能手机基本都内置了许多传感器,比如磁力计、加速度计、方向传感器和陀螺仪等,这些传感器可以输出反映关于手机运动的基本信息。PDR 技术是以初始位置为起点,通过测量移动的距离和方向,进而实现对手持智能手机的行人进行连续跟踪定位。基本方法是通过加速度计进行步伐检测和步长估计,再利用陀螺仪对行人的航向进行估计,最后将所有信息进行整合,以此来进行行人的跟踪定位。但基于 IMU 传感器的室内定位技术容易受到累积误差^[13-15]的影响,定位精度较低,所以如何克服 IMU 的精度问题成为了研究的热点。

(1) **步伐检测技术:** 步伐检测技术已经发展得日益成熟。波峰检测法^[16]、零点交叉法^[17]、自相关法^[18]、谱分析法^[19]、机器学习法等步伐检测算法都是现在比较常见的步伐检测技术^[20]。这些步伐检测算法基本都依赖于 IMU 中的加速度计,同时辅以陀螺仪进行航向判定,再通过磁力计的数据进行矫正。如今主流的步伐检测技术还是以波峰检测法为主,波峰检测法是通过判断加速度计信号的模值波峰或者波谷值与预设阈值进行比较,以此来判断行人步伐事件。这种步伐检测技术实现比较简单,效率高,但同时由于行人的身体抖动或行走习惯各异,会导致产生伪波峰或伪波谷,从而使得步伐检测错误。

(2) **航向估计技术:** 航向估计方法主要分为基于地磁^[21]、基于角速度^[22]、基于角

速度和基于地磁组合^[23]、姿态航向参考系统（AHRS, Attitude and Heading Reference System）^[24]和基于机器学习的航向估计方法^[25]。基于地磁的航向估计可以求出绝对航向数据，并且是室内定位中使用最多和最快捷方便的。然而，磁力计非常容易受到各种电子设备和金属设备的影响，室内场景下电子设备和金属设备相比室外环境更多。因此，基于磁力计的室内定位的航向估计误差较大。并且一般来说手机内部的磁力计都没有进行出厂校准，这会导致磁力计输出的数据中包含硬磁、软磁和比例因子等误差。基于陀螺仪的航向估计则是在已知初始方向的情况下，通过陀螺仪测得的角速度和时间差来判断行人的航向角度。但是由于陀螺仪的累积误差问题，长时间使用陀螺仪测量角速度会有较大的误差。为了降低周围环境内的磁场干扰，同时减小陀螺仪的累积误差，研究人员致力于将加速度计、陀螺仪和磁力计数据进行融合。如今多传感器融合方法大多使用卡尔曼滤波（KF, Kalman Filter）、EKF、粒子滤波和 AHRS，其中最高效的方法当属 AHRS。AHRS 是一种姿态估计算法，该方法可以将成本低廉的加速度计、陀螺仪和磁力计九轴传感器数据融合在一起，在低成本的传感器基础上实现高精度航向估计。

（3）行人步长估计技术：步长估计技术是通过 IMU 惯性数据或经验值对行人的步长距离进行估计。如何准确地估算行人每一步的步长是解决行人定位的关键难题。如今，许多研究人员仍旧对基于惯性传感器的步长估计进行研究，其方法可分为：

1) 基于加速度的二重积分方法。加速度二重积分方法是估计行人步长的最直接方法，因为其不需要用户个人信息（身高、腿长、体重等），同时不需要先验领域知识^[26]。Kourogi 等人利用加速度计采集到的加速度数据，求出加速度的水平分量，以此来计算行人的步行速度，最后将步行速度乘步长周期计算步长^[27]。Kose 等人利用小波分解来检测步伐事件并区分每只脚的步伐，通过对低通滤波后的加速度进行正、反向积分计算行人步长^[28]。但是，不可忽略的传感器漂移和噪声导致步长积分不够精确。此外，复杂的智能手机使用模式导致系统难以获得加速度的水平分量^[29]。因此，通过智能手机内置惯性传感器二重积分计算行人步长是不精确和不切实际的^[30]。

