

华南理工大学

South China University of Technology

专业学位硕士学位论文

基于 RSSI 的位置感知与移动模式甄别方法研究

作 者 姓 名	黄紫林
学 科 专 业	工程硕士(交通运输工程)
指 导 教 师	许伦辉 教授
	甘勇华 教授级高级工程师
所 在 学 院	土木与交通学院
论文提交日期	2021 年 5 月

Research on Location-awareness and Travel Mode Classification Based on Received Signal Strength Indicator

A Dissertation Submitted for the Degree of Master

Candidate：Huang Zilin

Supervisor：Prof. Xu Lunhui

South China University of Technology

Guangzhou, China

分类号： U491.2 **学校代号：10561**

学　号： 201821009292

华南理工大学硕士学位论文

基于 RSSI 的位置感知与移动模式甄别方法研究

作者姓名：黄紫林　　指导教师姓名、职称：许伦辉教授

申请学位级别：工程硕士　　学科专业名称：交通运输工程

研究方向：自动驾驶协同决策与推理

论文提交日期： 2021 年 5 月 13 日　　论文答辩日期：2021 年 6 月 6 日

学位授予单位： 华南理工大学　　学位授予日期： 年 月 日

答辩委员会成员：

主席： 林培群教授

委员： 何兆成教授、许伦辉教授、翁小雄教授、田晟副教授

华南理工大学
学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名：[signature] 日期：2021年 6月 6日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属华南理工大学。学校有权保存并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许学位论文被查阅（除在保密期内的保密论文外）；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

本学位论文属于：

□保密（校保密委员会审定为涉密学位论文时间：___年__月__日），于___年__月__日解密后适用本授权书。

☑不保密，同意在校园网上发布，供校内师生和与学校有共享协议的单位浏览；同意将本人学位论文编入有关数据库进行检索，传播学位论文的全部或部分内容。

（请在以上相应方框内打“√”）

作者签名：[signature] 日期：2021.6.6

指导教师签名：[signature] 日期：2021.6.6

作者联系电话：18813293864 电子邮箱：ctjulian@mail.scut.edu.cn

联系地址（含邮编）：广州市天河区华南理工大学交通大楼（510641）

摘　　要

路侧感知是车路协同系统的核心组成部分，感知数据的质量将直接影响各场景应用的效果和可行性。现有路侧感知方案中多采用传统的交通传感器，如在地面上安装侵入式检测器或包含支撑结构的悬挂式检测器。这些常规检测器安装和维护的费用较为昂贵，并会严重干扰城市交通的正常运营。以上不足促使了用于智慧交通全息数据感知的低成本、易安装、高精度的位置感知技术的研发。其中，无线传感网络技术（Wireless Sensor Networks, WSNs）在数据采集、数据分析和数据管理方面展示了极大的应用前景。

在无线位置感知技术中，基于信号接收强度指示值（Received Signal Strength Indicator, RSSI）的定位方法无需对现有无线传感网络的硬件层和协议层进行修改，具有成本低、精度高的优势，已被广泛应用于车联网领域。然而，受室外传感信号波动损耗、交通障碍物遮蔽干扰、路侧传感单元部署成本、移动模式甄别精度不足等影响，其在协同智能交通系统（Cooperative Intelligent Transport Systems, C-ITS）中的大规模集成应用仍存在部分亟待解决的问题。

本文以无线传感信号 RSSI 的采集分析、数据挖掘为基础，对车路协同环境下位置感知与移动模式甄别算法的应用进行研究，厘清了小范围场景目标定位与大范围场景目标定位的差异性，总结了现存问题，提出了因应对策，旨在提高基于无线传感信号的位置感知与移动模式甄别算法在车路协同环境下的可用性，为智慧城市交通信息检测系统的数据采集、实证分析及后续管理控制提供有效支撑。

本文的主要研究内容和创新点，可凝练为：

（1）针对小范围场景精准定位需求，基于指纹的定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统指纹定位方法存在“冗余数据较多、训练时间较长”的问题。对此，本文将局部线性嵌入方法扩展到半监督学习机中，结合道路环境中车辆行驶特性，提出了一种基于流形降维的半监督极限学习机定位方法。试验表明：本文方法在稀疏或密集传感器部署环境中，对不同行驶速度的车辆均能提供理想的定位精度，且训练时间短和样本量依赖性低。该方法适用于半封闭式隧道、城市高架桥底和城市峡谷密集建筑物等小范围非视距场景，可支撑实现盲区预警、前方拥堵提醒和协作式自动巡航控制等服务。

（2）针对大范围场景快速定位需求，基于曲线拟合的测距定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统对数正态阴影模型存在“噪声干扰较大、拟合效果较差”的问题。对此，本文提出一种新颖的两阶段测距定位方法。试验表明：本文方法能有效抑制道路

环境下无线传感信号的波动噪声，进一步降低距离估计误差峰值，并在保持较低计算复杂度的同时取得较优的定位性能。该方法适用于计算资源有限、定位目标较多、时间较为急迫或传播环境相差较小的大范围非视距场景，可支撑实现人群流量计数、弱势交通参与者预警和车辆碰撞预警等服务。

（3）针对大范围场景鲁棒定位需求，基于神经网络的测距定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统神经网络算法存在“模型调参较难、计算复杂度较高”的问题。对此，本文改进当前回归神经网络寻优过程的不足，提出一种基于粒子群优化回归神经网络的 RSSI 测距定位方法。试验表明：该方案能在不同环境、不同速度、不同设备条件下均能保持良好的系统鲁棒性。该方法适用于计算资源充足、定位目标较少、时间较为宽裕或传播环境相差较大的大范围非视距场景，可支撑人群轨迹跟踪、数据驱动的交通灯自适应控制和交通健康状态监测等服务。

（4）针对城市交通信息检测系统“部署成本较低、实时性较高”的检测要求，基于 WSNs 的被动式检测是一种更为合适的技术方案。然而，现有移动模式甄别算法存在“部署成本较高、甄别精度较低”的问题。对此，本文提出了一种基于 RSSI 的移动模式甄别系统。试验表明：该系统能有效刻画用户实时移动速度特征，并进一步精准识别用户的移动模式。该方法具有部署成本较低、实时性较高、甄别精度较高的优势，作为新一代智慧城市交通信息检测系统，可支撑断面与路况监测分析、多交通模式占比监测分析、区域 O-D 监测分析等服务。

总的来说，针对不同场景下的定位与甄别需求，本文相应提出了面向小范围场景目标的 RSSI 指纹定位方法、面向大范围场景目标的 RSSI 快速定位方法、面向大范围目标的 RSSI 鲁棒定位方法和基于单点检测数据的移动模式甄别方法。四类方法各具特点、互补互成，涵盖噪声滤波、距离估计、位置检测和移动模式甄别等方面，并有机集合形成了适用于 C-ITS 领域的、高精准度的、高实时性的成套算法，为实现我国车路协同技术大规模集成应用提供了一种新的解决方案。

关键词：智慧城市；自动驾驶；车路协同；车联网；无线定位；目标定位；位置感知；移动模式分类

Abstract

Roadside awareness is the core component of intelligent vehicle-infrastructure collaborative system, and the quality of awareness data will directly affect the application effect and feasibility in different scenario. Most of the existing roadside sensing scheme use conventional traffic sensors, such as intrusive detectors on the ground or suspended detectors that include support structures. These conventional detectors are expensive to install and maintain, and will seriously interfere with normal operation of urban traffic. The above deficiencies have led to the development of low-cost, easy-install and high-precision location-aware technologies for smart transportation data sensing. Among them, Wireless Sensor Networks (WSNs) has shown great promise for data collection, data analysis and data management.

Among wireless location-aware technologies, the location method based on Received Signal Strength Indicator (RSSI) does not require modifications to the hardware and protocol layers of existing wireless sensing networks, and has the advantage of low cost and high accuracy, which has been widely used in the field of internet of vehicles. However, due to the loss of outdoor signal fluctuation, interference from traffic obstacles, deployment cost of roadside sensing units, and the insufficient accuracy of travel mode classification, there are still some urgent problems that need to solved for its large-scale integration applications in Cooperative Intelligent Transport Systems (C-ITS).

This paper investigates the application of location sensing and travel mode classification algorithm in the intelligent vehicle-infrastructure collaborative system based on the collection and analysis of RSSI data, clarifies the differences between target localization in small-scale scenarios and large-scale scenarios, summarizes the existing problems and proposes countermeasures to improve the usability of location sensing and travel mode classification algorithm, and provides effective support for data collection, empirical analysis and management control of traffic information detection system in smart cities.

The main research content and innovation points of this paper can be summarized as follows:

(1) Fingerprint-based localization is a more suitable technical scheme for the demand of accurate localization of small-scale scenarios. However, traditional fingerprint localization method suffers from the problems of redundant data and longer training time. In this paper, we extend the local linear embedding method to semi-supervised learning machine, and propose a semi-supervised extreme learning machine localization method based on manifold

dimensionality reduction by combining the vehicle driving characteristics in road environment. Experiments show that this method can provide ideal localization accuracy for vehicles with different driving speeds in sparse or dense sensor deployment environments with short training time and low sample size dependence. The method is suitable for small-scale non-line-of-sight scenarios such as semi-enclosed tunnels, underneath urban viaducts and dense buildings in urban canyons, and can support the realization of services such as blind zone warning, forward congestion alert and collaborative automatic cruise control.

(2) Curve fitting-based localization is a more suitable technical scheme for the demand of fast localization of large-scale scenarios. However, traditional lognormal shadowing model suffers from the problems of high noise interference and poor fitting effect. In this paper, we propose a novel two-stage ranging-based localization method is proposed. Experiments show that this method can effectively suppress the fluctuating of wireless sensing signals in the road environment, reduce the peak of distance estimation error, and achieve better positioning performance while keeping low computational complexity. The method is suitable for small-scale non-line-of-sight scenarios with limited computing resources, more localization targets, more urgent time or small differences in propagation environments, and can support the realization of services such as crowd flow counting, vulnerable traffic participant warning and vehicle collision warning.

(3) Neural network-based localization is a more suitable technical scheme for the demand of robust localization of large-scale scenarios. However, traditional neural network algorithm suffers from the problems of difficult model tuning and high computational complexity. In this paper, we improve the shortcomings of the current regression neural network optimization process and propose a ranging-based localization method by particle swarm optimization. Experiments show that this method can maintain good system robustness under different environments, speeds and equipment conditions. The method is suitable for large-range non-line-of-sight scenarios with sufficient computational resources, few localization targets, generous time or widely different propagation environments, and can support services such as crowd trajectory tracking, data-driven adaptive control of traffic lights and traffic health status.

(4) In view of the low deployment cost and high real-time detection requirements of urban traffic information detection systems, passive detection based on WSNs is a more suitable technical solution. However, the existing travel mode classification algorithm suffers from the problems of high deployment cost and low screening accuracy. In this paper, we propose a travel mode classification system based on RSSI data. Experiments show that this system can effectively portray the real-time movement speed characteristics of users and accurately

identify their travel mode. The method has the advantages of lower deployment cost, higher real-time performance and higher classification accuracy, and can support services such as cross-section and road condition monitoring and analysis, multi-traffic mode share monitoring and analysis, and regional O-D monitoring and analysis as a new generation of smart city traffic information detection system.

In summary, for the localization and classification needs in different scenarios, this paper proposes fingerprint-based localization method for target accurate localization in small-scale scenarios, ranging-based localization method for target fast localization in large-scale scenarios, ranging-based localization method for target robust localization in large-scale scenarios and travel mode classification method based on single-point detection data. The four types of methods have their own characteristics and complement each other, covering noise filtering, distance estimation, location detection and travel mode classification, etc. They are assembled to form a set of algorithms with high accuracy and high real-time for the field of C-ITS, which provides a new scheme to realize the large-scale integrated application of vehicle-road cooperation technology in China.

Keywords: Smart city; Automatic drive; Intelligent vehicle-infrastructure collaborative system; Wireless localization; Target Positioning; Location Awareness; Travel Mode Classification

目 录

摘 要 ..... **I**

Abstract ..... **III**

目 录 ..... **VI**

第一章 绪论 **1**

1.1 研究背景及意义 1

1.2 国内外研究现状 3

1.2.1 常用无线位置感知手段 3

1.2.2 无线传感定位基本方法 4

1.2.3 移动模式甄别相关技术 6

1.3 现有研究不足及科学问题的提出 7

1.4 本文创新点 10

1.5 本文技术路线 11

第二章 基于半监督学习的小范围目标 RSSI 指纹定位方法 **14**

2.1 问题描述 14

2.2 基于 SDR-ELM 算法的位置感知框架 15

2.3 SDR-ELM 算法的基本原理 16

2.3.1 算法基本架构 16

2.3.2 半监督极限学习机 18

2.3.3 局部线性嵌入 19

2.3.4 无迹卡尔曼滤波 20

2.4 实验与结果分析 20

2.4.1 实验环境搭建 20

2.4.2 仿真环境定位性能分析 21

2.4.3 真实环境定位性能分析 29

2.5 本章小结 30

第三章 基于分段拟合的大范围目标 RSSI 快速定位方法 **31**

3.1 问题描述 31

3.2 基于 PPRM 算法的位置感知框架 32

3.3 PPRM 算法离线训练阶段原理 33
3.3.1 基本定义 33
3.3.2 训练步骤 34
3.4 PPRM 算法在线定位阶段原理 36
3.4.1 速度常量-卡尔曼滤波 36
3.4.2 泰勒级数展开最小二乘法 38
3.4.3 无迹卡尔曼滤波 39
3.5 实验与结果分析 39
3.5.1 真实实验环境描述 39
3.5.2 实时信号降噪性能分析 40
3.5.3 离线距离估计性能分析 43
3.5.4 在线定位估计性能分析 45
3.6 本章小结 49
第四章 基于 GRNN 的大范围目标 RSSI 鲁棒定位方法 50
4.1 问题描述 50
4.2 基于 PSO-GRNN 算法的位置感知框架 51
4.3 PS0-GRNN 算法离线训练阶段原理 52
4.3.1 广义回归神经网络 52
4.3.2 粒子群算法 55
4.3.3 基于粒子群优化广义神经网络 56
4.4 PS0-GRNN 算法在线定位阶段原理 57
4.4.1 改进泰勒级数展开定位法 57
4.4.2 基于贝叶斯框架的轨迹滤波 58
4.5 实验与结果分析 59
4.5.1 实验设置 59
4.5.2 不同场景距离估计性能分析 63
4.5.3 不同速度距离估计性能分析 66
4.5.4 不同设备距离估计性能分析 67
4.5.5 不同滤波算法跟踪性能分析 68
4.6 本章小结 70

第五章 基于单点检测数据的移动模式甄别方法 71
5.1 基本思路 71
5.2 基于 Wi-CL 系统的模式甄别框架 72
5.3 Wi-CL 系统的基本组成模块 74
5.3.1 数据采集模块 74
5.3.2 数据处理模块 75
5.3.3 特征提取模块 77
5.3.4 模式分类模块 78
5.4 实验与结果分析 80
5.4.1 真实实验环境描述 80
5.4.2 系统噪声处理性能分析 83
5.4.3 系统速度估计性能分析 85
5.4.4 系统模式甄别性能分析 87
5.5 本章小结 90
第六章 总结与展望 91
6.1 总结 91
6.2 应用前景 93
6.3 研究展望 94
参考文献 96
攻读硕士学位期间取得的研究成果 103
致谢 105

图目录

图 1-1 协同智能交通系统概念图.....1
图 1-2 本文的技术路线.....13
图 2-1 基于 RSSI 指纹定位方法的系统结构.....15
图 2-2 基于 SDR-ELM 算法的车辆定位流程.....16
图 2-3 带有流形降维的半监督极限学习机定位算法流程.....17
图 2-4 四种场景下不同算法的定位误差累积概率分布.....22
图 2-5 AP 间距对四类方法定位误差的影响.....24
图 2-6 标记数据样本占比对模型定位精度的影响.....25
图 2-7 未标记数据样本数对与模型定位精度的影响.....25
图 2-8 AP 间距对与模型定位精度的影响.....26
图 2-9 四类定位算法的训练时间.....27
图 2-10 本征维数对定位误差的影响.....28
图 2-11 其他参数对定位误差的影响.....29
图 2-12 RSSI 连通性实验.....29
图 3-1 基于 PPRM 算法的位置感知框架.....32
图 3-2 所提分段多项式回归算法流程.....36
图 3-3 速度常量-卡尔曼滤波算法框架.....37
图 3-4 实验环境.....40
图 3-5 静态环境下的 RSSI 滤波结果.....41
图 3-6 动态环境下的 RSSI 滤波结果.....41
图 3-7 静态环境距离估计.....42
图 3-8 动态环境距离估计.....42
图 3-9 基于三边定位法的 X 轴误差.....42
图 3-10 基于三边定位法的 Y 轴误差.....42
图 3-11 两次拟合函数平均误差与平方和波动误差对比.....43
图 3-12 三类模型的离线拟合结果.....45
图 3-13 三类模型的距离估计误差.....45
图 3-14 四种模型的实时欧氏距离估计.....46

图 3-15 四种模型的实时距离估计误差 46
图 3-16 四类模型估计轨迹对比 47
图 3-17 四类模型估计误差对比 48
图 4-1 基于 PSO-GRNN 算法的位置感知框架 52
图 4-2 本文所用 GRNN 模型架构 53
图 4-3 PSO 算法的迭代 55
图 4-4 基于 PSO 优化 GRNN 的流程 56
图 4-5 四种实验场景环境 60
图 4-6 实验设备 61
图 4-7 PRM 模型距离估计误差 CDF 62
图 4-8 PSO-GRNN 模型迭代过程 63
图 4-9 四类算法的离线拟合效果 64
图 4-10 四类算法的离线距离估计误差 CDF 65
图 4-11 不同场景下的距离估计误差 65
图 4-12 不同移动速度下的距离估计误差 67
图 4-13 不同设备的距离估计误差 67
图 4-14 两类贝叶斯滤波算法定位性能 68
图 5-1 不同交通移动方式下 RSSI 信号时域对比 72
图 5-2 WI-CL 的系统架构 73
图 5-3 WI-CL 系统的数据采集模块 75
图 5-4 单检测器下直线距离定义 76
图 5-5 本文所用 LSTM 网络结构 79
图 5-6 用于数据采集的硬件设备 80
图 5-7 预实验测试环境 81
图 5-8 预实验中 RSSI-距离分布 81
图 5-9 检测器位置及测试者移动方向 82
图 5-10 静止场景 84
图 5-11 步行场景 84
图 5-12 骑车场景 84
图 5-13 四种情况下三种方法的估计速度 86

图 5-14 四种情况下三种方法的速度估计误差 CDF 87
图 5-15 LSTM 模型不同迭代次数的分类性能..... 89
图 6-1 本文所提方法的具体应用场景 94

表目录

表 1-1 常用交通检测器对比一览表 4
表 2-1 四类定位算法的性能对比 23
表 2-2 四类方法对真实道路内静止车辆的定位误差对比 30
表 3-1 第一次拟合各点的误差 44
表 3-2 第二次拟合各点的误差 44
表 3-3 四类模型误差对比 49
表 4-1 GRNN 算法的拟合误差结果 62
表 4-2 PSO-GRNN 算法的拟合误差结果 63
表 4-3 四类模型计算时间一览表 69
表 5-1 基本术语和概念 74
表 5-2 本文所用特征向量一览表 78
表 5-3 比较三种情况下的估计距离误差 85
表 5-4 比较四种情况下的估计速度误差 87
表 5-5 四类模型预测结果的混沌矩阵 88

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着城镇化进程的不断推进，如今全球范围内几乎一半的人口都居住于城市。预计到 2030 年，城市人口将增至 50 亿[1]。人口高度密集化给城市管理者们带来了一系列新的挑战，如交通拥堵、人流统计、安防管控等。智慧城市作为一套信息通信技术解决方案，在交通、建筑、卫生和公共安全等多个领域有着广泛应用前景，是解决未来城市可持续发展挑战最有效手段之一。其中，协同智能交通系统（Cooperative Intelligent Transport Systems, C-ITS），被视为是实现更安全、高效、绿色交通运输系统的“有力法宝”。其旨在通过先进的无线通信技术和新一代互联网技术，推动传统的汽车自组织网络（Vehicular Ad hoc Networks, VANET）向车联网（Internet-of-Vehicles, IoV）范式演进，包括车对车（Vehicle-to-Vehicle, V2V）、车对路（Vehicle-to-Infrastructure, V2I）和车对人（Vehicle-to-Human, V2H）等。其基本思路如图 1-1 所示：基于车载单元（On Board Unit, OBU）、路侧单元（Road Side Unit, RSU）和云平台等，实现全时空的、多尺度的交通数据采集与深度融合，构建面向车辆、基础设施、行人等所有交通参与者的全息感知与信息交互系统，在此基础上开展人-车-路协同控制管理，最终达到保障出行安全与提高通行效率的目标[2-9]。