2) 基于模型的假设法。为了避免二重积分过程中噪声和零偏导致的步长估计误差，研究人员提出了许多基于模型假设的行人步长估计方法。这些方法可以分为常数模型、生物力学模型^[31]、经验关系模型^[32]、线性模型^[33]、非线性模型^[34]和基于上下文模型的步长估计方法^[35]。常数模型假设所有行人的步长相同且固定不变，而真实步长随路面情况以及不同行人身体差异、行走习惯等多种因素不断动态变化。线性模型主要考虑每一步步长与步频、加速度、加速度均值、加速度方差等统计量之间的线性关系^[36-38]。Ladetto 等人利用加速度方差、步频和步长之间的线性关系来精确计算行人的行进距离^[33]。众所周知，非线性更接近客观事物性质本身，因而，研究人员提出了许多非线性的步长模型。Weinberg 基于每一步时间内的加速度竖直分量的最小和最大值构建一个非线性步长模型^[32]。Kim 等人利用每一步时间内的加速度平均值估计行人步长^[39]。Scarlet 根据步态

周期内加速度最大值、最小值以及均值构建非线性步长模型，将步长估计平均误差控制在运动距离的 10% 以内^[40]。

3) 基于机器学习或深度学习的步长估计方法。深度学习可以利用多个非线性变换来自动提取高级抽象特征，其优势在于无需领域知识和特征工程。因此，深度学习被广泛应用于自然语言处理和语音识别等众多领域^[41]。鉴于深度学习强大的特征提取和学习能力，部分学者将步长估计看作回归预测问题，基于每一步周期内的加速度计和陀螺仪数据，通过机器学习或深度学习的方法训练神经网络模型来预测步长。

尽管利用 IMU 惯性数据可以对行人进行轨迹推算，从而完成室内行人自主定位，但是由于惯性数据累积误差较大，对于长轨迹来说精度过低，无法完成高精度的室内定位。为了消除基于惯性数据定位技术的误差累积的弊端，越来越多的学者研究如何将其它定位技术与基于惯性数据定位技术结合。基于其它传感器的定位技术能够有效地消除基于惯性数据定位技术的漂移，并可以抑制累积误差，保证其定位的有效性。Li 等人研究了一种利用卡尔曼滤波算法融合 IMU、里程表和 LiDAR 数据的自主定位方法^[42]。Chan 等人利用机器人操作系统 (ROS, Robot Operating System)、Gazebo 模拟器与 LiDAR 在理想的室内条件下进行室内测绘^[43]。Park 等人提出了一种由 LiDAR 提供的强度值和现有的 LOAM (LiDAR Odometry and Mapping) 算法的组合^[44]。以上研究表明，结合 LiDAR 的室内自主定位技术可以在不增加信号基础设施的情况下显著提高定位精度。然而，由于 LiDAR 的高成本和它在智能手机上的不可用性，上述方法的普遍性是有限的。环境中无处不在的磁场信号和光强信号是校准惯性数据的理想传感器数据。以下是关于现有的行人自主定位技术的研究介绍：