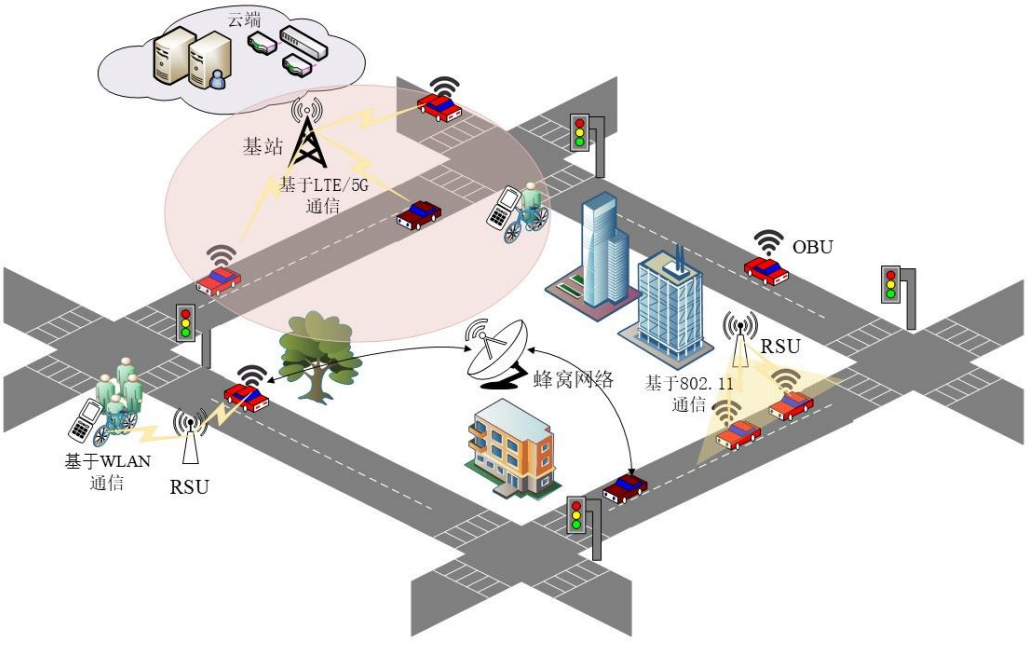


图 1-1 协同智能交通系统概念图

近年来，车联网已逐渐成为各国智慧交通发展建设与技术革新的重要领域。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年（2021-2025 年）规划和 2035 年远景目标纲要》提出：积极稳妥发展车联网；发展自动驾驶和车路协同的出行服务；加快交通等传统基础设施数字化改造等意见[10]。从通信技术层面来看，目前主流的 V2X（Vehicle-to-X, V2X）通信标准主要分为两类[11-13]：一类是基于 IEEE 802.11p 的无线通信技术，包括专用短程通信（Dedicated Short Range Communication, DSRC）标准、Wi-Fi 和 BT（Bluetooth, BT）等；另一类是基于蜂窝网络（Cellular-V2X, C-V2X）的无线通信技术，包括长期演进技术（Long Term Evolution, LTE）和未来的第五代无线通信技术（5th Generation Wireless systems, 5G）等。各类无线通信技术都有其优劣之处，比如 DSRC 具有抗干扰、自组网等优势，但仅适用于小范围、小数据批次场景；而 LTE/5G 具有检测范围广、数据通信稳定等优点，但实时性还有待提高且不适用于隧道等信号盲区环境。整体来看，未来车联网通信技术的发展趋势应是多模式、多频段协同发展[14]。

在 C-ITS 快速发展下，汽车制造商也开始在汽车中集成新技术，如红外雷达、激光雷达、摄像头和超声波传感器等，以期实现自动驾驶功能。基于上述车载传感器及其相应算法，高级驾驶辅助系统可以帮助驾驶员对周围环境做出因应决策。然而，这些车载传感器无法检测超出视距范围的物体，特别是在隧道、盲区拐弯处、大型建筑物遮蔽区及恶劣天气环境等情况下，即众所周知的非视距场景（Not Line of Sight, NLOS）。对此问题，近年来学者们提出：“聪明的车还需要聪明的路”，即车路协同系统（Intelligent Vehicle Infrastructure Cooperative Systems, IVICS）[15-19]。其旨在借助 C-ITS 中车辆、基础设施和其他道路使用者之间信息共享的优势，解决车辆感知盲区信息不足的问题，继而为驾驶员提供各类预警服务，以期实现一定范围内的车辆协同调度，最终达到改善城市道路拥堵的目的。已有技术发展来看，当采集到足够的感知信息时，车路协同系统可用于支撑于以下服务的实现：行人轨迹检测、车辆变道辅助、静止/慢速车辆检测、十字路口辅助驾驶、自适应巡航控制等。

要想真正意义上实现 C-ITS，交通目标实时位置的精准感知是关键。不难发现，路侧感知是车路协同系统的核心组成部分。感知数据的质量将直接影响各场景应用的效果和可行性。现有的路侧感知方案中多采用传统的交通传感器，包括侵入式检测器（如在地面上安装环形感应线圈、压电传感器、磁阻等）和悬挂式检测器（如包含支撑结构的视频摄像头、微波雷达等）。但是，这两类检测器的安装和维护的费用较为昂贵，并会严重干扰城市交通的正常运营。此外，这些传统检测器在设计之初并不是为了车路协同路

侧感知量身定做，其核心指标较难满足车路协同的标准要求（如探测范围、探测精度、时延等）[20-22]。上述问题很大程度上限制了车路协同系统在城市道路环境中的大规模集成应用。例如，器件可靠性有待提高，单个感应线圈的使用寿命通常不超过 2 年；浮动车数据库尚不完善，一个城市的出租车数量有限且不能同时检测每个路段；摄像头易受天气和光线影响，在恶劣天气和低光照条件下很难获得清晰的图像。面向车路协同的场景和标准要求，研发针对中国道路场景下的路侧单元检测器迫在眉睫，也是推动自动驾驶落地应用的重要抓手之一。

以上不足促使了用于智慧交通检测的低成本、易安装、高精度的位置感知技术的研发。在这些技术中，无线传感网络技术（Wireless Sensor Networks, WSNs）在数据采集、数据分析和数据管理方面展示了极大的应用前景。具体而言，基于无线传感网络，可以将人与人之间的信息交互，进一步扩展到人与物或物与物之间的信息共享，进而构建面向智慧城市的交通出行全息数据库[9,23]。由此可见，基于车路协同系统中广泛布设的无线传感网络泛在信号，进行交通目标的位置感知与移动模式甄别，进而为 C-ITS 系统全息出行数据库的构建提供补充数据，是一种行之有效的技术思路。因此，对无线传感位置感知技术进行深入研究，并针对复杂交通场景提出因应解决方案来提升位置感知性能与移动模式甄别精度，具有重要的研究意义及现实应用价值。

1.2 国内外研究现状

随着车路协同技术在国内外的不断发展，近年来学者们已经在无线传感位置感知与移动模式甄别方面开展了诸多研究。下面将从常用无线位置感知手段、无线传感定位基本方法和移动模式甄别相关技术三个方面进行文献综述，为本文后续研究提供借鉴。

1.2.1 常用无线位置感知手段

一般来说，全球定位系统（Global Positioning System, GPS）因其全球可用性及高精度性，被视为室外定位的主流技术[24]。然而，该方法需要用户安装额外的应用程序，并主动地发起定位请求才能连接到远程监测中心。同时，摩天大楼、隧道、地下空间等遮蔽物形成的“城市峡谷”，会造成 GPS 信号衰减或阻塞，导致其在人口密集的城市地区不可靠，甚至不可用[21,25-26]。为克服此问题，研究人员开发了一系列辅助定位方案。在交通场景中，目前主要应用的无线位置感知技术包括：基于基站的位置感知方案[5,27]、基于蓝牙的位置感知方案[28-29]、基于 Wi-Fi 的位置感知方案[20,25]、基于射频的位置感知

方案[30-31]和基于 DSRC 的位置感知方案[7,19]。

其中，Calabrese 等人设计了一种基于蜂窝网络的城市交通状态监控系统，可以实现城市范围内公共汽车、出租车和行人动态信息的实时提取[27]；Deng 等人提出了一种基于蜂窝网络的合作避碰方案，分析了车速、车辆密度等不同因素对系统性能的影响，并用仿真实验证明了该方案避碰性能优于传统的基于 GPS 方案[32]；Michau 等人基于蓝牙检测数据提出一种车辆轨迹重构方法，结果表明该方法的恢复准确率达 84%[28]；Spachos 等人讨论了蓝牙传感信号的特性，并总结了近年来在智慧城市中布设蓝牙检测器的案例[29]；Adegoke 等人总结了使用基础设施中无处不在的 Wi-Fi 网络进行网联车单独/融合定位的主流趋势与常见技术[25]；Belenguer 等人提出融合道路现有的环形线圈和射频识别卡（Radio-Frequency-Identification, RFID），以实现路侧设备与车辆的双向通信，进而获取车辆的动态信息[30]；Parker 等人讨论了网联环境下基于 DSRC 进行协同定位的解决方案，使车辆能够获得实时相对位置信息[19]。

基于以上文献调查，本文从成本、尺寸、耗能和安装难易度四个维度，评估了当前城市交通信息检测系统中常用的几类检测器的优劣之处，归纳如下表 1-1 所示。

表 1-1 常用交通检测器对比一览表

类型	检测原理	性能			
		成本	尺寸	能耗	安装难易度
环形线圈	感应测量	低	大	高	难
摄像头	图像分析	高	小	高	易
磁力计	磁场测量	低	小	低	易
声呐传感器	声压测量	中	小	低	易
雷达	检测反射电磁波	高	大	高	易
光传感器	光强测量	低	小	低	易
超声波	检测反射声波	低	大	中	易
无线传感网络	无线传感信号	低	小	中	易

1.2.2 无线传感定位基本方法

无线传感定位技术在过去几十年中被学者们广泛讨论与使用。一般来说，无线定位技术常用于室内定位领域。但随着车联网技术的不断深入研究，学者们开始尝试将无线定位技术应用于智慧交通场景中，包括道路环境中网联车辆的辅助定位[25]、交通弱势群体的检测[33-34]、移动人群计数与监控[35]等。其中，Ma 等人提出一种基于 V2I 的车辆定位算法，该算法仅用单个 RSU 和单个 OBU 便可实现基于信号接收强度指示值（Received

Signal Strength Indicator, RSSI）的车辆定位[36]；Li 等人将 RSSI 信号与 GPS 信号进行融合，提出一种针对特定位置点的车道级定位方案，相较于现有基于 GPS 方法，仿真结果表明该方法定位精度有所提高[37]；Watanabe 等人提出基于 RSSI 信号值的被动式防撞预警方案，可以预警行人，以避免发生人车碰撞的交通事故[34]；Lesani 等人研发了一套低成本交通检测器，基于 BT-WiFi 信号采集移动目标的 MAC 地址（Media Access Control Address, MAC），从而为后续移动人群速度估计、数量统计和移动模式识别等提供数据支撑[38]；Determe 等人基于 Wi-Fi 传感技术开发了一套人群监控系统，可以预测移动人群未来最多 30 分钟内的数量[35]；Danalet 等人提出了一种基于贝叶斯框架的行人目的地序列检测方法，通过采集的 Wi-Fi 信号推测行人的 O-D（Origin-Destination），并在瑞士洛桑联邦理工学院进行了现场实测[39]。

区别于卫星导航定位技术，基于无线传感信号的定位方法主要包括：基于 RSSI 定位[19]、基于到达角定位（Angle of Arrival, AOA）[16]、基于到达时间定位（Time of Arrival, TOA）[40]和基于到达时间差定位（Time Difference of Arrival, TDOA）[41]。就现有研究来看，基于 RSSI 的定位方法因无需对无线传感网络的硬件层和协议层进行修改，具有成本低、精度高的优势，已被广泛应用于基于 DRSC 定位、基于 Wi-Fi 定位和基于 BT 定位的研究工作中。具体而言，该类方法主要分为两类：基于指纹的定位方法和基于测距的定位方法[42]。

基于指纹的定位方法无须进行距离估计，一般分为离线和在线阶段。离线阶段采集已知参考点的 RSSI 数据与物理位置，并构建物理位置与 RSSI 间的映射关系，在线阶段将未知节点的 RSSI 序列与映射关系进行匹配后估计移动目标的位置[42]。基于指纹的定位方法是根据移动目标实时 RSSI 序列与参考点指纹之间的差异或在一个位置出现的概率来定位移动目标。定位性能取决于单位面积内使用的参考点数量，即参考点密度。其中，经典的指纹匹配算法多为监督学习算法，如 K 近邻算法[43]、支持向量机等[44]。为了在保持定位精度的同时减轻训练负担，学者们提出了各种改进意见。Liu 等人提出了一种基于迁移学习的框架，在不影响定位精度的前提下，通过减少离线训练开销，提高基于指纹室内定位系统的可扩展性[45]；Sun 等人提出了在参考点有限的情况下，可以基于高斯过程回归模型来预测 RSSI 信号强度的空间分布，以增强指纹数量[46]；Kuo 等人提出通过插值一些虚拟点并创建它们的指纹来丰富参考点数量[47]；Huang 等人在极限学习机模型[48]基础上，提出半监督极限学习机模型[49]以减少定位模型的训练工作量。

相反，基于测距的定位方法中需要预估目标和传感器之间的距离。在估计距离基础

上，常用三边定位[50]、最小二乘法[51]、Taylor 级数无线定位法[52]、最大似然 Chan 无线定位法[53]和半定规划定位法[54]等进行目标定位。广泛采用的无线信号传播模型是对数正态阴影模型[55]，它是利用对数来描述 RSSI-距离关系。基于测距的方法不需要进行大量的前期参数训练工作，但它对周围环境很敏感，容易产生误差。为克服测距方法中 RSSI 信号不稳定、距离估计不准确的问题，许多学者嵌入了降噪技术和拟合技术。分别地，针对实时 RSSI 信号波动的特点，学者们提出利用卡尔曼滤波[56]、贝叶斯滤波[57]和粒子滤波[58]等进行降噪预处理。针对经典对数正态阴影模型[55]无法精准描述 RSSI 信号与距离之间拟合关系，学者们相继提出回归神经网络[56]、多项式回归[59]、曲线拟合[42]和分段拟合[60]等拟合模型。

1.2.3 移动模式甄别相关技术

移动模式甄别（Transport Mode Detection, TMD）是 C-ITS 系统的重要组成部分，它可以帮助观察和跟踪不同交通移动模式在一定时间段内的占比情况，从而帮助交通管理部门更好地监控道路交通网络的异常情况[61-62]。目前，基于位置感知数据的甄别技术可依据数据源划分为两类：一是以用户为中心的方法；二是以网络为中心的方法[63]。

在以用户为中心的方法中，要求用户积极参与数据采集过程。该类方法常用的数据源包括 GPS 数据、加速度计数据或两者的组合[63]。Zheng 等人提出了一种仅使用 GPS 数据便可推断用户移动模式（步行、骑车、开车和乘坐公共汽车）的监督学习方法，实验准确率为 72.8%[64]；Dabiri 等人基于 GPS 轨迹数据，提出使用卷积神经网络来预测用户的移动模式，在最佳 CNN 配置下最高准确率达到 84.8%[65]；Stenneth 等人提出了一种融合 GPS 数据和底层交通网络信息来推断用户交通移动模式的方法，与仅用 GPS 数据的方法相比，实验结果表明该方法的甄别精度提高了 17%[66]；Reddy 等人提出了一种融合手机内置加速计数据和 GPS 数据对用户移动模式进行分类的方法，采用两阶段决策树和离散隐马尔可夫模型后，实验准确率达到 90%以上[67]；Yu 等人提出一种半监督深度集成学习方法，可接受任意长度的 GPS 轨迹，并通过设置特定的特征向量提取用户移动模式信息[68]。

相反，以网络为中心的方法试图在不需要用户主动参与的情况下，被动地采集用户出行数据。该类方法常用的数据源包括 Wi-Fi 数据、BT 数据、蜂窝网络数据（Global System for Mobile Communications, GSM）。Sohn 等人基于移动电话的 GSM 信号速率判别一个人的状态（站着、走路还是开车），使用两阶段逻辑回归分析后，平均准确率达到

了 85%[69]；Yang 等人使用 BT 数据对三种移动方式（驾驶、骑车和步行）进行了分类，其中 6.12%的驾驶模式被误认为是骑车，10.53%的驾驶模式被误认为是步行[70]；与此同时，随着无线传感网络基础设施和物联网设备在智慧城市中的普及，基于 Wi-Fi 或 BT 检测数据的移动人群感知也变得越来越流行，被广泛用于活动识别[71]、人群计数[72]、位置估计[73]等领域；Abedi 等人比较了 Wi-Fi 和 BT 检测技术在人体运动数据采集方面的效率，结果表明相比 BT 数据，Wi-Fi 数据能更有效地用于跟踪行人和骑车的运动状态[62]；Kalatian 等人使用来自智能手机的 Wi-Fi 检测数据预测移动模式（步行、骑车和开车），结果表明多层感知器模型的预测精度相较最优（86.52%）[63]；Vu 等人提出了一种新的 TMD 方法，即递归神经网络（Recurrent Neural Network, RNN），在相同的学习参数下，证明了深度学习方法相较传统的机器学习算法具有更高的甄别精度[74]。

1.3 现有研究不足及科学问题的提出

综合近年来国内外学者在无线传感位置感知领域的研究成果，可以发现：

（1）将无线传感定位技术应用于车联网领域是当前一大热门方向。一方面，传统的交通信息检测系统是典型的“参数型”检测，仅能完成流量、速度和占有率等无个体标识度的基本信息采集，均无法全面、准确、实时、大范围的采集出行者特征信息，缺少对出行身份特征的检测，即无法满足完备数据的要求；另一方面，基于视频的检测方式尽管可以对车流量、道路交通信息进行采集，但这类系统造价昂贵、维护困难，且极易受到天气、光照等外界环境的影响。上述背景下，探索新型的、全过程的交通信息检测手段，逐步实现从“参数型”检测转变为“身份型”检测是当前智慧城市建设的重点与难点。与此同时，随着配置有 BT 与 Wi-Fi 等无线传感信号功能的智能终端设备（手机、穿戴设备、智能手表、新一代车载单元等）的大规模普及，基于 BT 与 Wi-Fi 等无线传感信号检测交通出行者全程轨迹成为可能。与其他检测手段相比（如 GPS、GSM 等），其具有能耗低、部署成本较低及定位精度高的优势。因此，在车路协同环境下，基于广泛布设的路侧单元与泛在无线通信信号（IEEE 802.11/IEEE 802.15 等协议下的各类信号）进行各类交通目标位置感知与模式甄别，正成为当前智能交通领域的一大研究热点。

（2）将传统无线传感信号检测技术加以优化，构建适用交通场景的位置感知方法迫在眉睫。虽然将无线传感定位技术应用于车联网领域是一大热门方向，但仍存在一些困难，主要包括两点：第一，针对指纹定位，在智能公路车辆定位场景中，来自每个路

侧单元接入点的 RSSI 信号都包含一定的特征信息，但其中部分特征对于定位可能没有作用甚至影响定位性能。而传统监督学习或半监督学习定位方法无法消除高阶 RSSI 信号的相关性及冗余信息，导致运算时间长、识别效果不佳。第二，针对测距定位，在城市复杂道路定位场景中，RSSI 信号易受衰减、多径衰落、天线方向、对地高度和阴影效应等因素干扰，致使产生较大的信号波动。面对这种情况，经典对数正态阴影模型很难处理这种高度非线性的匹配关系，导致距离估计误差较大。同时，不同的道路环境下，无线信号的波动特性相差较大，单一数学拟合模型虽具有计算度小的优势，但无法很好地适用于不同道路环境。此外，与室内随机点定位不同，交通场景中移动目标往往具有运动约束特征。因此，如何针对城市道路多障碍物环境，设计成套的、鲁棒的、高精度的降噪及定位方案仍亟待解决。

（3）以用户为中心的数据采集及出行甄别技术相对完备，但以网络为中心的数据采集及出行甄别技术亟待完善。基于以用户为中心的位置感知技术，如使用 GPS 数据、加速度计数据等，已有较多学者开展了用户移动模式甄别研究，并得到较高的甄别精度。但是，对于城市交通信息检测系统而言，该类技术的实时性、便捷性仍有待提高。相比之下，以网络为中心的位置感知技术能被动地感知出行数据，具有高实时性、低成本性的应用潜能。特别是在网联环境中，广泛布设有 Wi-Fi、BT、DSRC 等泛在无线信号。一个简单的、低成本的无线传感单元就足以实现用户出行数据的被动式采集，不用顾及用户是否具有主动参与的意向，也不涉及到任何硬件或软件的修改。然而，目前针对该方向的研究仍处于起步阶段。大部分基于 BT/Wi-Fi 数据的研究或聚焦于人群流量计数，或聚焦于出行 O-D 推断，较少研究考虑到移动模式的甄别。此外，相较于传统移动模式甄别中使用的浅层分类器，基于深度学习的方法展现出了更好的甄别性能，如长短期记忆网络（Long Short Term Memory，LSTM）。因此，如何基于时空采样定位信息的进行多交通移动模式智能分类，特别是单 RSU 条件下低成本的、高精度的、被动式的移动模式甄别方案仍亟待解决。

总结来看，国内外学者们对无线传感检测技术研究已取得了阶段性的进展，但大多数研究成果仅适用于室内环境中，无法直接应用于室外复杂的道路交通环境中。换而言之，经典的室内无线定位技术无法直接适用于车路协同环境。整体来说，目前无线传感技术在复杂的车路协同环境中，仍存在位置感知“误差较大”、“精度较低”、“能耗较高”的问题；同时，在移动模式甄别方面，仍存在“数据源缺乏”、“实时性较差”、“部署成本较高”的不足。

根据目前研究的不足，本文拟提出以下科学问题：

（1）如何设计适用于城市道路环境的噪声实时处理方法？

事实上，利用通讯波信号挖掘交通出行全息大数据较为困难。难点之一在于通讯波RSSI信号易受周围环境影响，如信号衰减、多路径效应等。即使定位目标在同一位置，也会有较大的信号波动，这是无线信号的本质之一。如果处理不好，通讯波传感器收集的掺杂噪声的 RSSI 值是无法使用的。在城市道路环境下，用户的坐标是动态的、不可预测的，这就需要滤波算法在适应频谱随时间变化的同时，消除用户手机 RSSI 数据的随机波动。目前，国内外学者针对室内环境中消除 RSSI 信号噪声方面做了大量的探索工作，如采用粒子群滤波、卡尔曼滤波、小波变换等技术。但相比于室内环境，城市道路环境更为错综复杂（天气、建筑遮挡、温度等），这也导致传统的室内滤波算法不能直接应用于城市道路环境。因此，如何在解析 RSSI 信号波动特性基础上，设计考虑环境特性、误差小、实时性强、适用于城市群不同道路环境下通讯波 RSSI 信号滤波方法，是本研究拟解决的基础问题。

（2）如何设计适用于室外广域复杂环境下的多目标、高精度定位方法？

一方面，由于摩天大楼、隧道、车辆等物体的信号反射、阴影和多路径效应等影响，传统的 RSSI 信号传播模型难以在杂乱的城市道路环境中获得准确的距离。同时，当传播距离超过一定阈值时，RSSI 强度的衰减速度会发生变化。另一方面，目前常用的指纹定位需要耗费大量的时间进行离线训练，无法在城市道路环境中广泛应用；基于测距的定位方法虽然在室外广域复杂环境定位领域具有更强的实操性、便捷性，但它易受周围环境影响。因此，如何挖掘 RSSI 与关键距离的隐含联系，进而设计适用于室外广域复杂环境下的多目标、高精度定位方法，是本研究拟解决的核心问题。

（3）如何设计基于时空采样信息的多模式交通移动方式智能分类方法？

通过部署通讯波信号传感器，可以采集得到检测区域内多个目标用户的时空采样信息，按时间顺序排列的移动点序列并不能直接表达个体的交通移动模式、出行目的等人们可以理解的语义信息。与此同时，交通移动模式识别是高度的非线性和复杂性问题，建立数学模型较难。传统的机器学习算法采用的特征主要基于速度、加速度及各种统计量，存在明显不足：一是难以确定是否有遗漏的特征; 二是依赖于人为经验的特征可能会限制机器学习的能力；三是增加统计量的个数可能会遇到维数灾难。因此，如何快速从这些无直接意义的移动轨迹数据中挖掘隐藏信息，并在较低部署成本下设计基于时空采样信息的多模式交通移动方式智能分类方法，是本研究拟解决的关键问题。

1.4 本文创新点

本文以无线传感信号 RSSI 的采集分析、数据挖掘为基础，对车路协同环境下位置感知算法与移动模式甄别算法的应用进行研究，厘清了小范围场景目标定位与大范围场景目标定位的差异性，针对现有研究存在的四个关键问题：传统指纹定位算法“冗余数据较多、训练时间较长”、传统对数正态阴影模型“噪声干扰较大、拟合效果较差”、传统神经网络算法“模型调参较难、计算复杂度较高”、传统移动模式甄别算法“部署成本较高、甄别精度较低”，提出了适用于 C-ITS 领域的、高精准度的、高实时性的成套解决方案，涵盖了噪声滤波、目标距离、位置检测和移动模式甄别等方面，包括面向小范围场景目标的 RSSI 指纹定位方法、面向大范围场景目标的 RSSI 快速定位方法、面向大范围目标的 RSSI 鲁棒定位方法和基于单点检测数据的移动模式甄别方法，旨在提高基于无线传感信号的位置感知与移动模式甄别算法在车路协同环境下的可用性，为智慧城市交通信息检测系统的数据采集、实证分析及后续管理控制提供有效支撑。值得一提的是，特别地，本文场景划分定义如下：信号自由传播半径 0~200m 的封闭、半封闭区域为小范围场景，信号自由传播半径 200m 以上的开阔、半开阔区域为大范围场景。

本文的主要创新点，可凝练如下：

（1）厘清道路环境下 RSSI 信号波动特性，提出面向小范围目标精准定位需求的 RSSI 指纹定位方法，能在降低对训练样本依赖的同时实现较高的定位精度。针对小范围场景精准定位需求，基于指纹的定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统指纹定位方法存在“冗余数据较多、训练时间较长”的问题。对此，本文将局部线性嵌入方法扩展到半监督学习机中，结合道路环境中车辆行驶特性，提出了一种基于流形降维的半监督极限学习机定位方法。试验表明：本文方法在稀疏或密集传感器部署环境中，对不同行驶速度的车辆均能提供理想的定位精度，且训练时间短和样本量依赖性低。该方法适用于半封闭式隧道、城市高架桥底和城市峡谷密集建筑物等 NLOS 小范围场景，可支撑实现盲区预警、前方拥堵提醒和协作式自动巡航控制等服务。

（2）剖析道路环境下 RSSI-距离内在联系，提出面向大范围目标快速定位需求的 RSSI 快速定位方法，能在保持多项式拟合快速性的同时实现较高的定位精度。针对大范围场景快速定位需求，基于曲线拟合的测距定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统对数正态阴影模型存在“噪声干扰较大、拟合效果较差”的问题。对此，本文提出一种新颖的两阶段测距定位方法。试验表明：本文方法能有效抑制道路环境下无线传感

信号的波动噪声，进一步降低距离估计误差峰值，并在保持较低计算复杂度的同时取得较优的定位性能。该方法适用于计算资源有限、定位目标较多、时间较为急迫或传播环境相差较小的 NLOS 大范围场景，可支撑实现人群流量计数、弱势交通参与者预警和车辆碰撞预警等服务。

（3）聚焦不同道路场景拟合模型泛化性能，提出面向大范围目标鲁棒定位需求的 RSSI 鲁棒定位方法，能在适当提高计算复杂度情况下实现广域场景鲁棒定位。针对大范围场景鲁棒定位需求，基于神经网络的测距定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统神经网络算法存在“模型调参较难、计算复杂度较高”的问题。对此，本文改进当前回归神经网络寻优过程的不足，提出一种基于粒子群优化回归神经网络的 RSSI 测距定位方法。试验表明：该方案能在不同环境、不同速度、不同设备条件下均能保持良好的系统鲁棒性。该方法适用于计算资源充足、定位目标较少、时间较为宽裕或传播环境相差较大的 NLOS 大范围场景，可支撑人群轨迹跟踪、数据驱动的交通灯自适应控制和交通健康状态监测等服务。

（4）挖掘路侧单元检测数据隐含交通信息，提出基于单点检测数据的移动模式甄别方法，仅用单个 Wi-Fi 检测器作为数据源情况下实现移动模式的细粒度甄别。针对城市交通信息检测系统“部署成本较低、实时性较高”的检测要求，基于 WSNs 的被动式检测是一种更为合适的技术方案。然而，现有移动模式甄别算法存在“部署成本较高、甄别精度较低”的问题。对此，本文提出了一种基于 RSSI 的移动模式甄别系统。试验表明：该系统能有效刻画用户实时移动速度特征，并进一步精准识别用户的移动模式。该方法具有部署成本较低、实时性较高、甄别精度较高的优势，作为新一代智慧城市交通信息检测系统，可支撑断面与路况监测分析、多交通模式占比监测分析、区域 O-D 监测分析等服务。

1.5 本文技术路线

本文的技术路线以及相应的具体内容如图 1-2 所示，具体内容阐述如下：

第一章 绪论。首先，对论文选题的研究背景及意义进行阐述；然后，对当前无线感知领域国内外研究现状进行剖析；围绕车路协同环境的特点，总结了常用无线位置感应手段，梳理了无线传感定位基本方法，归纳了移动模式甄别相关技术；随后，简要说明了本文的创新点；最后，介绍了本文的组织结构。

第二章 基于改进半监督学习的小范围目标 RSSI 指纹定位。首先，剖析了小范围环

境下无线信号传播特点，厘清了小范围目标精准定位问题的基本思路，并总结了传统半监督学习指纹定位方法的不足；然后，针对现存问题，提出一种带有局部线性嵌入算法的半监督极限学习机实现 RSSI 指纹定位；接着，详细介绍了基于改进半监督极限学习机进行小范围目标定位的基本原理；最后，通过现场实验检验了所提算法在小范围场景的精准定位性能。

第三章 基于分段拟合的大范围目标 RSSI 快速定位方法。首先，剖析了同一类型大范围环境下无线信号传播特点，厘清了同一类型大范围目标快速定位问题的基本思路，并总结了传统对数正态阴影模型的不足；然后，针对现存问题，提出了一种集成分段多项式拟合、速度常量-卡尔曼滤波的两阶段测距定位方法；接着，详细介绍了基于分段拟合进行大范围目标快速定位的基本原理；最后，通过现场实验检验了所提算法在大范围场景下的快速定位性能。

第四章 基于 GRNN 的大范围目标 RSSI 鲁棒定位方法。首先，剖析了不同类型大范围环境下无线信号传播特点，厘清了不同类型大范围目标快速定位问题的基本思路，并总结了传统神经网络算法的不足；然后，针对现存问题，提出了一种基于粒子群优化回归神经网络的测距定位方法；接着，详细介绍了基于优化回归神经网络算法和改进泰勒级数展开定位算法进行大范围目标鲁棒定位的基本原理；最后，通过现场实验检验了所提算法在大范围场景下的鲁棒定位性能。

第五章 基于单点检测数据的移动模式甄别方法。首先，剖析了城市交通信息检测系统的基本需求，厘清了基于无线传感信号实现移动模式被动式甄别功能的基本思路，并总结了传统移动模式甄别方法的不足；然后，针对现存问题，提出了一种低成本、易部署、高精度的移动模式甄别系统，便可实现移动模式的细粒度甄别；接着，详细介绍了该系统的基本组成模块及甄别原理；最后，通过现场实验检验了所提系统在单点检测数据条件下便能实现移动模式的细粒度甄别。

第六章 总结与展望。首先对本文所开展的相关工作进行系统性的梳理与总结；然后，对本文所提出的成套位置感知与移动模式甄别技术的具体应用前景进行讨论；最后，对论文下一步的研究工作的相关方向进行展望。

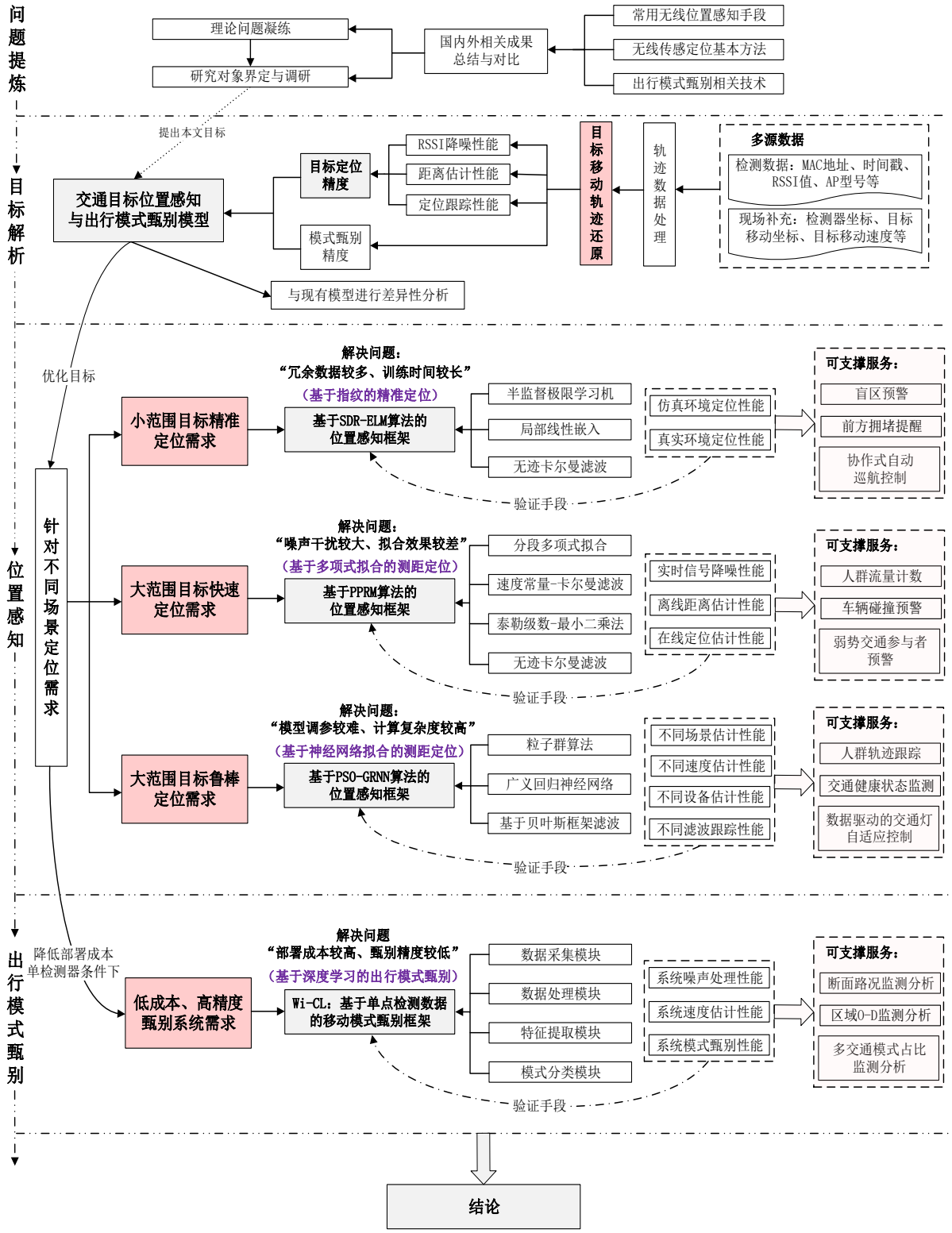

问题提炼
理论问题凝练
研究对象界定与调研
国内外相关成果总结与对比
常用无线位置感知手段
无线传感定位基本方法
出行模式甄别相关技术
提出本文目标
目标解析
交通目标位置感知与出行模式甄别模型
目标定位精度
模式甄别精度
RSSI降噪性能
距离估计性能
定位跟踪性能
目标移动轨迹还原
轨迹数据处理
多源数据
检测数据：MAC地址、时间戳、RSSI值、AP型号等
现场补充：检测器坐标、目标移动坐标、目标移动速度等
与现有模型进行差异性分析
优化目标
位置感知
针对不同场景定位需求
小范围目标精准定位需求
解决问题：
“冗余数据较多、训练时间较长”
（基于指纹的精准定位）
基于SDR-ELM算法的位置感知框架
半监督极限学习机
局部线性嵌入
无迹卡尔曼滤波
仿真环境定位性能
真实环境定位性能
可支撑服务：
盲区预警
前方拥堵提醒
协作式自动巡航控制
验证手段
大范围目标快速定位需求
解决问题：
“噪声干扰较大、拟合效果较差”
（基于多项式拟合的测距定位）
基于PPRM算法的位置感知框架
分段多项式拟合
速度常量-卡尔曼滤波
泰勒级数-最小二乘法
无迹卡尔曼滤波
实时信号降噪性能
离线距离估计性能
在线定位估计性能
可支撑服务：
人群流量计数
车辆碰撞预警
弱势交通参与者预警
验证手段
大范围目标鲁棒定位需求
解决问题：
“模型调参较难、计算复杂度较高”
（基于神经网络拟合的测距定位）
基于PSO-GRNN算法的位置感知框架
粒子群算法
广义回归神经网络
基于贝叶斯框架滤波
不同场景估计性能
不同速度估计性能
不同设备估计性能
不同滤波跟踪性能
可支撑服务：
人群轨迹跟踪
交通健康状态监测
数据驱动的交通灯自适应控制
验证手段
出行模式甄别
降低部署成本
单检测器条件下
低成本、高精度甄别系统需求
解决问题
“部署成本较高、甄别精度较低”
（基于深度学习的出行模式甄别）
Wi-CL：基于单点检测数据的移动模式甄别框架
数据采集模块
数据处理模块
特征提取模块
模式分类模块
系统噪声处理性能
系统速度估计性能
系统模式甄别性能
可支撑服务：
断面路况监测分析
区域O-D监测分析
多交通模式占比监测分析
验证手段
结论

图 1-2 本文的技术路线

第二章 基于半监督学习的小范围目标 RSSI 指纹定位方法

为实现小范围场景内目标精准定位，针对小范围场景内无线传感信号具有“RSSI 波动相对较小、衰减因子变化相对较小”的传播特点，本文将局部线性嵌入方法扩展到半监督学习机中，结合道路环境中车辆行驶特性，提出了一种基于流形降维的半监督极限学习机定位方法以实现 RSSI 指纹定位。离线阶段，基于改进的半监督学习拟合降维后的 RSSI 与位置的映射关系；在线阶段，将实时采集的 RSSI 数据进行流形降维后，输入到校准好的半监督学习机估计目标位置。最后，采用无迹卡尔曼滤波平滑初始估计位置。仿真及现场实验表明：本文方法在稀疏或密集传感器部署环境中，对不同行驶速度的车辆均能提供理想的定位精度，且训练时间短和样本量依赖性低。

2.1 问题描述

在一个无线传感网络中，设有 p 个路侧接入点（Access Point，AP）部署在公路道路区域内，如图 2-1 所示。当车辆在无线传感网络覆盖区域内移动时，车载单元主动发送检测请求帧，周期性地通知附近网络其存在。通过布设的路侧单元 AP 可以采集车载单元发出的无线信号，进而估计车辆位置[75]。基于 RSSI 指纹的车辆定位问题可以看作是：在 RSSI 构成的数据空间与车辆位置构成的物理空间中寻找一个合适的映射关系 $\boldsymbol{Y}=f\left(\boldsymbol{X}\right)$。基于此映射关系，根据实时采集的 RSSI 反推移动车辆在道路内未标定点处的位置，如图 2-1。寻找映射关系，要求采集 L 个位置已知的移动车辆组成的位置矩阵 $\boldsymbol{Y}=\left[y_1,y_2,...,y_i,...,y_L\right]$ 及对应的 p 个 AP 接收的信号强度向量组成的矩阵 $\boldsymbol{X}=\left[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,...,\boldsymbol{x}_i,...,\boldsymbol{x}_L\right]\in\mathbb{R}^{P\times L}$，图 2-1 中矩阵元素 x_{pi} 代表第 p 个 AP 检测到样本 i 的 RSSI 值。文中所研究的目标定位是指车辆沿道路前进方向上的一维距离，忽略了垂直于道路方向的距离。当道路内目标所在位置及 AP 采集的 RSSI 数据都存在时，称为已标记数据；否则，称为未标记数据。已标记数据就构成了指纹定位算法的指纹库，数据采集的过程称之为指纹库构建过程。在实际应用中，密集的已标记数据点（也称之为“参考点”或“指纹”）需要通过现场大量的重复实验予以获得，这将会耗费大量的人力和物力，还可能会影响道路的正常运营。因此，探究如何在定位精度与指纹库构建成本之间保持较好的平衡具有重要意义。

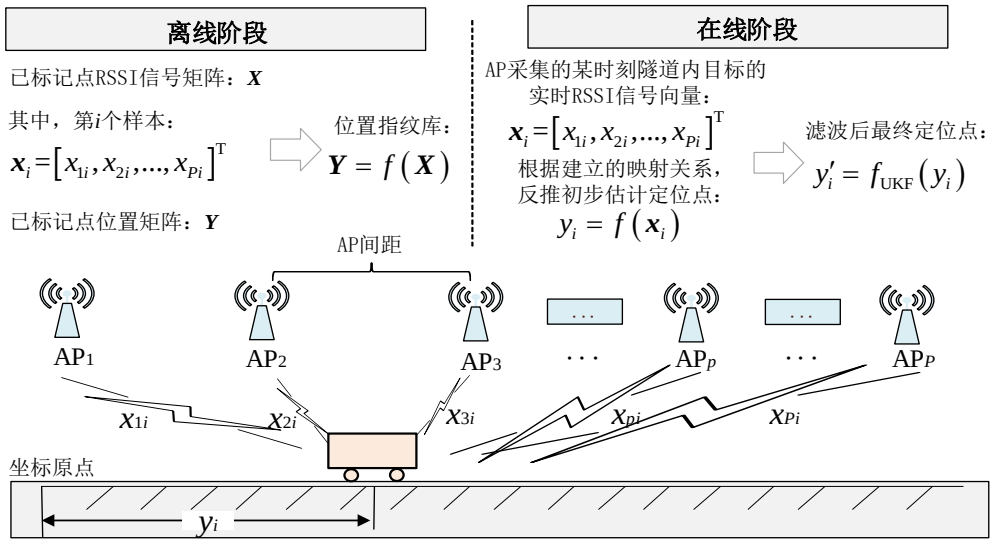


图 2-1 基于 RSSI 指纹定位方法的系统结构

2.2 基于 SDR-ELM 算法的位置感知框架

近年来，基于半监督学习的 RSSI 定位受到广泛关注，多利用随机采集的少量带位置标记的样本反推大量无位置标记点的坐标，减少指纹库构建成本。2014 年，Huang 等人在极限学习机模型（Extreme Learning Machine, ELM）[48]与流形框架基础上提出了半监督极限学习机模型（Semi-Supervised Extreme Learning Machine, SSELM）[49]，通过 Tikhonov 正则项控制模型复杂度。相比于监督学习，其训练速度快、泛化能力强。在智能公路隧道车辆定位场景中，来自每个路侧 AP 的 RSSI 信号都将包含一定的特征信息，但其中部分特征对于定位可能没有作用甚至影响定位性能。而传统半监督学习定位方法无法消除高阶 RSSI 信号的相关性及冗余信息，导致运算时间长、识别效果不佳。

针对上述问题，本文将 Roweis 等在《Science》上提出的局部线性嵌入方法（Locally Linear Embedding, LLE）[76]扩展到 SSELM 模型中，结合道路环境中车辆行驶特性，提出了一种基于流形降维的半监督极限学习机定位方法（Semi-Supervised Dimensionality Reduction Extreme Learning Machine, SDR-ELM）。该方法基于流形降维对离线阶段采集的少量带目标位置标记 RSSI 数据和大量无位置标记的数据进行特征提取，找出表征目标位置信息的高维数据对应的低维流形；通过流形对齐目标函数的半监督学习特性，实现无位置标记 RSSI 数据的坐标标定；随后，基于 SSELM 模型建立低维流形 RSSI 数据与位置的映射关系，用于在线阶段采集的 RSSI 数据点的初步位置估计；最后，采用无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter，UKF)对初步估计位置进行平滑，将其输出作为最终车辆位置。

与其他指纹定位方法类似，本文提出的定位方法也包含离线数据采集训练和在线实时定位两个阶段，如图 2-2 所示。具体包括下述步骤：

Step1：离线阶段，先将道路按均匀规则划分为若干网格，其中心坐标定义为该网格的参考点，在参考点处采集来自全部接入点 AP 的 RSSI 值，记录其对应位置坐标信息，并基于 LLE 进行流形降维；