(1) **基于可见光信号的行人自主定位技术：**可见光定位技术具有精度高、无电磁干扰等优点，被广泛应用于矿井等对无线电敏感的场所或无线信号难以覆盖的区域^[45]。目前，国内外科研机构基于智能发光二极管 (LED, Light Emitting Diode) 对可见光信号传播衰减测距模型、接收光信号特征提取、光信号指纹分析和可见光成像等可见光定位技术展开了研究，提出了基于光信号到达角^[46]、光信号到达时间^[47]、到达时间差^[48]、接收光信号强度、光信号指纹、信号相关度的一系列定位方法^[49]。但是由于 LED 设备的安装成本和维护成本，目前 LED 的市场占有率还不到 48%，更别提智能 LED 了^[50]。因此，普及智能 LED 灯或大规模改造现有照明电路都会带来难以承受的可见光设备部署成本。目前，只有少数基于现有照明设施和商用智能手机的研究，且只能在特定场景下实现高精度定位。Jimenez 等人提出了一种基于光匹配的室内定位方法，该方法根据灯的位置、朝向和形状信息区分不同灯具，并根据光照强度与距离的关系估计行人位置^[51]。Randall 等人根据标准荧光灯的光照强度变化来估计行人的相对位移，从而修正航迹推算中的累积误差^[52]。Litell 算法利用荧光灯和商用智能手机进行室内定位^[53]。然而，Litell 算法仅适用于荧光灯，不适用于 LED 和白炽灯，其最大的局限在于该算法的工作范围

只有 2.5m 左右, 存在大量定位盲区。NaviLight 基于现有无调制信息的照明设施使用可见光指纹和 KNN 算法, 并在保持智能手机姿势不变的前提下获得亚米定位精度^[54]。但是, 阳光的光照强度是室内灯光光强的数百倍, 会严重影响光传感器的观测精度。因此, 上述可见光定位方法无法在有窗户或天窗等具有强烈阳光的环境中实现精确定位^[55]。

(2) 基于磁信号的行人自主定位技术: 现代很多建筑内部的钢筋、混凝土等铁磁材料都会引起局部的地磁场产生畸变, 并且这种磁场的畸变与位置具有明显的相关性。这种与位置有相关性的畸变使得磁场信号可以成为定位的信标数据。地磁信号是一种分布全球范围内的信号, 并且这种信号无处不在。因此, 基于地磁数据的定位技术不需要在环境中部署专门的基础设施, 即使在建筑物电力供应中断或者发生火灾等应急情况下, 仍然可以基于磁场信号实现定位导航。此外, 地磁定位所利用的地磁信号是一种固有场, 其指纹数据采集方便, 定位指纹库易于维护更新, 具有很强的抗干扰能力。并且定位过程中不向外界辐射信息, 属于无源定位, 天然具有良好的隐蔽性。同时, 大多数手机等电子设备都内置了磁力计等传感器, 为基于移动智能终端的磁定位提供了普适平台。

如今, 基于磁场信号的室内定位受到学术界和产业界的广泛关注。传统的磁定位方法大多关注于时间域和频域上的特征, 通过计算实时采集到的磁场数据和磁场数据指纹库的相似度来实现自主定位。常见的时域特征有一维模值、水平和竖直二维分量及导航坐标系下的三维分量。Magico 算法利用行人行走一步的时间内连续采集的一维磁场模值序列为单位, 将时间换成空间来提高指纹可区分性, 从而提高定位精度^[56]。一维模值具有与终端姿态无关的优点, 但也存在信息量小, 未能充分挖掘磁场信息的弊端。Xie 等人通过加速度数据与磁场数据观进行向量点乘的方式提取磁力计在水平和竖直方向的二维分量^[57], 并且后续提出了基于增强粒子滤波的地磁定位算法^[58]。Wang 等人提出一种基于扩展卡尔曼滤波和粒子滤波的磁定位算法^[59]。

近年来, 随着深度学习的发展, 部分研究人员提出将深度学习技术应用到磁定位中且取得了不错的成果。Ashraf 等人基于磁轨迹序列利用卷积神经网络 (CNN, Convolutional Neural Network) 来预测行人位置, 并使用投票机制融合多个 CNN 模型的预测结果, 提高位置估计的鲁棒性^[60]。Lee 等人将磁场观测序列的长度和变化趋势作为特征, 通过神经网络识别不同观测序列所对应的位置^[61]。DeepML 是一种基于环境中无处不在的磁场信号和可见光信号构建双峰图的方法, 它使用长短期记忆网络 (LSTM, Long Short-Term Memory) 网络提取位置特征, 训练位置分类模型, 实现光磁融合定位^[62]。

上述介绍的地磁定位技术虽然具有精度高、覆盖范围广、成本低等优势。但是室内场景下的电子产品过多, 地磁信号非常容易受到电子产品的信号干扰, 从而影响磁定位的精度, 并且在非钢筋室内环境下无法明显区分磁场畸变。因此, 现有的地磁定位技术在复杂室内环境或者在土木结构建筑难以获得理想定位精度, 该定位技术并不具备普适性。

在最近关于雷达 SLAM 的研究中, Hong 等人提出了一种基于图优化的恶劣天气环境下全雷达 SLAM 系统^[63]。结果表明, 该系统在大规模环境下定位是可靠的。遗憾的是, 在小规模场景下, 由于多径传播和点云的稀疏性的问题, 系统的定位精度无法得到保证。He 等人使用带有三维点云的 M2DP 方法进行闭环检测^[64], 具体方法是将三维点云投影到多个二维平面上, 利用其密度特征的左右奇异向量作为三维点云的描述符。针对毫米波雷达的稀疏性, Li 等人提出了一种新的基于生成式对抗网络 (GAN, Generative Adversarial Network) 的点云采样方法^[65]。然而, GAN 网络需要提前利用 LiDAR 进行点云采样, 根据 LiDAR 的点云对毫米波雷达点云进行增强处理。因此, 该方法的实用性较低。Almalioglu 等人提出了一种基于无迹卡尔曼滤波 (UKF, Unscented Kalman Filter) 和递归神经网络 (RNN, Recursive Neural Network) 的运动动态估计技术, 通过 IMU 传感器和毫米波雷达估计运动速度因子来完成运动状态估计^[66]。Park 等人利用一种独特的硬件配置和两个调频连续波 (FMCW, Frequency Modulated Continuous Wave) 雷达, 通过随机抽样一致性 (RANSAC, RANdom SAmple Consensus) 的切向运动细化完成速度估计, 利用估计出的速度因子作为室内定位的特征^[67]。虽然上述研究能够准确高效地实现室内自主定位, 但实验载体的运动状态都是稳定和无抖动的。然而, 实际行人运动时会发生无法预测的振动运动, 使得毫米波雷达产生较多的噪声点。因此, 建立一个可靠、准确的行人室内定位算法仍然是一个具有挑战性的问题。

表 1.1 基于毫米波雷达的定位数据集

	载体	环境	数据形式	雷达传感器型号
RobotCar ^[68]	路面汽车	室外	非原始数据	Navtech CTS350-X
RADIATE ^[69]	路面汽车	室外	非原始数据	Navtech CTS350-X
NuScenes ^[70]	路面汽车	室外	非原始数据	Navtech CTS350-X
ColoRadar ^[71]	无人车	室内	原始数据	AWR1843BOOST-EVM & MMWCAS-RF-EVM
mmWave ^[72]	行人	室内	原始数据	AWR1843

目前也有许多基于毫米波雷达的定位数据集, 如表 1.1 所示, Oxford RobotCar、RADIATE 和 NuScenes 数据集都使用型号为 Navtech CTS350-X 的毫米波雷达作为传感器。该传感器重达 6kg, 其主要用于室外的路面车辆上进行数据采集, 它对于室内环境的手持定位缺乏便携性。由于上述三种数据集都是经过目标检测和信号处理算法后得到的数据, 这意味着后续使用这些数据集的研究者无法对数据进行有效验证^[68-71]。ColoRadar 数据集使用 AWR1843BOOST-EVM 和 MMWCAS-RF-EVM 两种雷达传感器, 并将它们安装在小型无人车上以完成室内环境中对小型无人车的定位。然而, 到目前为止还没有针对行人的室内毫米波雷达数据集。行人相比于无人车来说, 其运动存在抖动且不可预测性。因此, 本文建立了基于毫米波雷达的室内行人定位数据集, 并且该数据

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/867150016156006050>