Step2：离线阶段，再通过随机路径采集大量无位置标记的 RSSI 值，基于 Step1 构建的降维映射关系将其进行流形降维，并与降维后带有位置的 RSSI 数据集结合构建低维空间离线位置指纹数据库；

Step3：在线定位阶段，先将检测到的移动车辆实时 RSSI 信号降维，获得低维特征定位数据，与低维空间离线位置指纹库一同输入至 SSELM 模型中进行半监督学习，得到初步位置估计值；

Step4：考虑到实时 RSSI 信号易受噪声影响具有突变性，但组成车辆行驶轨迹的定位点之间是有相关性、连续性的。因此，基于 UKF 对 Step3 初步位置估计值进行平滑处理后，得到最终定位。

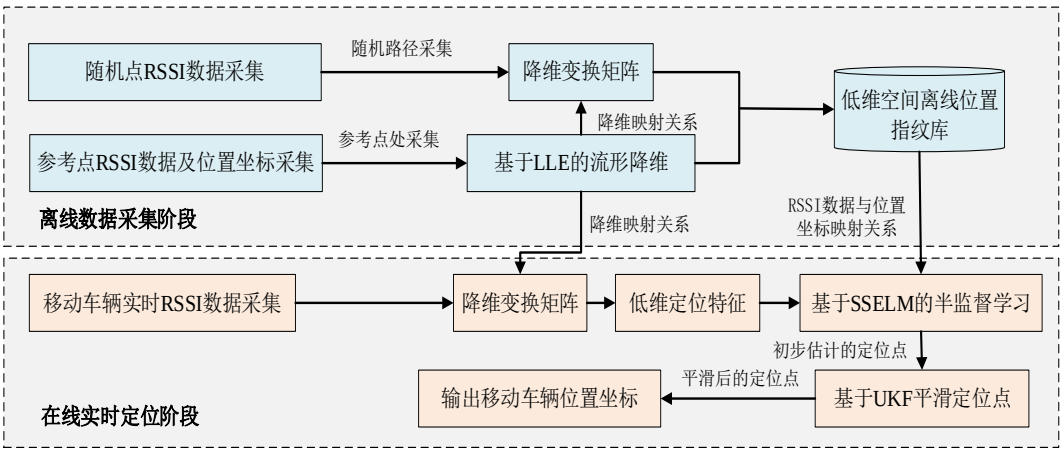


图 2-2 基于 SDR-ELM 算法的车辆定位流程

2.3 SDR-ELM 算法的基本原理

2.3.1 算法基本架构

本文将离线阶段采集的 RSSI 以及对应位置数据作为训练集（含少量带位置标记的样本和大量未标记样本），在线阶段采集的实时 RSSI 作为测试集。已标记样本记为 $\{\boldsymbol{AX},\boldsymbol{AY}\}=\{\boldsymbol{ax}_i,ay_i\}_{i=1}^{I}$，其中 $i\le I$，$\boldsymbol{ax}_i=[ax_{1i},ax_{2i},...,ax_{Pi}]^{\mathrm{T}}$ 表示在参考点 i 处采集的 AP

信号强度行向量的转置，元素 ay_i 表示参考点所在位置，I 表示已标记点个数；假设未标记点个数为 J，将未标记样本记为 $\boldsymbol{BX}=\left\{\boldsymbol{bx}_j \in \mathbb{R}^P\right\}$，$\boldsymbol{bx}_j=\left[bx_{1j},bx_{1j},...,bx_{Pj}\right]^{\mathrm{T}}$，其中 $j \le J$，bx_j 为随机点 j 处的信号强度行向量转置；待标记样本记为 $\boldsymbol{CX}=\left\{\boldsymbol{cx}_k \in \mathbb{R}^P\right\}$，$\boldsymbol{cx}_k=\left[cx_{1k},cx_{2k},...,cx_{Pk}\right]^{\mathrm{T}}$，其中 $k \le K$，cx_k 表示移动车辆在待标记点 k 处采集的信号强度，K 表示待标记点个数。此外，从已标记数据中随机选取部分数据作为算法训练阶段的验证数据，记为 $\boldsymbol{DX}$ 。

整体而言，本文方法的实现流程如图 2-3 所示。首先，通过局部线性嵌入法 LLE 计算标记数据、未标记数据、待标记数据、验证数据的低维嵌入，将其低维输出分别记为 $\boldsymbol{AX}'$、$\boldsymbol{BX}'$、$\boldsymbol{CX}'$ 和 $\boldsymbol{DX}'$。构建 $\boldsymbol{AX}'$ 和 $\boldsymbol{BX}'$ 的图的拉普拉斯矩阵 $\boldsymbol{S}$。接着，随机输入权重和偏差，开始训练具有 n_h 个隐藏神经元的 SSELM 网络，并计算隐藏神经元的输出矩阵 $\boldsymbol{Q} \in \mathbb{R}^{(I+J)\times n_h}$。根据输出结果调整权值 $\boldsymbol{\beta}$，直至验证数据 $\boldsymbol{DX}'$ 的预测精度达到最高。随后，将 $\boldsymbol{CX}'$ 输入到网络中，并计算其输出 $\boldsymbol{CY}$。最后，将 $\boldsymbol{CY}$ 输入到 UKF 算法中，获得最终的车辆位置估计值。

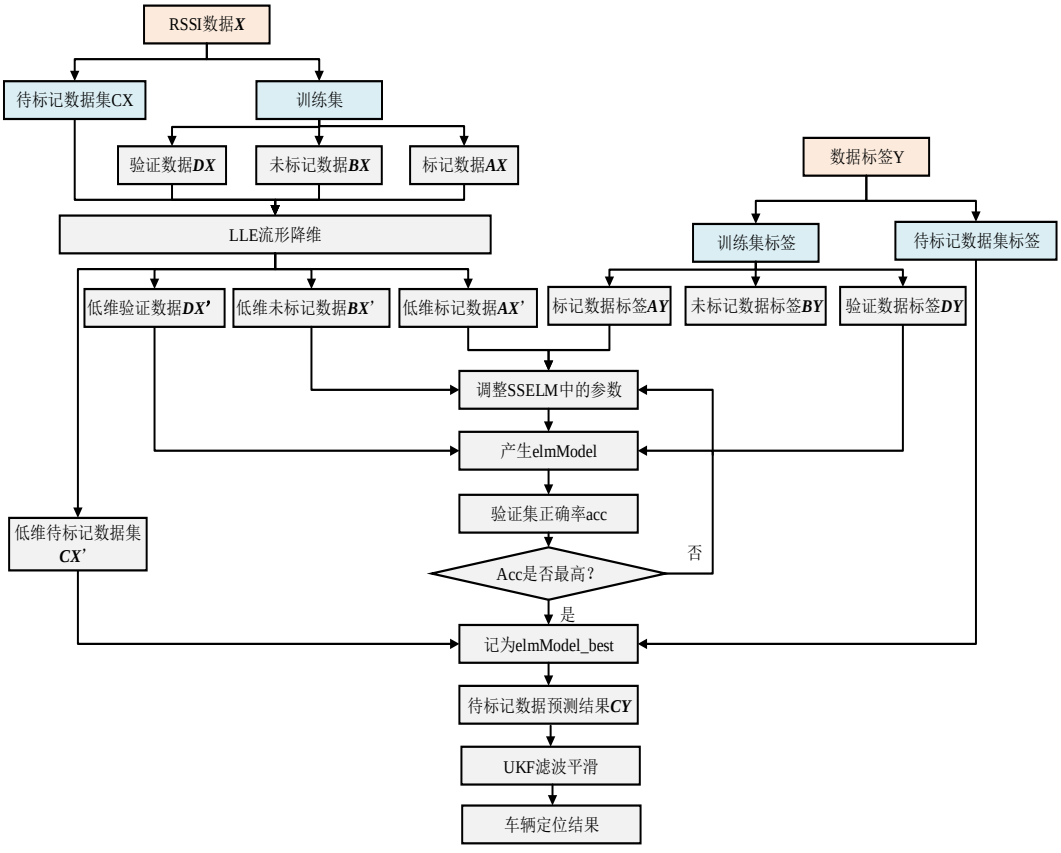


图 2-3 带有流形降维的半监督极限学习机定位算法流程

2.3.2 半监督极限学习机

SSELM[49]是近年来新兴的一种半监督学习方法，其融合了 ELM 算法[48]和流形正则框架，适用于标记数据相对较少、而未标记数据相对较多的分类问题。在交通场景中，为减少数据采集难度或因条件限制，往往只能采集到非成对数据（仅有 RSSI 向量或位置信息），SSELM 能有效利用这些非成对数据进行扩样，提高模型定位精度。

通过调整传统 ELM 模型的优化公式，将 SSELM 模型定义为[49]：

$$\begin{aligned}&\min_{\beta\in\mathbb{R}^{n_h\times n_0}}\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\beta}\|^2+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{I}\boldsymbol{c}_i\|\boldsymbol{e}_i\|^2+\frac{\lambda}{2}Tr\left(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\boldsymbol{F}\right)\\&s.t.\quad \boldsymbol{g}\left(\boldsymbol{x}_i\right)\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{y}_i^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{e}_i^{\mathrm{T}},i=1,...,I\\&\qquad\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}_i)=\boldsymbol{g}\left(\boldsymbol{x}_i\right)\boldsymbol{\beta},i=1,...,I+J\end{aligned}\tag{2-1}$$

式中，n_h表示隐藏神经元个数，$\boldsymbol{\beta}\in\mathbb{R}^{n_h\times n_0}$表示连接隐藏层与输出层输出权值，$n_0$是输出层个数，$\boldsymbol{g}\left(\boldsymbol{x}_i\right)\in\mathbb{R}^{1\times n_h}$是隐藏层输出向量，$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}_i)$是网络输出值，$\boldsymbol{e}_i\in\mathbb{R}^{n_0}$是相对于第$i$个位置点的误差，$Tr\left(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\boldsymbol{F}\right)$为流形正则项，$\boldsymbol{S}\in\mathbb{R}^{(I+J)\times(I+J)}$表示包含了标记数据和未标记数据的图的拉普拉斯矩阵，$\boldsymbol{F}\in\mathbb{R}^{(I+J)\times n_0}$是网络输出矩阵，其第$i$行为$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}_i),\lambda$是权衡参数，$\boldsymbol{c}_i$是预测误差惩罚系数。

值得注意地，本文考虑了不同标记位置上特征预测误差的惩罚系数$\boldsymbol{c}_i$。当标记数据的位置类别不平衡，即有些位置的训练样本较多时，传统 ELM 模型会倾向拟合样本较多的类别，导致模型在测试集上的泛化性能较差。因此，本文建议通过调整不同类别的权值处理该问题。将公式（2-1）中的约束条件替换成目标函数，改写为矩阵形式[49]：

$$\min_{\boldsymbol{\beta}\in\mathbb{R}^{n_h\times n_0}}\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\beta}\|^2+\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{C}^{1/2}\left(\tilde{\boldsymbol{Y}}-\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\beta}\right)\right\|^2+\frac{\lambda}{2}Tr\left(\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\beta}\right)\tag{2-2}$$

式中，$\boldsymbol{Q}$表示隐藏层输出向量，$\tilde{\boldsymbol{Y}}\in\mathbb{R}^{(I+J)\times n_0}$表示强化的训练目标，其前$i$行等于实际标记的位置，其余为 0。$\boldsymbol{C}$是一个$\left(I+J\right)\times\left(I+J\right)$维的对角矩阵，且前$i$个对角线元素是$\boldsymbol{c}_i$，其他元素均为 0。

计算目标函数关于$\boldsymbol{\beta}$的梯度：

$$\nabla L_{SSELM}=\boldsymbol{\beta}+\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}\left(\tilde{\boldsymbol{Y}}-\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\beta}\right)+\lambda\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\beta}\tag{2-3}$$

将梯度设为 0，得到 SSELM 模型的解：

$$\boldsymbol{\beta}^{*}=\left(\boldsymbol{I}_{n_h}+\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}\boldsymbol{Q}+\lambda\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\right)^{-1}\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{Y}}\tag{2-4}$$

式中，$\boldsymbol{I}_{n_h\times n_h}$ 是单位矩阵。在车辆定位中，当出现 SSELM 模型中标记数据集的数量少于隐藏神经元的数量时，其替代方法[49]：

$$\boldsymbol{\beta}^{*}=\left(\boldsymbol{I}_{n_h}+\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}\boldsymbol{Q}+\lambda\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\right)^{-1}\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{Y}} \tag{2-5}$$

式中，$\boldsymbol{I}_{(I+J)\times(I+J)}$ 是单位矩阵。

2.3.3 局部线性嵌入

SSELM 模型具有训练速度快、泛化能力强的优点。但在车辆定位中，如果直接采用所有 AP 的 RSSI 值作为模型输入，会导致计算复杂度高、训练时间长，甚至出现“维数灾难”。因此，对采集的 RSSI 数据集进行维数约减具有必要性。

2000 年，Roweis 和 Saul 首次提出了 LLE[76]。它是一种非线性降维算法，在保持数据特征的前提下对高维数据进行降维，能较好地保持原有流形结构。在 LLE 中，将样本矩阵的向量表示为 $\boldsymbol{x}_i\in\mathbb{R}^{P},i=1,2,...,I+J$ 。假设数据处于或者接近处于一个非线性流形空间，每个点及其邻域都处于一个局部线性块上，算法步骤如下：

（1）选取邻域并计算重构权向量。对于每个样本 $\boldsymbol{x}_i$，基于欧氏距离搜索每个点的 N 个最近邻点；

（2）重构 $\boldsymbol{x}_i$，将其表示为邻域的加权线性组合，即计算最小化重构误差的加权矩阵：

$$\boldsymbol{\varepsilon}\left(\boldsymbol{W}\right)=\sum_{i=1}^{I+J}\left\|\boldsymbol{x}_i-\sum_{m=1}^{I+J}w_{im}\boldsymbol{x}_m\right\| \tag{2-6}$$

式中，w_{ij} 为样本 i 映射至第 m 个重建点的权值，满足约束条件：$\sum_{m=1}^{I+J}w_{im}=1$，且如果 $\boldsymbol{x}_m$ 不是 $\boldsymbol{x}_i$ 的近邻域，则 $w_{im}=0$。上式可采用拉格朗日定理计算最优解 w_{im}，并存储在 $(I+J)\times(I+J)$ 的稀疏矩阵 $\boldsymbol{W}$ 中。

（3）计算低维嵌入。通过最小化求解低维输出 $\boldsymbol{Z}$

$$\boldsymbol{\Phi}\left(\boldsymbol{Z}\right)=\sum_{i=1}^{I+J}\left\|\boldsymbol{Z}_i-\sum_{m=1}^{I+J}w_{im}\boldsymbol{Z}_i\right\|^{2} \tag{2-7}$$

式中，$\boldsymbol{Z}$ 是一个 $(I+J)\times d$ 的嵌入数据矩阵（$d\le P$），$\boldsymbol{Z}_i\in\mathbb{R}^{d}$ 是输出样本向量，且满足 $\sum_{i=1}^{I+J}\boldsymbol{Z}_i=0$ 和 $\sum_{i=1}^{I+J}\boldsymbol{Z}_i\boldsymbol{Z}_i^{\mathrm{T}}\Big/(I+J)=\boldsymbol{I}_{d\times d}$。设

$$\boldsymbol{M}_{(I+J)\times(I+J)}=\left(\boldsymbol{I}_{(I+J)\times(I+J)}-\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\right)\left(\boldsymbol{I}_{(I+J)\times(I+J)}-\boldsymbol{W}\right) \tag{2-8}$$

式中，$\boldsymbol{M}_{(I+J)\times(I+J)}$ 的 $(d+1)$ 最小特征向量即为嵌入结果。其中，第一个特征向量是具有所有相等元素的单位向量，将其舍弃；其余 d 个特征向量组成了最终的嵌入位置，即得到本征维数 d 。

2.3.4 无迹卡尔曼滤波

即使经流形降维，由 SSLEM 得到的初步估计定位点仍存在较大的定位误差，主要是因为无线信号有噪声。研究上一般使用卡尔曼滤波（Kalman Filter，KF）、粒子滤波或贝叶斯滤波等手段消除信号噪声误差。考虑到 RSSI 信号与车辆位置之间的高度非线性关系，本文采用 UKF 算法[56]对初步估计定位点进行平滑处理，以尽可能降低定位过程中的噪声干扰。文献[56]证明了在解决运动目标跟踪信号噪声处理问题上，UKF 的性能要优于 KF 和扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filter，EKF）。UKF 是一种递归式贝叶斯估计方法，虽然采用的还是线性 KF 框架，但它不对非线性函数做线性处理，而是采用无迹变换处理均值和协方差的非线性传递问题。相比 EKF，它不需要求解复杂的 Jacobian 矩阵，在非线性系统中的精度和稳定性都有所提高。

2.4 实验与结果分析

2.4.1 实验环境搭建

为了验证所建立的 SDR-ELM 定位算法在小范围环境中的有效性和可行性，本文使用 MATLAB 软件构建虚拟仿真场景，仿真处理器配置为：Win10 64 位操作系统、Intel i5-8500 处理器、3.5GHz 主频和 4.0 GB 内存。基于 RSSI 指纹定位方法离线阶段构建位置指纹库时参考点的采集间隔通常为 0.1~5m，而现实中公路道路长度多为几千米甚至几十千米，对其全样本仿真难度较大。考虑到无线信号在拱形封闭式公路道路内的损耗及多径效应主要受直射、道路壁和地面反射影响，故选取小型封闭隧道环境进行信道建模时可将道路环境的物理结构弱化。换句话说，小型封闭隧道环境内信道环境的变化较小，道路长度大小对单位区域内定位性能的影响较小。因此，采用抽样仿真的手段是一种可行的研究思路。

在此基础上，本文在不影响定位算法性能的情况下，抽样仿真场景长 200m×宽 9m 的长方形道路区域，沿道路方向部署 AP，研究沿道路行驶方向的定位性能。为构建离线位置指纹数据库和实时 RSSI 数据，本文采用无线通信领域经典的对数正态阴影模型

[2]进行仿真，以产生每个参考点的 RSSI 值，如公式（2-9）所示。

$$PL(\varphi)=PL(\varphi_0)+10\alpha\lg\left(\varphi/\varphi_0\right)+\xi \tag{2-9}$$

式中，$PL(\varphi)$为移动车辆到 AP 信号传播过程中的总耗损强度值，$PL(\varphi_0)$为临近 AP 的损耗，根据测量区域的大小不同，本文φ_0取 1m 作为参考，φ为移动车辆到 AP 的距离，ξ为标准偏差为σ的正态随机变量，α为路径损耗指数、且随着环境而变化。

Shih 等研究了无线信号在不同环境下的路径损耗，发现其在混泥土墙体中频段损耗约为 20dB，半开放环境中公式（2-9）中α的经验范围为 2.5~3.0[77]。结合公路道路环境特点和已有研究[78]，本文参数α取 3.0，噪声$\sigma\in[0,4]$的高斯白噪音。仿真区域被均匀划分为 360 个网格，每个网格的大小为 5m×1m，选取网格中心点作为参考点（已标记数据），随机路径采集的 1000 个点作为未标记数据，车辆移动时接收的实时 RSSI 数据作为待标记数据。

2.4.2 仿真环境定位性能分析

2.4.2.1 定位准确度分析

（1）车辆移动速度对定位准确度的影响

本小节将 AP 部署间隔设置为 10m，分析四种不同车辆速度场景对定位性能的影响：（a）18km/h；（b）36km/h；（c）54km/h;（d）90km/h。考虑到国内大部分道路限速 60-80km/h，因此上述场景可以涵盖大部分道路。文中实验对比了传统 KNN 定位算法[79]、半监督极限学习机定位算法（SSELM）[49]、基于主成分分析的半监督极限学习机定位算法（PCA-SSELM）[80,81]以及本文方法的定位性能。其中，本文方法已标记数据为 320 个，未标记数据为 500 个，本征维数为 7，邻居数为 3，隐藏神经元个数为 2000，神经元激活函数为 sigmoid 函数，UKF 参数与文献[56]一致；PCA-SSELM 算法参数设置同本文方法一致；SSELM 算法除不降维，其余参数设置同本文方法一致；KNN 算法邻居数为 3。表 2-1 总结了四类方法的平均定位误差、最大误差、最小误差和误差中值，实验结果均取自十倍交叉验证（单位：米）。四类方法的定位误差累积概率分布曲线如图 2-4 所示。

结合图 2-4 和表 2-1 来看：

1）SSELM 受高维 RSSI 时变特性影响定位性能最差；KNN 相比于 SSELM 算法有所提高；PCA-SSELM 与本文所提方法平均定位误差均小于原始 SSELM，这说明降维处

理是有效的。但本文方法基于流形框架，更能反映 RSSI 与位置信息之间的非线性映射关系，定位性能更好；2）虽然四类方法的最大误差和最小误差相差不大，但本文方法的误差中位值最小，说明本文方法出现大误差的概率更低；3）相对于车辆高速移动环境（90km/h），四类方法在速度较慢时能取得更好的定位性能，表现为图 2-4 （d）中定位误差累积概率分布曲线的抖动相比图 2-4（a）~（c）较为严重，这可能是高速移动时更易引起 RSSI 信号漂移。在真实室外场景中，本文的现场测试表明同一位置 RSSI 值也会在 0~10dBm 之间抖动。值得注意的是，即使是在高速移动环境下，本文方法仍保持较好的定位性能。

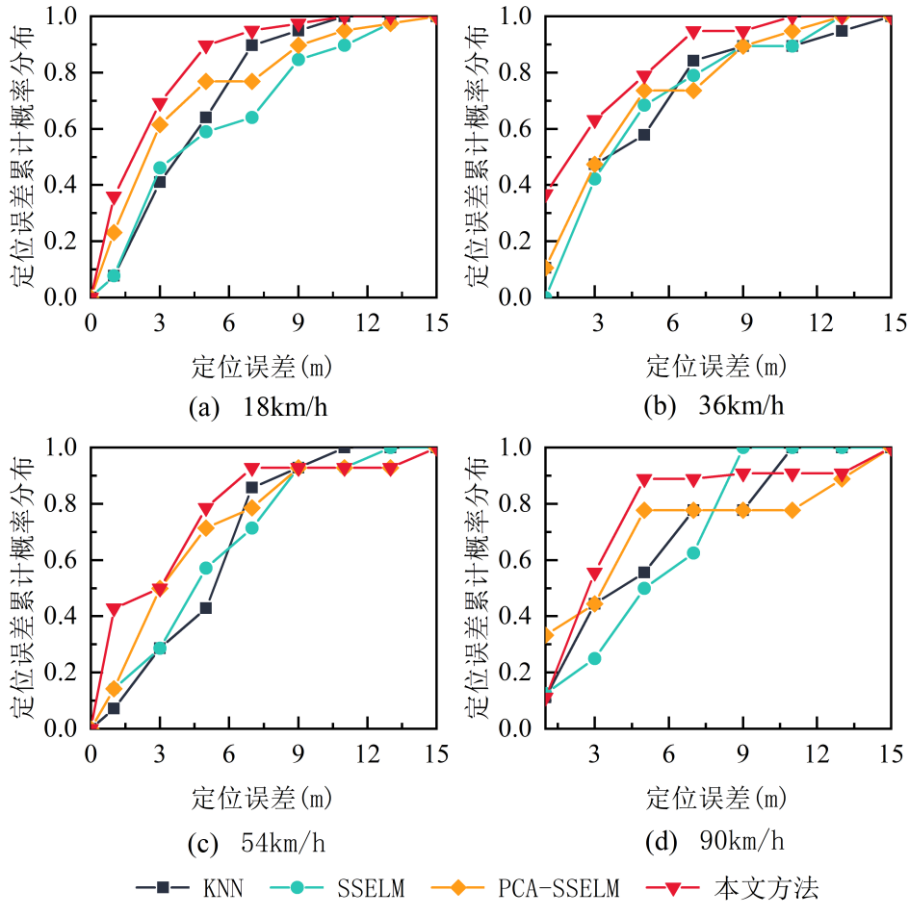


图 2-4 四种场景下不同算法的定位误差累积概率分布

此外，相比于其他方法，在这四种不同车辆速度的环境中，本文方法定位误差累积概率分布曲线均能最快达到 90%分位数。具体地，场景（a）中，当本文方法达到累积概率 90%时定位误差为 5.1m，相比 KNN 算法（7.2m）、SSELM 算法（11.3m）和 PCA-SSELM 算法（9.3m）分别降低了 29.17%、54.87%、45.16%；在场景（b）中，当本文方法达到累积概率 90%时定位误差为 6.8m，相比 KNN 算法（12.5m）、SSELM 算法（11.3m）

和 PCA-SSELM 算法（10.8m）分别降低了 45.60%、39.82%、37.04%；在场景（c）中，当本文方法达到累积概率 90%时定位误差为 7.1m，相比 KNN 算法（8.8m）、SSELM 算法（8.9m）和 PCA-SSELM 算法（8.9m）分别降低了 19.32%、20.45%、20.45%；在场景（d）中，当本文方法达到累积概率 90%时定位误差为 7.5m，相比 KNN 算法（10.1m）、SSELM 算法（8.8m）和 PCA-SSELM 算法（13.2m）分别降低了 25.74%、14.78%、43.18%。

表 2-1 四类定位算法的性能对比

指标 \ 方法		KNN	SSELM	PCA-SSELM	本文方法
18km/h	平均定位误差	4.74	5.73	4.02	3.09
	最大误差	11.10	14.80	14.00	10.11
	最小误差	1.80	1.00	0.10	0.25
	误差中值	2.39	3.67	3.51	2.26
36km/h	平均定位误差	5.14	5.60	4.84	3.38
	最大误差	14.27	13.76	12.00	11.80
	最小误差	1.04	2.06	1.00	0.19
	误差中值	3.38	3.22	3.10	2.82
54km/h	平均定位误差	5.42	5.62	4.64	4.06
	最大误差	11.10	12.00	15.00	14.00
	最小误差	1.80	1.80	1.00	0.34
	误差中值	3.67	2.81	3.80	2.39
90km/h	平均定位误差	5.31	7.02	5.11	4.88
	最大误差	11.00	16.12	15.00	14.00
	最小误差	1.80	1.80	1.00	1.80
	误差中值	3.44	4.10	4.98	3.22

（2）AP 间距对定位准确度的影响

当 AP 部署间距由 10m 增大至 20m 时，图 2-5 展示了四类定位方法在场景（a）~（d）中平均定位误差的变化情况。不难发现，当 AP 部署间距增大时，四类方法的平均定位误差都随之增大。由此可见，相对于稀疏 AP 部署环境，基于 RSSI 的指纹定位方法在密集 AP 部署环境中能取得更好的定位性能，这与文献[78]的发现保持一致。因为 AP 密集部署时可获得更多的目标特征信息，减少了 RSSI 信号时变特性的干扰。同时，无论是稀疏还是密集部署环境，本文方法对不同车速的移动车辆均具有更优的定位精度。归因于能充分利用离线阶段采集的大量未标记数据，通过半监督学习对其进行标定，扩

大了算法的指纹库；此外，本文方法基于局部线性嵌入进行流形降维，在提高算法运算效率的同时，有效去除高维 RSSI 数据中的冗余信息，一定程度上达到清洗数据的效果。

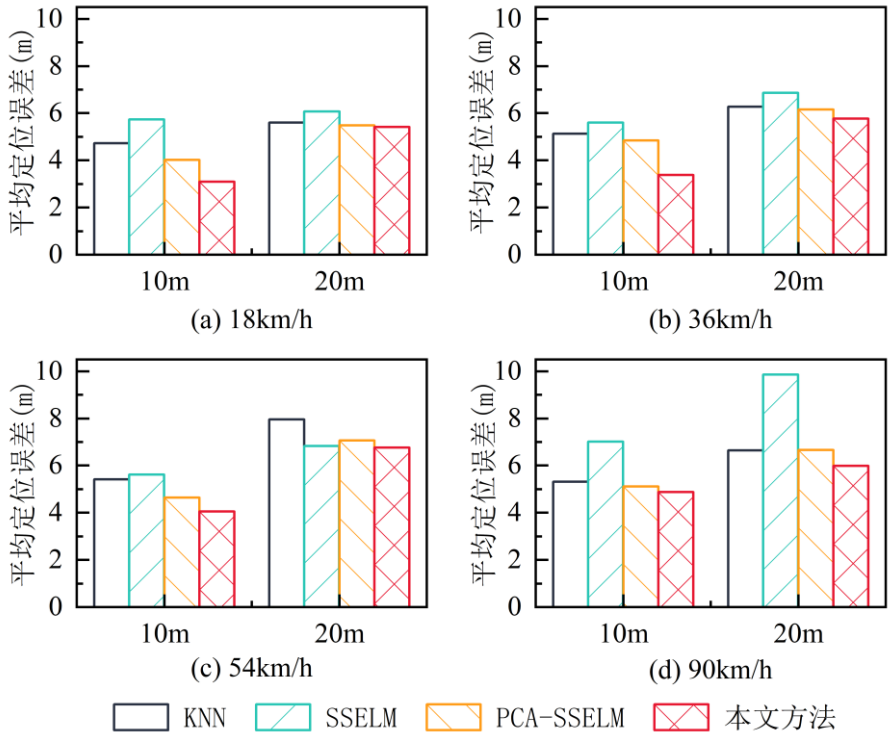


图 2-5 AP 间距对四类方法定位误差的影响

2.4.2.2 定位鲁棒性分析

考虑到道路内发生突发事件时，移动车辆的速度将会迅速下降，而能否精准估计低速移动车辆的位置是及时判别突发事件的前提。所以，以下分析将重点关注低速场景（18km/h）下不同参数的敏感性分析。

（1）已标记数据对定位稳定性的影响

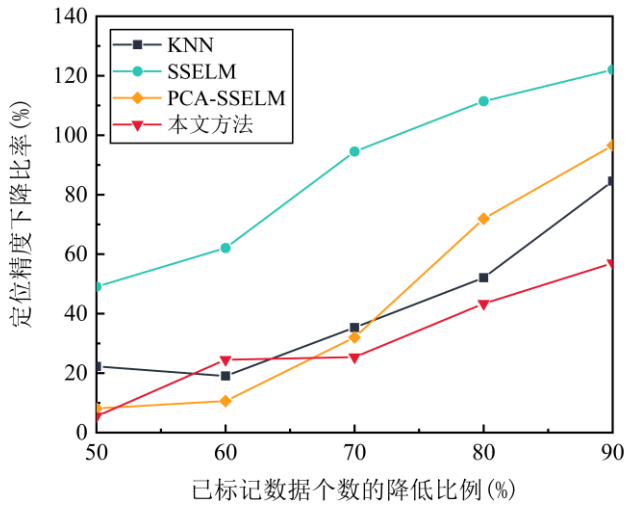


图 2-6 标记数据样本占比对模型定位精度的影响

图 2-6 展示了已标记数据个数减少，而其余输入参数保持不变时（测试场景为 AP 部署间距 10m，移动速度 18km/h，下同），定位精度相对于使用全部标记集时的下降比率。可以发现，随着已标记数据个数的下降，四类方法的定位精度都随之有着不同程度的降低。当已标记数量减少 80%，SSELM 算法精度下降 112%，KNN 算法下降 52%，PCA-SSELM 和本文方法分别下降 72%和 43%。由此可见，相对于其他算法，本文方法下降比例是最低的，反映了本文方法在保持精度的情况下，能够显著减少对参考点标记数量的依赖性，具有较好的鲁棒性。进一步地，这意味着本文方法能有效降低离线阶段构建指纹库所需的成本，具有较强的应用价值。

（2）未标记数据对定位稳定性的影响

图 2-7 展示了已标记数据数量一定（I=300），未标记数据数量从 0 到 1000 以 200 为间隔递增时，四类方法的平均定位误差变化趋势。可以发现：1）当未标记数据数量为 0~400 时，随着未标记数据数量的增加，SSELM、PCA-SSELM 以及本文方法的平均定位误差都在逐渐减小，这是因为半监督学习算法能通过构建已标记数据与位置的映射关系，实现对未标记数据集的位置标记，从而丰富了用作学习投影矩阵的训练样本信息；2）当未标记数据数量超过 600 以后，SSELM 算法与 PCA-SSELM 算法的平均定位误差开始增大，这可能是训练样本较少导致未标记数据的位置标记出现较大的误差；相反，本文方法平均定位误差呈现较为稳定的状态，且总是低于 SSELM 算法与 PCA-SSELM 算法，这说明本文方法在大量无标记数据集的训练过程中能保持较好的稳定性。

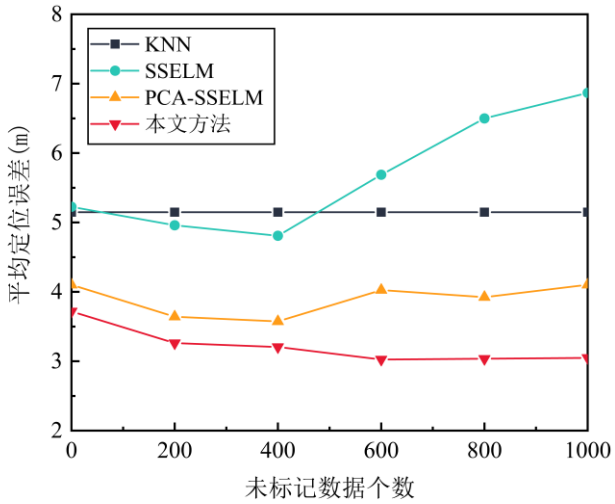


图 2-7 未标记数据样本数对与模型定位精度的影响

（3）AP 间距对定位稳定性的影响

上小节中，本文发现 AP 部署间距是影响算法定位性能的重要因素。在实际工程应用中，基于 WSNs 的定位系统大规模部署需要在成本与定位精度之间取得平衡。图 2-8 分析了当定位误差为 5m 时，四类方法定位精度与 AP 间距的关系，可知：当 AP 部署间距增大时，上述算法的定位精度均下降，特别是间距增大到 20m 时，定位精度急速下降。这可能是由于离线训练及在线定位的定位特征信息减小，导致定位算法欠拟合。与之相反，过密的 AP 间距虽能提高定位精度，但这意味着更高的部署成本和运算消耗，增加了算法的计算复杂度。因此，AP 部署间距选择 17.5m 是综合考虑定位精度和部署成本后的可行方案。

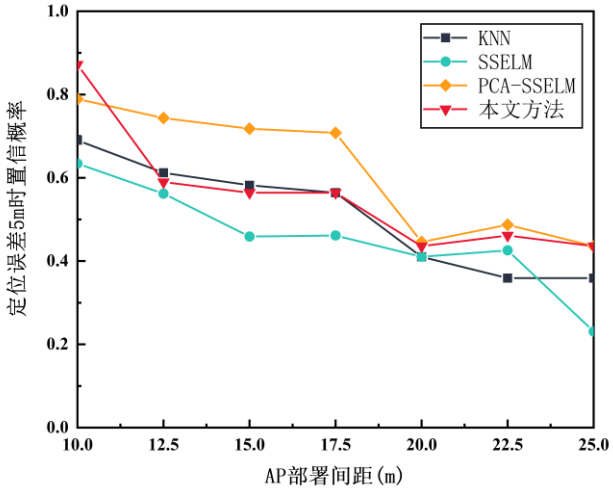


图 2-8 AP 间距对与模型定位精度的影响

2.4.2.3 算法复杂度分析

除定位性能外，算法离线阶段构建位置指纹库的开销成本是衡量算法实际可用性的重要指标。本文对比了四类方法在不同已标记数据样本量下的时间消耗，如图 2-9 所示。随着参考点数量的增大，四类方法离线训练时长都随之增长。在相同的参考点数量下，KNN 算法由于不需要对未标记数据进行位置标定，训练时间最少，但定位精度不如 PCA-SSELM 算法和本文方法；相对 SSELM 算法，带有降维的 PCA-SSELM 和本文方法均能有效缩短训练时间，当已标记数据样本量增大时尤为显著。值得注意地，本文方法在使用 30%已标记数据，即仅采集 96 个参考点样本时精度已经比较理想（平均误差不超过 3.8 米）。此时，算法离线阶段的训练时间约 8.7s，相比 SSELM 算法降低了 55%，这意

味着本文方法能有效减少对指纹库样本量的依赖。

此外，实验中发现这四类方法在线定位所需时间约为 0.09s、0.10s、0.12s 和 0.13s。相比于构建指纹库所需训练时间，在线定位消耗时间极低。考虑到正常情况下信号延迟通常在 ms 级别，因此，可以认为四类方法在线定位所耗时间均能满足实际在线定位条件的要求。例如，当车辆以 18km/速度驶过 200m 长的道路路段时需约 40s，远大于四类方法在线定位所需时间；即使移动车辆以更快的超过限速的 90km/h 行驶，也需要约 8s。

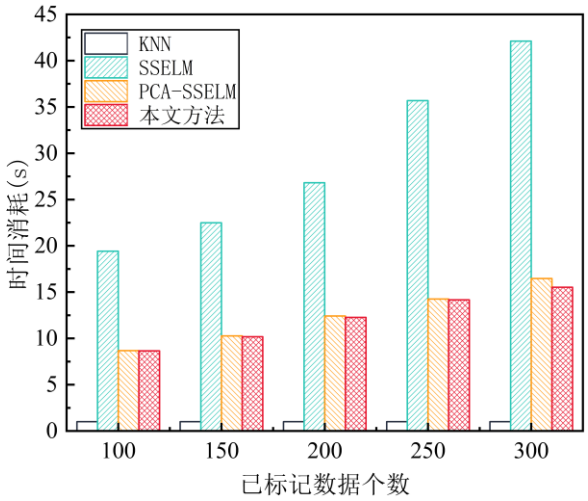


图 2-9 四类定位算法的训练时间

此外，对于经典 KNN 算法，其复杂度为$O(NI)$。对于经典 SSELM 定位算法，其复杂度为$O((I+J)^2(n_h+P))$。应用 PCA 算法降维后，PCA-SSELM 算法的复杂度变为$O(P^3+(I+J)^2(n_h+d))$。不难发现，对传统的 SSELM 进行数据降维有助于减少复杂度。本文方法复杂度为$O((I+J)^2(n_h+d+\mu))$，依赖于稀疏矩阵中非零元和零元的比率μ。通常，P 比$(d+\mu)$大得多。因此，本文方法的复杂度要低于传统 SSELM，但高于 KNN。

2.4.2.4 参数敏感性分析

低维嵌入的本征维数是一个重要参数，其估计值直接影响定位性能。图 2-10 示了本征维数与定位精度的关系曲线图。当 d 值由 1 增加为 2 时，所保留的定位信息得到较大提高，定位性能有明显提升，平均定位误差由 8.1m 降低到 5.1m，这与文献[78]得到的研究结果一致。随着该参数的增加，所获得的类间信息增加，增强了定位特征的判别力，定位性能进一步提高。当本征维数 d=5 时，本文方法的定位性能达到最佳，平均定位误差仅为 2.9m；当 d 值大于 5 且继续增加时，所增加的特征向量容易引入噪声和冗余特

征，算法的平均定位误差开始增大且波动剧烈。因此，本文建议本征维数 d 值取 5。

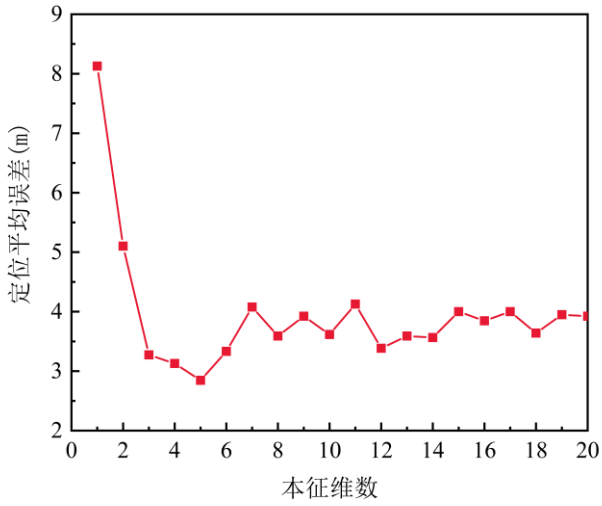


图 2-10 本征维数对定位误差的影响

此外，共同邻近相似性中邻居数 N、单层隐藏神经网络中隐藏神经元个数 n_h，也是影响算法定位精度和计算复杂度的重要参数。图 2-11 展示了不同邻居数和隐藏神经元个数 n_h 对定位精度的影响。当 $n_h \geq 2500$ 时，算法已经能较好地建立 RSSI 数据与位置间的非线性映射关系。当邻居数为 0~7 时，随着邻居数值的增大，平均误差逐渐减小；当 N=7 时，取得最好的定位性能，平均误差仅为 3.3m；当 N>7 时，随着邻居数增大，RSSI 向量间会有更多的共同邻居，权重矩阵对 RSSI 数据疏密程度的体现下降，导致算法定位性能下降。因此，当设置为 n_h=2500 且 N=7 时，能在计算成本和定位精度上取得较好的平衡。

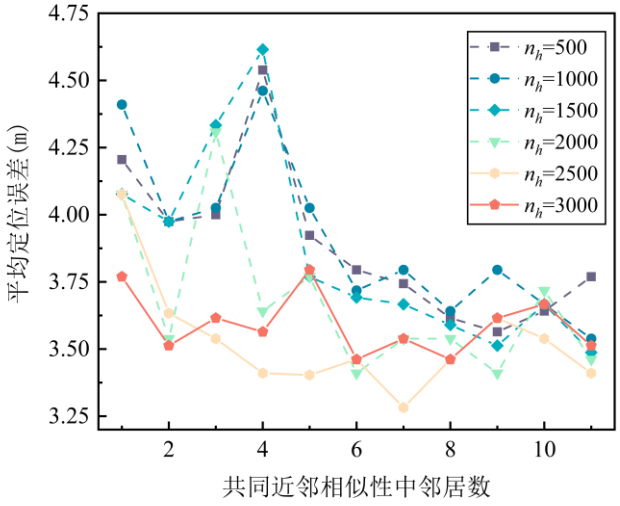


图 2-11 其他参数对定位误差的影响

2.4.3 真实环境定位性能分析

在文献[5,20]和[78]所提实验方法基础上，于 2020 年 1 月 7 日在广州市湖滨南路进行了 “车联网环境下 RSSI 连通性实验”。实验器材如图 2-12 所示。路侧单元采用 DS-007 检测器（中国成都 DataSky 公司生产），具备检测车载单元的 MAC 地址、时间戳和 RSSI 的功能。四部不同型号的智能手机作为车载单元。根据 IEEE 802.11 白皮书[82]，支持 Wi-Fi 的智能终端设备将尝试通过定期广播检测请求来连接到附近的无线局域网。检测请求是一个特殊的帧，它向一个特殊的访问点或附近的所有访问点提供信息，包括发送方的 MAC 地址、服务集标识等等。即使在不使用设备时，启用了 Wi-Fi 的设备也会广播检测信号。在未来智能网联车中，可将实验方案中的智能手机替换为 DSRC 设备等具备短程通信功能的车载单元。实验发现，当车辆驶过 120m 长的道路时（以约 32km/h 速度行驶、检测器以 10m 间隔部署），检测到的 RSSI 数据平均值为 6 个，即检出率约为 45.12%，证明 AP 具较高可用性。

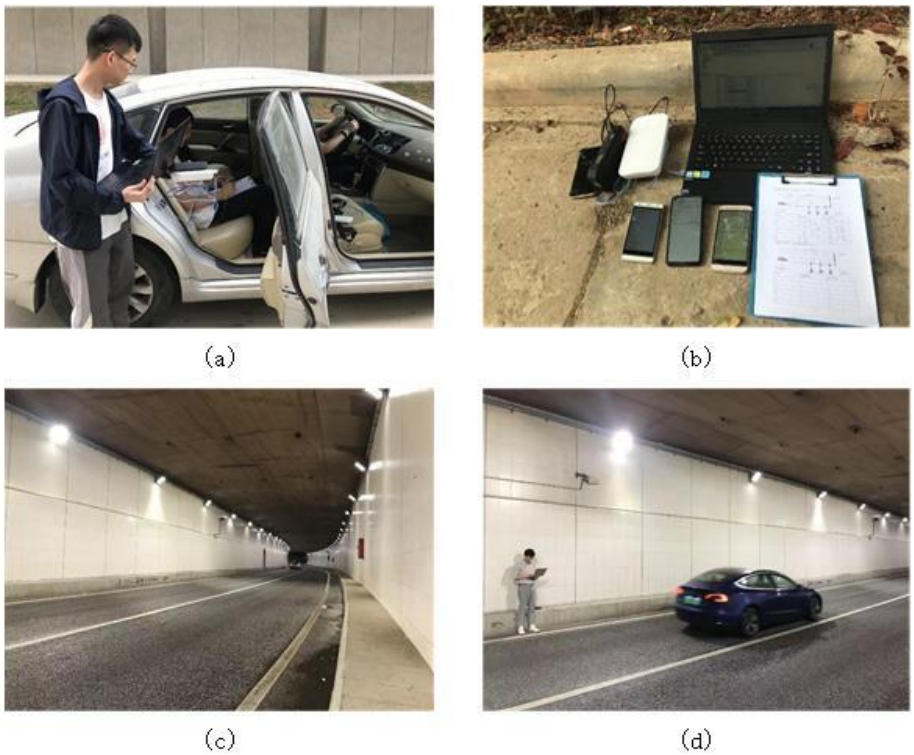


图 2-12 RSSI 连通性实验

为进一步验证本文方法在真实道路场景中的性能，于 2020 年 5 月 16 日夜间在广州市一般道路五山路道路内进行了现场实测。该道路两个方向相互独立、各有两条车道，

单侧道路横宽约 8.5m，与文中仿真场景基本一致。在文献[50]所提实验方法基础上，本文选用 DS-007 检测器作为路侧单元 AP，智能手机（Xiaomi 1S）为车载单元，笔记本电脑（联想 Xiaoxin Air 13）为中央处理服务器，采用 MySQL 作为数据库接收所有路侧单元上传的数据，上传频率设为 1s。为了确保现场实验过程安全且减少对车流通行的影响，选取车辆静止时进行重复测量采集样本并进行算法分析。具体而言，装载智能手机的小汽车在每条车道预先测量的位置停留 30s，各重复三次实验，共计 6 次实验。AP 部署间距为 15m，本征维数取 3，其余参数设置与 3.2.1 小节保持一致。实验区域内（长 15m×宽 8.5m）平均定位误差如表 2-2 所示（单位：米），可以发现：相比于仿真场景，四类方法在真实道路场景中的定位误差普遍偏大，可能是真实场景中随机噪声干扰更复杂和本征维数偏小导致。然而，无论仿真环境或真实道路环境，本文方法的平均定位误差均小于其他方法，具有更高的定位性能。

表 2-2 四类方法对真实道路内静止车辆的定位误差对比

方法 / 测试点	KNN	SSELM	PCA-SSELM	本文方法
1	13.01	11.10	4.05	5.79
2	12.11	7.01	15.20	13.87
3	6.18	17.00	11.48	11.10
4	3.64	8.02	5.04	4.09
5	7.02	8.03	6.10	5.24
6	10.31	11.51	10.03	8.15
平均定位误差	8.70	10.45	8.65	8.04

2.5 本章小结

针对车路协同环境中传统位置感知算法“冗余数据较多、训练时间较长”的问题，本章首先剖析了小范围环境下无线信号传播特点，厘清了小范围目标精准定位问题的基本思路，并总结了传统半监督学习指纹定位方法的不足。然后，针对现存问题，提出一种带有局部线性嵌入算法的半监督极限学习机实现 RSSI 指纹定位。接着，详细介绍了基于改进半监督极限学习机进行小范围目标定位的基本原理。最后，通过现场实验检验了所提算法在小范围场景的精准定位性能。该方法适用于半封闭式隧道、城市高架桥底和城市峡谷密集建筑物等 NLOS 小范围场景，可支撑实现盲区预警、前方拥堵提醒和协作式自动巡航控制等服务。

第三章 基于分段拟合的大范围目标 RSSI 快速定位方法

为实现大范围场景内目标快速定位，针对同一类型大范围场景内无线传感信号具有“衰减因子变化相对较小、但不同距离下拟合规律差别较大”的传播特点，本文提出一种新颖的两阶段测距定位方法。离线阶段，使用分段多项式回归模型来拟合 RSSI-距离关系；在线阶段，使用速度常量-卡尔曼滤波算法平滑实时 RSSI 值，并基于校准好的分段多项式回归模型估计目标与检测器之间的距离。同时，使用无迹卡尔曼滤波平滑泰勒级数展开最小二乘法得到的目标位置估计值。现场实验表明：本文方法能有效抑制道路环境下无线传感信号的波动噪声，进一步降低距离估计误差峰值，并在保持较低计算复杂度的同时取得较优的定位性能。

3.1 问题描述

假设在道路环境中，有 M 个 Wi-Fi 检测器和 W 个移动目标（即有 W 个 MAC 地址与之对应）。令 $L_m=(x_m,y_m)$ 表示第 m 个 Wi-Fi 检测器的位置坐标，$m=1,2,...,M$ 。对于每个 Wi-Fi 检测器，可在相邻 Wi-Fi 检测器中搜索相同的 MAC 地址，从而轻松地提取一系列个人出行链数据，包括 RSSI、时间戳和 MAC 地址等。对于第 m 个检测器检测到的第 w 个 MAC 地址，按时间戳排序，假设 RSSI 值测量序列为 r^{mw} 。其中，$r_t^{mw}=\left\{r_t^{mw}\mid m=1,...,M,w=1,...,W\right\}$ 表示第 m 个 Wi-Fi 检测器和第 w 个 MAC 地址在 t 时刻的 RSSI 值。基于 RSSI 测距定位方案的目标是根据所有 RSSI 测量向量 $r_{0,...,t}^{mw}=\left\{r_{0,...,t}^{mw}\mid m=1,...,M,w=1,...,W\right\}$ 来估算道路上移动目标的位置。

描述 RSSI 信号与移动目标至检测器之间距离的常用无线信号传播模型（Propagation Model, PM）是对数正态阴影模型[83]。该模型利用几个校准点的信号采样观测值，即可对模型的参数进行校正。对于某个特定校准点采集的 RSSI 信号值，可根据公式（3-1）估计其对应距离值[55]：

$$PL(d)=PL_{d_0}-10\gamma\log(d/d_0)+N(0,\sigma^2) \tag{3-1}$$

式中，γ 代表与特定无线信号传播环境相关的路径衰减因子；PL_{d_0} 为参考距离 d_0 处的 RSSI 值；$N(0,\sigma^2)$ 为高斯分布的随机变量，均值为 0，方差为 σ^2；$PL(d)$ 为距离 d 对应的 RSSI。一般来说，PM 模型较为适用于具有理想传播效果的室外宽敞环境，即视距传

播场景（Line-of-Sight, LOS）。然而，由于摩天大楼、隧道、车辆、混凝土墙体等建筑材料的信号反射、阴影和多路径干扰等影响，该模型可能无法在复杂的城市道路环境中获得准确的距离估计。因此，探究如何在非视距传播环境中保持较为精准的距离估计具有重要的研究意义。

3.2 基于 PPRM 算法的位置感知框架

所提基于 PPRM 算法的位置感知框架如图 3-1 所示，主要由分段多项式拟合（Piecewise Polynomial Regression Model, PPRM）、速度常量-卡尔曼滤波（Constant Velocity Kalman Filter, CVKF）、泰勒级数展开最小二乘法（Least Squares-Taylor Series Expansion, LS-TSE）和无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter, UKF）组成。从技术上讲，本文的定位方案包括四个步骤。第一步是离线训练阶段。在此阶段，利用 PPRM 对 RSSI-距离关系进行拟合校正，将基于特定的 n 阶多项式对不同距离分段进行校准。此外，在训练过程中结合高斯滤波器和分段函数，以便尽可能真实地采集城市道路环境中的 RSSI 传播特性，并实现了自动分割的功能。后三步骤属于在线定位阶段。第二步，结合 CVKF 和 PPRM 对 RSSI 值进行滤波，通过第一步估计的 RSSI 距离映射来估计传感器目标距离。第三步是通过 LS-TSE 算法实时计算用户的位置。最后，本文使用历史点对基于 UKF 的位置估计进行平滑处理。

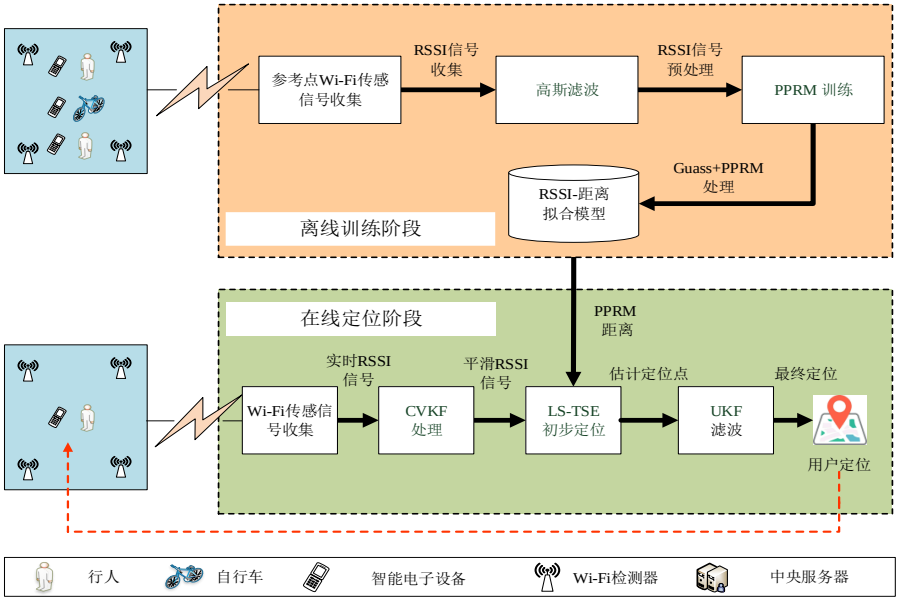


图 3-1 基于 PPRM 算法的位置感知框架

值得注意的是，图 3-1 中的所用高斯滤波算法和 CVKF 算法的功能是不同的。前者是离线训练阶段执行的，目的是减少静止观测点的 RSSI 值波动。后者是在线定位阶段设计的，目的是减少采集到的实时 RSSI 值的波动。

3.3 PPRM 算法离线训练阶段原理

3.3.1 基本定义

众所周知，机器学习方法的主要缺点是通常需要多次迭代才能收敛到基于庞大训练数据集的期望解决方案。在同一类型大范围场景内，无线传感信号具有“衰减因子变化相对较小、但不同距离下拟合规律差别较大”的传播特点，因此，可以考虑将传统 PM 模型进行改进，从而避开使用神经网络等方法带来的复杂计算量，实现较为快速的定位，如 Zhang 等人[59]、Wu 等人[42]和 Zhu 等人[60]的研究工作。Bertuletti 等人对四类数学模型（对数距离路径损耗模型、指数模型、幂模型和多项式回归模型）进行了比较评价分析，发现多项式回归模型（Polynomial Regression Model, PRM）的结果最好。在 0-3 m 范围内，平均距离百分比误差仅为 25.7%或更小[84]。然而，当传播距离超过某个阈值时，RSSI 强度的衰减速度将发生突变。因此，PRM 的拟合效果将逐渐下降，且 RSSI 的任何微小偏差都会导致距离估计模型误差的增大[60]。

为克服该问题，本文提出了一种新颖的 PPRM 算法来拟合 RSSI 与距离之间的关系，以进行室外快速地精准定位。与已有的 PM 和 PRM 相比，所提出的 PPRM 假设 RSSI-距离拟合关系可以在不同的距离分段表示为不同的 n 阶多项式，并通过训练数据集对多项式系数进行校正。此外，PPRM 能够自动将 RSSI 值分段，进而对一系列多项式回归函数进行校准。

相应地，本文假设有 K 个不同的分段，令 $\Phi_k^w(s)$ 表示为来自第 w 个移动目标的第 k 个分段的拟合函数。为了简化模型描述，本文将以一个检测器和一个移动目标为例来建立 PPRM 模型。设 s_j 为高斯滤波后第 j 个校准点的 RSSI。本文用一组线性无关的多项式函数来建立拟合函数：

$$\hat{d} = \Phi(s) = \sum_{k=1}^{K}\left[\lambda(\sum_{i=0}^{n} a_i \bullet s_j^i)\right]_k,\ i < n \text{ and } k < K \tag{3-2}$$

式中，$\Phi(s)$ 为目标到给定检测器的估计距离；n 为拟合阶数；a_i 为第 n 阶多项式拟合函

数系数，i=1, 2, …, n。根据训练数据估计其系数。如果s_j属于第k段，λ=1；否则λ=0。

3.3.2 训练步骤

本文所提 PPRM 方法的详细步骤如下：

Step1：通过高斯滤波器对 RSSI 值进行预处理

一般情况下，由于射频信号的随机性，采集到的 RSSI 原始数据波动较大。即使在同一位置，RSSI 也会在 0~10 dBm 之间快速上下波动[2]。此外，大量的重复实验表明，RSSI 在某一点上的分布可以近似看作是高斯分布[60]。

离线训练阶段，本文假设在同一传感器的第 j 个观测点有 P 个原始数据。对于第 p 个原始数据（p=1, 2, …, P），概率密度函数可由下式计算：

$$f(r_j^p)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{-(\frac{(r_j^p-\mu)^2}{2\sigma^2})} \tag{3-3}$$

式中，μ和σ^2分别表示 RSSI 的均值和方差；r_j^p表示在第 j 个观测点的第 P 个原始 RSSI 数据。通常，高斯滤波器阈值设置为 0.6 [60]。因此，高斯滤波后第 j 个观测点的 RSSI 可以表示为[60]：

$$s_j=\frac{1}{P}\sum_{p=1}^{p}r_j^p,\ s.t.\ 0.15*\sigma+\mu\le r_j^p\le 3.09*\sigma+\mu \tag{3-4}$$

Step2：根据最小二乘原理解决 n 阶多项式拟合问题

通过公式（3-5）计算模型拟合误差的平方和：

$$E(a_0,a_1,...,a_n)=\sum_{j=1}^{J}\left[d_j-\sum_{i=0}^{n}a_i\bullet s_j^i\right]^2 \tag{3-5}$$

式中，J 为校准点个数；d_j为第 j 个校准点到 Wi-Fi 检测器的真实距离，j=1, 2, …, J；s_j为第 j 个定标点的 RSSI 值。其中，E 是关于系数a_i的二次函数，本文可以通过最小二乘原理得到a_i的可行解。具体来说，本文将$E(a_0,a_1,...,a_n)$关于每个系数a_i的偏导数设置为零，如公式（3-6）所示：

$$\frac{1}{2}\frac{\partial E}{\partial a_i}=\sum_{j=1}^{J}s_j^i\left[d_j-\sum_{i=0}^{n}a_i\bullet s_j^i\right]=0 \tag{3-6}$$

然后，公式（3-6）可以通过以下方式转换成矩阵格式：

$$\boldsymbol{AB}=\boldsymbol{C} \tag{3-7}$$

其中，$\boldsymbol{A}=\begin{pmatrix} \sum_{j=1}^{J} s_j^0 s_j^0 & \cdots & \sum_{j=1}^{J} s_j^0 s_j^n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{j=1}^{J} s_j^n s_j^0 & \cdots & \sum_{j=1}^{J} s_j^n s_j^n \end{pmatrix}$，$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{n-1} \\ a_n \end{bmatrix}$，$\boldsymbol{C}=\begin{bmatrix} \sum_{j=1}^{J} s_j^0 d_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^{J} s_j^n d_j \end{bmatrix}$。

多项式拟合系数 $\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} a_0 & a_1 & \ldots & a_n \end{bmatrix}^T$ 可以改写为：

$$\boldsymbol{B}=\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{C} \tag{3-8}$$

传统的拟合函数确定方法是选择均值误差（Mean Error, ME）最小的第 n 阶多项式[59]。虽然使用最小 ME 寻找拟合函数是一种可行的思路，但是拟合函数残差的波动仍会较大。基于此，本文提出使用平方和波动误差（Sum of Square Fluctuation Error, SSFE）作为拟合的收敛准则。对于第 n 阶多项式，SSFE 可以计算如下[85]：

$$H^2=\frac{1}{J\text{-}1}\sum_{j=1}^{J}\left[\sqrt{(\hat{d}_j-d_j)^2}-\sqrt{(\hat{d}_1-d_1)^2}\right]^2 \tag{3-9}$$

式中，H^2 为 n 阶多项式的 SSFE；$\hat{d}_j$ 为第 j 个校准点到检测器的距离估计值；d_1 为第一个校准点的真实值；$\hat{d}_1$ 表示第一个校准点距离的估计值。然后选取 SSFE 最小的 n 阶多项式作为最优多项式函数。

Step3：分段多项式拟合分段

每个校准点的误差 $F_j,(j=1,2,...,J)$ 和平均误差 $\bar{F}$ 可以计算为：

$$F_j=\sqrt{(\hat{d}_j-d_j)^2} \tag{3-10}$$

$$\bar{F}=\frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J}F_j \tag{3-11}$$

如果连续三个点 (F_j,F_{j+1},F_{j+2}) 的误差大于平均误差 $\bar{F}$，则新的分段函数从第 j 个校准点开始，进入第 4 步；否则，转到步骤 5。因此，第 $k+1$ 个分割拟合函数的第一个数据设为 s_j。

$$s_{1,k+1}=s_j,\ s.t.\ F_j>\bar{F}\ and\ F_{j+1}>\bar{F}\ and\ F_{j+2}>\bar{F} \tag{3-12}$$

Step4：重新校准新分段的最优 n 阶多项式拟合函数

从点 s_j 到最后一个校准点，做一个新的分段函数。根据步骤 2，重新校准新分段的最优 n 阶多项式拟合函数，然后重复步骤 3。

Step5：合并各分段的最优拟合函数

根据前四步骤得到的最优拟合函数，将各分段最优拟合函数合并成分段多项式拟合函数。PPRM 的完整流程如图 3-2 所示。

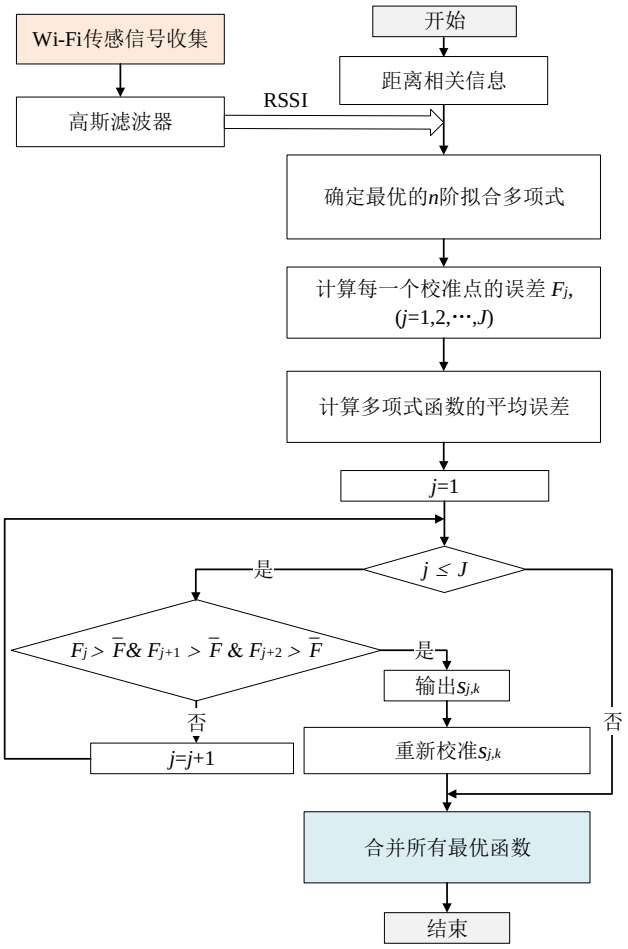


图 3-2 所提分段多项式回归算法流程

3.4 PPRM 算法在线定位阶段原理

在线定位阶段，本文提出结合 CVKF 和 PPRM 对实时 RSSI 值进行滤波，估算移动目标与 Wi-Fi 检测器之间的欧氏距离。此外，本文使用 UKF 对 LS-TSE 得到的初步估计定位点进行约束处理。最后，将 UKF 算法的输出作为最终目标位置。

3.4.1 速度常量-卡尔曼滤波

大量实验表明，RSSI 值易受信号反射、多径效应等影响，即使目标在同一位置固定不动，也会有较大的信号波动，这是无线传感信号的本质[86]。实际上，Wi-Fi 检测器采集到的这些波动的 RSSI 值，如果不进行处理和优化，是无法直接使用的。现有研究工作中，较多研究人员使用 KF 算法[56]来去除叠加在信号上的加性噪声，但该方法存在一

定的弊端。例如，如果 RSSI 序列前几个值的波动误差非常大，将会对滤波算法的结果造成较大的干扰。因此，在使用卡尔曼滤波算法之前，必须对 RSSI 值进行预处理。考虑到交通环境中，行人和车辆等目标的移动并不是随机的，而是具有连续性。因此，可以对目标进行运动特性建模，在此基础上进行数据预处理。文献[87]对常用的移动目标运动模型进行了详细描述，如恒速模型、恒加速度模型和均值自适应加速度模型等。

针对上述问题，本文提出了一种速度常量-卡尔曼滤波融合算法来降低 RSSI 值波动。图 3-3 展示了算法的框架。该算法首先基于速度常量滤波对采集到的 RSSI 值进行平滑处理，然后再对平滑后的 RSSI 值进行卡尔曼滤波。详细的推导及模型数学公式见本人先前的研究工作[2,88]。

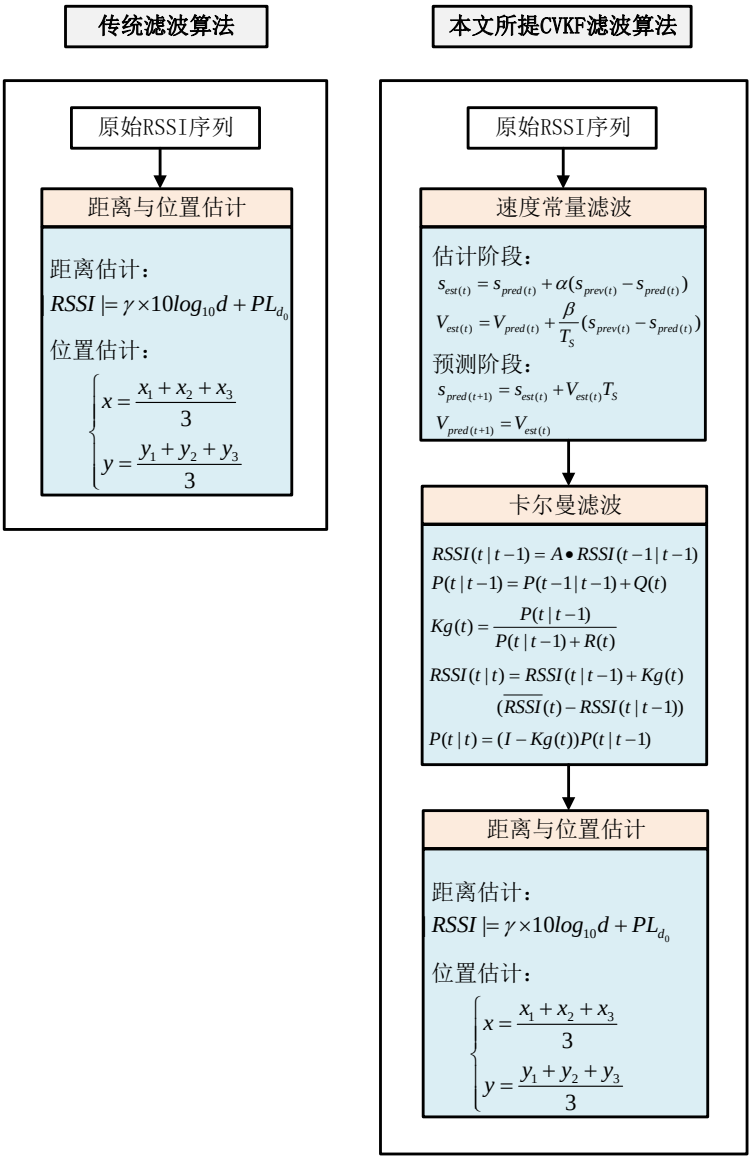


图 3-3 速度常量-卡尔曼滤波算法框架

3.4.2 泰勒级数展开最小二乘法

基于上文所提 CVKF 和 PPRM，可以估计得到移动目标至传感器的欧氏距离。利用多个传感器的欧氏距离估计值，可以进一步估算出移动目标的相对位置。事实上，这是一个基于多检测器的协作定位问题。因此，本文提出使用 LS-TSE 来实现这一目标。首先，假设目标位置的坐标为（x, y），检测器的坐标为（x_1, y_1），（x_1, y_1），…，（x_m, y_m），则可得到：

$$\begin{aligned}
&\left(x-x_1\right)^2+\left(y-y_1\right)^2=z_1^{\ 2}\\
&\left(x-x_2\right)^2+\left(y-y_2\right)^2=z_2^{\ 2}\\
&\qquad\vdots\\
&\left(x-x_m\right)^2+\left(y-y_m\right)^2=z_m^{\ 2}
\end{aligned} \tag{3-13}$$

式中，z_m 为基于 PPRM 估计的目标到第 m 个 Wi-Fi 检测器的距离。由公式（3-13）可知，Wi-Fi 检测器数量越多，定位精度越高。公式（3-13）可以用多种方法求解，如最小二乘法（Least Squares Method, LSM）等[89]。基于最小二乘法的定位算法虽然可以使均方误差和最小，但不能保证任何一个校准点都是最优的，从而导致一系列高误差的定位点[60]。为了解决这一问题，本文采用泰勒级数展开法来估计目标位置。然而，为了保证算法的收敛性和时效性，泰勒级数展开法需要输出目标位置初始估计值，且不能偏离实际位置太远。因此，本文将 LSM 得到的初始位置作为泰勒级数展开法的输入。

假设迭代的初始位置为$\left(x', y'\right)$，初始位置到 Wi-Fi 检测器的对应距离分别为$d_1^{/}$，$d_2^{/}, \ldots, d_m^{/}$。实际坐标可以表示为 LSM 得到的坐标与位置偏移量之和：

$$\begin{cases} x = x' + \Delta x \\ y = y' + \Delta y \end{cases} \tag{3-14}$$

同时，引入一阶泰勒级数展开，以降低计算复杂度，如下：

$$f(x,y) = f(x'+\triangle x, y'+\triangle y) = f(x',y') + \frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\Big|x'\Delta x + \frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\Big|y'\Delta y \tag{3-15}$$

因此，可以得到：

$$U = Y\Delta \tag{3-16}$$

式中，$Y=\begin{bmatrix} \frac{x'-x_1}{d_1'}, \frac{x'-x_2}{d_2'}, \ldots, \frac{x'-x_n}{d_n'} \\ \frac{y'-y_1}{d_1'}, \frac{y'-y_2}{d_2'}, \ldots, \frac{y'-y_n}{d_n'} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$，$U=\left[d_1-d_1', d_2-d_2', \ldots, d_n-d_n'\right]^{\mathrm{T}}$，$\Delta=\left[\Delta x, \Delta y\right]^{\mathrm{T}}$。

公式（3-16）的解可表示为：

$$\Delta=\left(Y^{T}Y\right)^{-1}Y^{T}U \tag{3-17}$$

每次迭代都需要确定$|\Delta x|+|\Delta y|$是否小于阈值 δ（本文设置为 0.01[60]）。

3.4.3 无迹卡尔曼滤波

根据上述方法，本文可以得到每个运动目标在每个时刻 t 的估计位置坐标。事实上，在城市道路环境中，用户的运动是连续的，t 时刻的位置与之前的区间 t-1 有很强的相关性。基于此，当定位精度不理想时，可使用滤波技术来提高定位性能[56-58]。目前常用的做法是将历史定位坐标作为模型的输入来限制后续的移动轨迹，以减少定位估计误差。文献[56]证明了在解决运动目标跟踪问题上，UKF 性能要优于 KF 和 EKF。因此，本文使用 UKF 对 LS-TSE 得到的校准点进行平滑处理。在 UKF 中，在进行预测和更新步骤之前，需要仔细定义噪声协方差矩阵、测量噪声协方差矩阵和协方差矩阵。本文中噪声协方差矩阵、测量噪声协方差矩阵和协方差矩阵的初始值与文献[56]中的初始值保持一致。最后将 UKF 的输出为$\left(\hat{x}_t,\hat{y}_t\right)$视为移动目标的最终定位坐标。

3.5 实验与结果分析

3.5.1 真实实验环境描述

为了评估所提出的定位方案的性能和应用，于 2019 年 1 月 23 日在广州华南理工大学五山校区进行了现场实验。场地位于珠江南路交通大楼周围。图 3-4 绘制了平面布局图，采用二维坐标系来描述每个点的坐标，原点被选为道路的右下角点。如图 3-4 所示，两幢高层建筑（左为 27 层的中公教育大厦，右为 6 层的交通大楼）沿道路两侧排列，场地周围有其他障碍物，如汽车、行人、骑车、树木、卡车、金属条等。

实验证明，由中国成都 DataSky 公司生产的 DS-007 集成 Wi-Fi 检测器适用于室外环境[2]。在试验台上的现场实验表明，DS-007 检测器的有效检测范围可以近似为半径为 30 m 或更大的球体。在本文的实验中，本文部署了四个 Wi-Fi 检测器，一个 Android 终端作为用户设备（由 Samsung 在韩国首尔制造的 Galaxy Note 2）和一台笔记本电脑作为数据采集服务器（由 Lenovo 在中国北京制造的小新 Air 13）。根据目标区域的宽度和长度，在道路两侧以相同高度部署四个 Wi-Fi 检测器，其坐标分别设置为（0,0），（25,0），

（0,8），（8,25），分别以米为单位。此外，Wi-Fi 检测器采集的检测器数据（MAC 地址、RSSI 和时间戳）以一秒的频率实时更新到数据服务器计算机中。

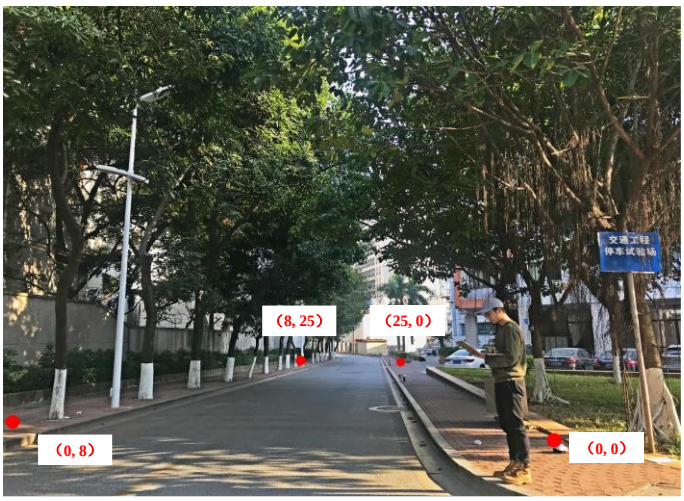


图 3-4 实验环境

离线阶段，在长度为 25 m 的路段（从 0 到 25 m，以 1 m 的步长）上进行了现场实验，其中在每个测试点进行 200 次重复实验，以减少随机误差。因此，数据样本的总大小为 25×200 = 5000，其中包括校准后的目标位置以及相应的 Wi-Fi 检测器数据，其中包括目标的 MAC、时间戳和 RSSI 值。在数据中，选择 70%作为训练集来校准 RSSI-距离关系模型，其余的用于拟合性能验证。在线测试阶段，测试人员在行走过程中尽可能以恒定的速度握住智能手机。使用几个带有真实位置坐标的参考点来生成移动目标真实移动轨迹。秒表被用来记录测试人员通过这些参考点的时间[59]。然后，在假设测试器以恒定速度行走的同时，通过内插法生成两个相邻参考点之间的移动目标的实时位置。为了尽可能消除人体对实验结果的影响，统一测试人员在实验中握持智能手机的方式。

3.5.2 实时信号降噪性能分析

为了评估所提定位方案，本小节首先对所提 CVKF 滤波算法的性能进行综合评估，包括 RSSI 降噪性能、距离估计性能和定位跟踪性能。特别地，本小节具体的实验部署情况如文献[2]所述。

（1）RSSI 降噪性能评估

在实验中，移动目标移动终端接收 RSSI 信号的场景有两种：（a）静态环境：传播环境可以假设为没有任何障碍的真实 LOS 环境。用户首先保持静止状态 80 秒钟，与 Wi-Fi 检测器之间的距离为 4m；（b）动态环境：用户以 0.3m/s 的速度从 Wi-Fi 检测器的坐

标位置步行至距离检测器 6m 处，然后返回到原路。在这段时间内，两个障碍物（两个人）在用户和 Wi-Fi 检测器之间随机移动。 采样率设置为每秒一次。图 3-5 和图 3-6 展示了在静态（4m）和动态（约 0.3m/s）环境中采集的 RSSI 数据。RSSI 滤波分别采用卡尔曼滤波和速度常量-卡尔曼滤波。

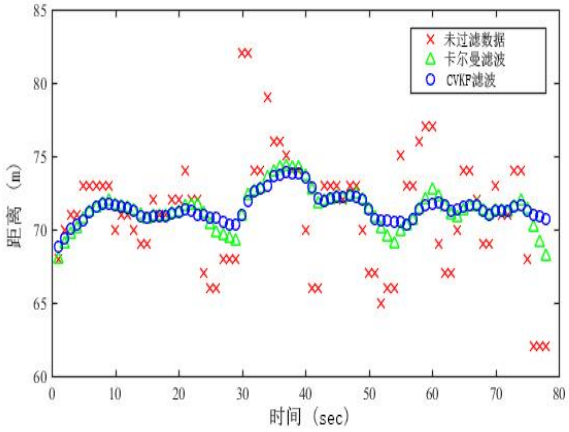


图 3-5 静态环境下的 RSSI 滤波结果

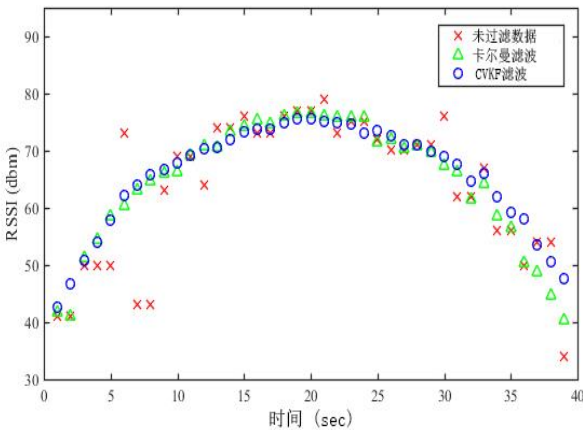


图 3-6 动态环境下的 RSSI 滤波结果

结果表明，即使在静态环境中，RSSI 值也有明显的波动。采用滤波算法后，尽管仍然存在波动，但曲线相比原始数据更平滑，且极端波动较小。不难发现，卡尔曼滤波算法对极端异常值仍有滞后作用。例如，在图 3-5 中，在 1s-10s 的结果中，卡尔曼滤波曲线被连续极端异常值拉低，下降缓慢。在实际的交通环境中，无法消除误差峰值出现在数据首尾段的可能性。只要在数据首尾段出现较为明显的误差峰值，卡尔曼滤波算法的滤波效果将不可避免地降低。相比之下，本文所提 CVKF 滤波器，无论在静态还是动态环境下，都能适应环境变化获得更好的信号滤波效果。与卡尔曼滤波算法相比，在静态环境下平均误差降低 8.6%，在动态环境下平均误差降低 11.43%。

（2）距离估计性能评估

图 3-7 和图 3-8 展示了在静态环境（4m）和动态环境（0-6m）下，未滤波数据与两类滤波算法的距离估计值。在动态环境中，RSSI 值总体上可以反映运动目标的移动规律，但在某些位置会出现峰值。这些峰值验证了运动过程中障碍物在该点多径反射所引起的结构性和破坏性干扰。

结果表明，未滤波 RSSI 数据的估计距离比实际距离要远。通过减少 RSSI 信号的波动，计算得到的距离则较为准确，这意味着定位精度的高低与 RSSI 数据是否准确密切相关。在静态环境下，原始距离与预测距离之间的平均误差约为 1.39m，卡尔曼滤波处理后的平均误差为 0.45m，CVKF 滤波处理后的平均误差为 0.33m。在动态环境下，假

设该距离与速度成线性关系[59]，原始距离与预测距离之间的平均误差为 1.05m，卡尔曼滤波处理后的平均误差为 0.44m，CVKF 滤波处理后的平均误差为 0.32m。总的来说，与本文讨论的其他算法相比，CVKF 滤波器的距离估计值更接近实际距离，即可以有效地减少跟踪误差。

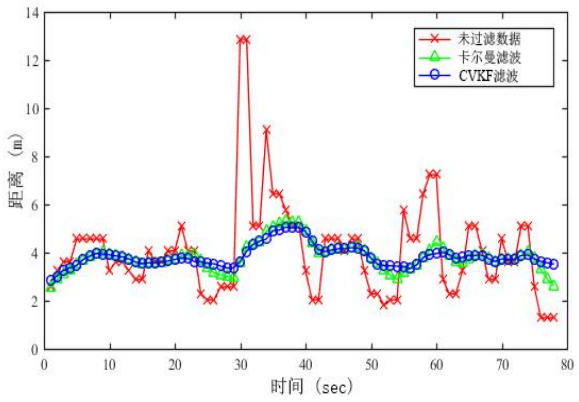


图 3-7 静态环境距离估计

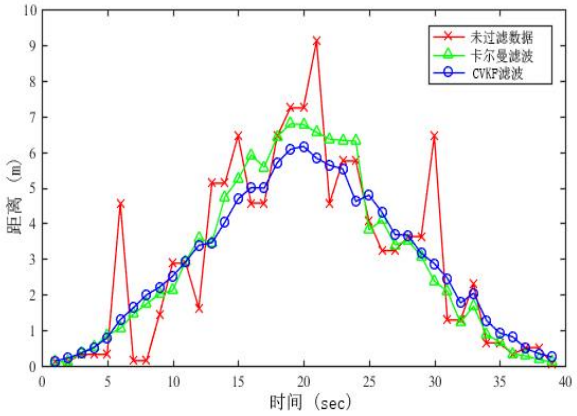


图 3-8 动态环境距离估计

（3）定位跟踪性能评估

图 3-9 和图 3-10 分别展示了基于三边定位法定位移动目标的坐标位置误差比较。结果表明，与未滤波 RSSI 数据相比，CVKF 滤波处理后定位精度的 X 轴方向平均误差从 0.67m 减小到 0.16m，Y 轴方向的平均误差从 1.23m 降低至 0.15m。整体来说，本文所提方法相较于传统卡尔曼滤波算法，无论是在动静态环境下的滤波性能、距离估计准确度还是定位估计精度方面，都具有相对较优的性能。因此，在所提两阶段定位方案的在线阶段使用 CVKF 滤波进行实时降噪，是一种行之有效的手段。

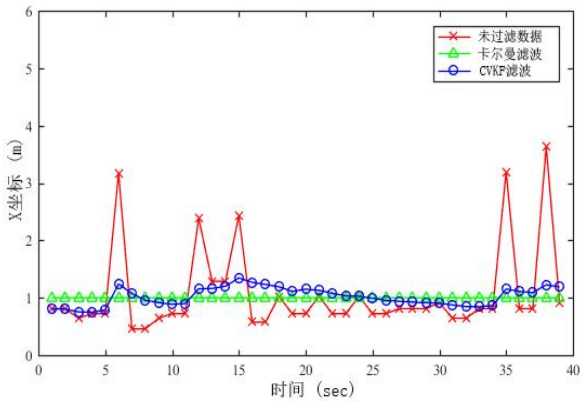


图 3-9 基于三边定位法的 X 轴误差

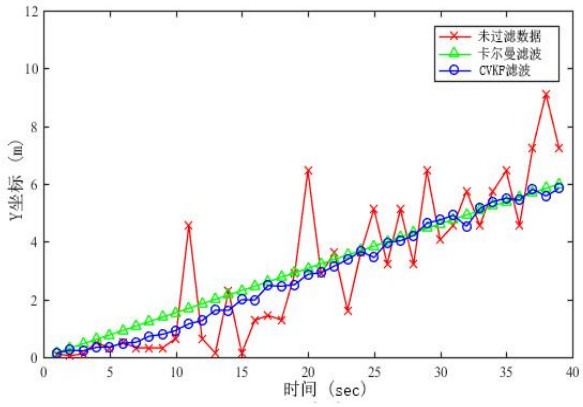


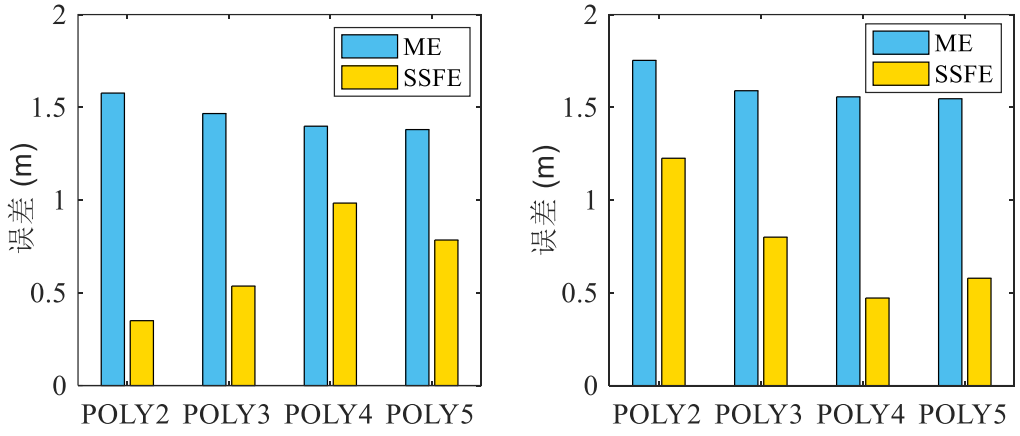
图 3-10 基于三边定位法的 Y 轴误差

3.5.3 离线距离估计性能分析

本小节将讨论基于 PPRM 估计距离的性能。在距离估计中，多项式阶数的选择范围设为 n=2、3、4、5，相应的 PPRM 模型分别称为 2 阶多项式（POLY2）、3 阶多项式（POLY3）、4 阶多项式（POLY4）、5 阶多项式（POLY5）。本文将所提出的算法与传统的基于 PM 的算法、基于 PRM 的算法进行了比较。

（1）基于 PPRM 建立 RSSI-距离拟合公式

在第一次拟合中，对训练集计算 n 阶多项式的 ME 和 SSFE，结果如图 3-11（a）所示。可以发现 POLY2、POLY3、POLY4、POLY5 的 ME 分别为 1.58、1.47、1.40 和 1.38，相差不超过 0.2。同时，四个拟合函数的 SSFE 分别为 0.35、0.54、0.98 和 0.78，差异达到 0.63。为使拟合函数的波动误差最小，选择 SSFE 最小的多项式作为最优拟合函数。因此，本文选择 POLY2 作为第一次拟合函数。这一结果与 Zhuang 等人[59]的结果一致，他们发现 POLY2 是性能更好、计算量最小的最优拟合函数。



（a）第一次拟合结果　　（b）第二次拟合结果

图 3-11 两次拟合函数平均误差与平方和波动误差对比

但也可以发现，当欧氏距离超过一定值时，RSSI 分布会发生动态变化。根据公式（3-11）和公式（3-12）计算 POLY2 中的每个点估计误差和平均误差，如表 3-1 所示。例如，ME 约为 1.58 m，而 15 m、14 m 和 13 m 处三个校准点的估计误差分别为 3.58 m、2.70 m 和 2.08 m。根据公式（3-13）的准则，三个连续校准点的误差均大于均值，应在 15 m 点处进行分段多项式拟合。这与文献[60]研究的结果一致，进一步证明了当传播距离超过一定阈值时，RSSI 强度衰减速度会发生变化。

表 3-1 第一次拟合各点的误差

真实距离	拟合距离	误差	真实距离	拟合距离	误差
25	23.57	1.43	12	9.12	2.88
24	22.78	1.22	11	11.14	0.14
23	24.98	1.98	10	9.94	0.06
22	22.13	0.13	9	11.09	2.09
21	22.57	1.57	8	6.10	1.90
20	21.68	1.68	7	7.32	0.32
19	19.54	0.54	6	8.38	2.38
18	16.52	1.48	5	7.23	2.23
17	16.09	0.91	4	5.47	1.47
16	15.17	0.83	3	7.95	4.95
15	11.42	3.58	2	2.23	0.23
14	11.30	2.70	1	0.35	0.65
13	10.92	2.08	平均误差	1.58	

在第二次拟合中，根据对应的训练数据集，重新计算 *n* 阶多项式的 ME 和 SSFE，如图 3-11（b）所示。POLY2、POLY3、POLY4 和 POLY5 的 SSFE 值分别为 1.23、0.80、0.47 和 0.58，相差高达 0.76。因此，选择 POLY4 作为第二次拟合的拟合函数。这可能是由于远侧传感器采集到的 RSSI 值比近侧传感器采集到的 RSSI 值误差波动较大的原因。换句话说，如果不纠正这些测距误差，定位精度就会变差。表 3-2 总结了 PLOY4 下每个点估计误差和平均误差。很明显，从 0-15 m 开始的第一次拟合函数不需要分割，因为只有两个或更少的连续校准点（8 m 和 9 m）的误差大于公式（3-12）的均值。因此，本文将 RSSI-距离关系分为两段。第一个分段是 0-15 m，第二个分段是 16-25 m。

表 3-2 第二次拟合各点的误差

真实距离	拟合距离	误差	真实距离	拟合距离	误差
15	13.36	1.64	7	6.06	0.94
14	13.01	0.99.	6	7.06	1.06
13	11.91	1.09	5	6.00	1.00
12	8.06	3.84	4	5.10	1.10
11	12.52	1.52	3	6.60	3.60
10	9.56	0.44	2	2.03	0.03
9	12.37	3.37	1	1.00	0.01
8	5.37	2.63	平均误差	1.56	

因此，最终的 RSSI-距离估计公式可表示为：

$$d=\begin{cases}0.00071\times s^4+0.19118\times s^3+19.22231\times s^2+854.76607\times s+14173.091, s>-78.57\\ 0.02297\times s^2+2.6\times s+73.84, s<-78.57\end{cases} \tag{3-18}$$

式中，s 表示为 RSSI 的测量值。值得注意的是，离线阶段，s 表示为高斯滤波后的 RSSI 值；在线阶段，s 表示为通过 CVKF 滤波的实时 RSSI 值。

（2）静态点的欧氏距离估计性能

为了验证 PPRM 在目标静止环境下的性能，分别采用 PM、PRM 和 PPRM 三种方法来拟合城市道路环境下的 RSSI-距离模型。其中，PM 的系数进行了修正，将 PRM 的拟合度设为 $n=2$[59]。图 3-12 展示了三类模型的离线拟合效果，可以发现 PPRM 在城市道路环境中优于 PM 和 PRM。特别需要指出的是，由于衰减、反射、多径等因素的影响，RSSI 与距离的关系似乎不符合对数路径损耗模型。同时，图 3-13 分别描述了 PM、PRM 和 PPRM 得到的距离估计误差的累积分布函数（Cumulative Distribution Function, CDF）。PPRM 得到的距离估计的 90%误差为 2.48 m，而 PM 和 PRM 的误差分别增大至 4.46 m 和 2.79 m。因此，相较于比传统的 PM 和 PRM，PPRM 在城市道路环境中可以提供更高的距离估计精度。

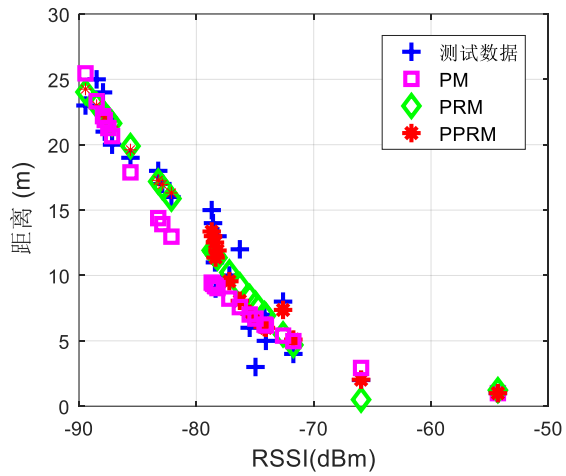


图 3-12 三类模型的离线拟合结果

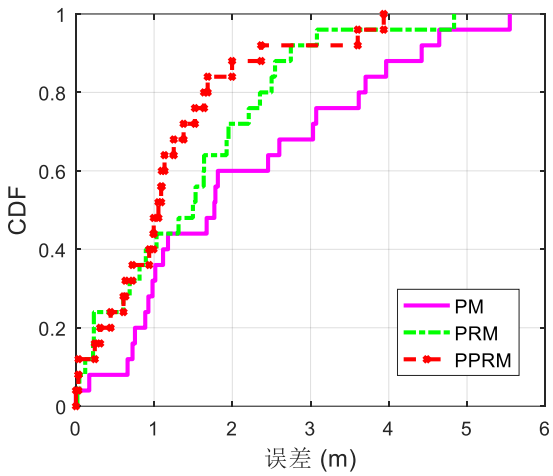


图 3-13 三类模型的距离估计误差

3.5.4 在线定位估计性能分析

（1）基于实时数据的欧氏距离估计

在实际应用中，信号传播环境往往是复杂多样的，这可能会导致采集到的 RSSI 数据波动较大。在 3.5.2 小节中，证明了 CVKF 算法对于平滑室外环境中 RSSI 波动具有

较好的效果。本小节进一步讨论基于 CVKF+PPRM 组合算法的欧氏距离估计性能。在现场实验中，测试者手持移动终端，从参考点（0,0）直接走到参考点（25,0），然后返回参考点（0,0）。

图 3-14 展示了实测数据和估计距离，图 3-15 描述了 PM、PRM、PPRM 和 CVKF+PPRM 距离估计误差的 CDF。结果表明，CVKF＋PPRM 获得的平均距离估计误差只有 0.93 米，优于现有的 PM（2.05m），PRM （1.37m）和 PPRM （1.27 m）。在图 3-15 中，CVKF＋PPRM 得到的 90%距离估计误差不大于 1.98m，PM 为 4.24m，PRM 为 2.84m，PPRM 为 2.76m。综上所述，在目标持续运动的情况下，所提出的 CVKF+PPRM 在实时数据欧氏距离估计方面优于其他三种模型，也在提高动态估计精度方面表现出良好的前景。

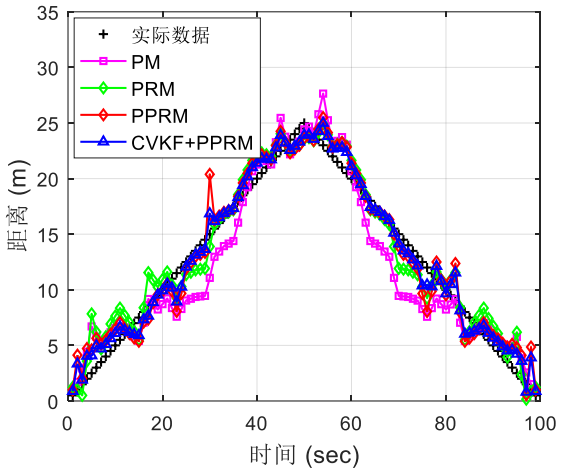


图 3-14 四种模型的实时欧氏距离估计

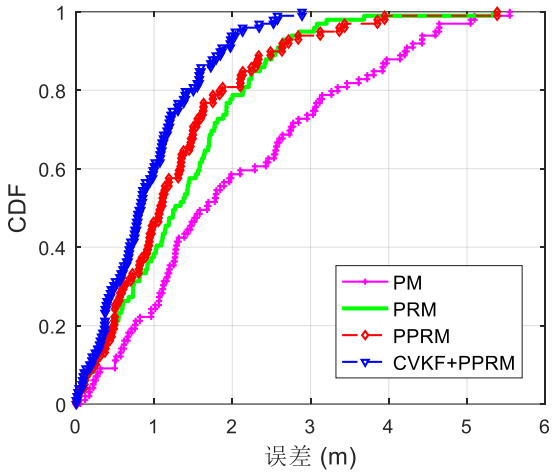


图 3-15 四种模型的实时距离估计误差

（2）基于多检测器的目标定位估计

在前一小节中，证明了 CVKF+PPRM 框架可以处理与 RSSI-距离相关的非线性估计问题。本小节将讨论 LS-TSE 定位算法在多检测器目标定位中的定位估计性能。特别地，引入有效性（Measurement of Effectiveness, MOE）指标对定位性能进行评估，即平均定位误差（Average Location Error, ALE）和均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）以标定估计目标轨迹$(\hat{x}_t, \hat{y}_t)$与实际目标轨迹(x_t, y_t)的接近程度。

具体而言，相应的的度量定义如下[56]。

平均定位误差（X-Y 轴估计误差）：

$$ALE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\sqrt{(\hat{x}_t - x_t)^2 + (\hat{y}_t - y_t)^2} \tag{3-19}$$

均方根误差：

$$RMSE_X = \sqrt{\sum_{t=1}^{T} \frac{(\hat{x}_t - x_t)^2}{T}} \tag{3-20}$$

$$RMSE_Y = \sqrt{\sum_{t=1}^{T} \frac{(\hat{y}_t - y_t)^2}{T}} \tag{3-21}$$

$$RMSE_{avg} = \frac{(RMSE_X + RMSE_Y)}{2} \tag{3-22}$$

为衡量定位性能，将本文所提 LS-TSE+UKF 组合方案与 LS-TSE、TRI[2]和 LSM[51]相比。图 3-16 展示了 LS-TSE+UKF、LS-TSE、LSM 和 TRI 不同模型在 X-Y 坐标下采集到的实际和估算的目标轨迹。其中，基于 TRI 的算法选取位于（0,0），（25,0），（0,8）三个参考点的 Wi-Fi 检测器采集到的 RSSI 数据，基于 LS-TSE+UKF 的算法中 UKF 参数与文献[46]保持一致。测试者从起点（0,1）经过中间点（13,1）和（13,7）一直沿直线行走至终点（25,7）。可以发现，与其他三类定位算法相比，本文所提算法的估计目标轨迹更贴近实际目标运动轨迹。

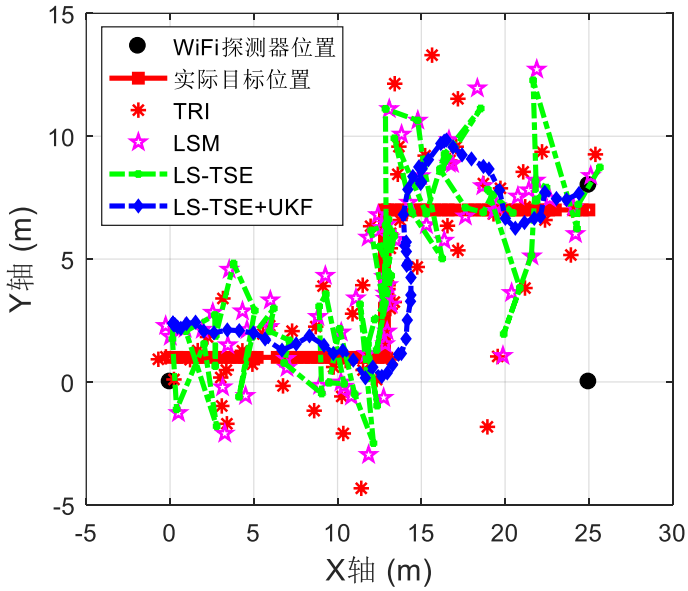
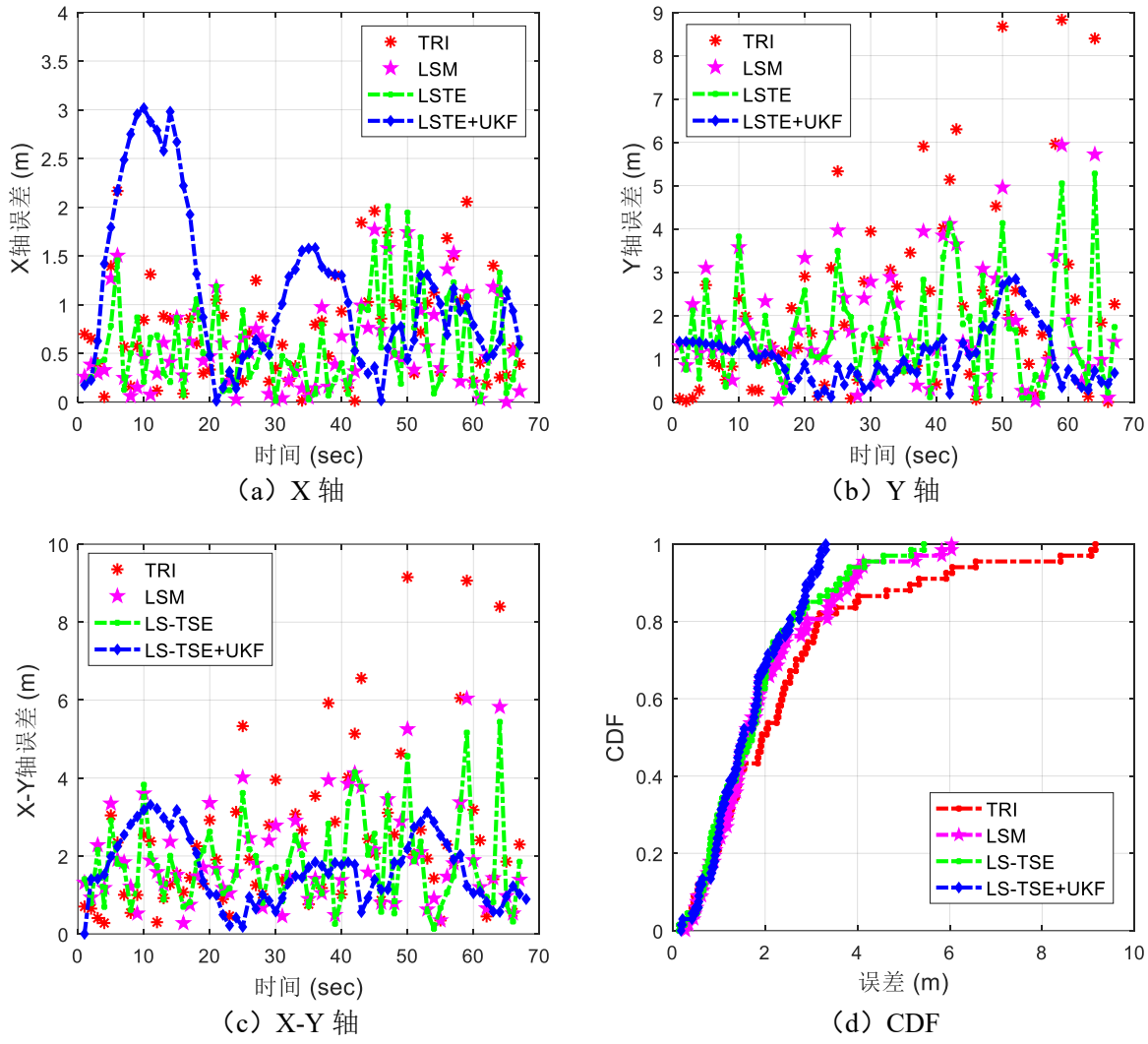


图 3-16 四类模型估计轨迹对比

图 3-17 展示了上述四种算法在 X 轴和 Y 轴上的定位误差比较。可以发现，相较于其他三类算法，本文所提 LS-TSE+UKF 算法在 X-Y 轴上的平均定位误差最低。分别地，在 X 轴上的平均定位误差仅为 1.14 m。此外，LS-TSE+UKF 算法 X 轴上定位误差在 5-15s 之间有一个峰值，这可能是由于 UKF 本身具有滞后性，并且对初始值较为敏感所致。但是经过迭代优化后，LS-TSE+UKF 在 15s 后开始收敛，X 轴上的定位误差开始逐

渐下降。同时，LS-TSE+UKF 在 Y 轴上的平均定位误差仅为 1.06 m，优于现有的 TRI 算法（2.14 m）、LSM 算法（1.77 m）和 LS-TSE 算法（1.64 m）。同时，定位误差的 CDF 图表明，LS-TSE 和 UKF 的组合具有更高的可靠性。具体来说，LS-TSE+UKF 定位方案 90%的定位误差小于 2.99m，TRI 定位误差为 5.33 m，LSM 定位误差为 3.85 m，LS-TSE 定位误差为 3.62 m。



（a）X 轴　（b）Y 轴

（c）X-Y 轴　（d）CDF

图 3-17 四类模型估计误差对比

表 3-3 还展示了上述所有算法的最低、最高和平均定位误差，以及 X 轴、Y 轴和 X-Y 轴的 RMSE。结合图 3-17 和表 3-3 可以看出，本文所提算法具有紧跟实际目标轨迹的能力。LS-TSE+UKF 的平均定位误差为 1.67 m，优于现有的 TRI 算法（2.44 m）、LSM 算法（1.96 m）和 LS-TSE 算法（1.82 m），且与 TRI、LSM 和 LS-TSE 相比，LS-TSE +UKF 的平均 RMSE 分别下降了约 33 .67%、10.81%和 5.04%。综上所述，本文提出的 LS-TSE + UKF 算法在城市道路环境下的定位性能优于其他算法。

表 3-3 四类模型误差对比

定位算法	最小误差	最大误差	平均误差	X轴的RMSE	Y轴的RMSE	X-Y轴的RMSE
TRI	0.28	9.15	2.44	0.97	3.00	1.99
LSM	0.27	6.04	1.96	0.73	2.23	1.48
LS-TSE	0.13	5.44	1.82	0.74	2.03	1.39
LS-TSE+UKF	0.18	3.32	1.67	1.40	1.24	1.32

最后，在处理器为 2.2 GHz Intel Core i5-8500，内存为 8GB, 操作系统为 Win 10 的计算机上，比较了 Matlab 实现四种算法的平均计算时间。具体来说，TRI、LSM、LS-TSE 和 LS-TSE＋UKF 的平均计算时间分别为 0.286 s、0.347 s、2.685 s 和 3.214 s。与本章讨论的其他方法相比，考虑到 LS-TSE+UKF 算法的定位精度有着显著的提高，这种适度增加的计算复杂度是可以接受的。

3.6 本章小结

针对传统对数正态阴影模型在道路环境中“噪声干扰较大、拟合效果较差”的问题，本章首先剖析了同一类型大范围环境下无线信号传播特点，厘清了同一类型大范围目标快速定位问题的基本思路，并总结了传统对数正态阴影模型的不足。然后，针对现存问题，提出了一种集成分段多项式拟合、速度常量-卡尔曼滤波的两阶段测距定位方法。接着，详细介绍了基于分段拟合进行大范围目标快速定位的基本原理。最后，通过现场实验检验了所提算法在大范围场景下的快速定位性能。该方法适用于计算资源有限、定位目标较多、时间较为急迫或传播环境相差较小的 NLOS 大范围场景，可支撑实现人群流量计数、弱势交通参与者预警和车辆碰撞预警等服务。

第四章 基于 GRNN 的大范围目标 RSSI 鲁棒定位方法

为实现大范围场景内目标鲁棒定位，针对不同类型大范围场景内无线传感信号具有“不同环境衰减因子取值差异较大，但同类障碍物条件下波动较为相似”的传播特点，本文提出一种基于粒子群优化回归神经网络的 RSSI 测距定位方法。离线训练阶段，通过设计的粒子群优化回归神经网络模型构建 RSSI-距离之间的映射关系；在线阶段，基于构建好的 RSSI-距离映射关系求解移动目标至检测器的距离。此外，针对 RSSI 信号波动随距离变化而变化的问题，提出改进泰勒级数展开算法估计目标初始位置，并基于贝叶斯框架滤波算法进一步平滑目标初始位置。现场实验表明，该方案能在不同环境、不同速度、不同设备条件下保持良好的系统鲁棒性。

4.1 问题描述

考虑一个目标在多维的无线传感器网络中匀速移动的情况（如二维道路环境），本文假设目标的位置可以用二维坐标表示。Wi-Fi 传感器定期检测周围目标，频率为 1 秒。将第 j 个时刻的未知坐标表示为 $\boldsymbol{a}_j=\left[a_{j,1},a_{j,2}\right]^T(\boldsymbol{a}_j\in\mathbb{R}^2,j=1,...,M,j=1,...,M)$，以及第 i 个传感器的坐标表示为 $\boldsymbol{b}_i=\left[b_{i,1},b_{i,2}\right]^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{b}_i\in\mathbb{R}^2,i=1,...,N)$，其中 M 和 N 分别为时刻总数和部署传感器个数。

基于对数正态阴影模型，移动目标与第 i 个传感器在第 j 个时刻的无线信号传播模型，可建模如下[83]：

$$P_{i,j}=P_0-10\beta\log_{10}\frac{d_{i,j}}{d_0}+n_{i,j} \tag{4-1}$$

其中，P_0 表示在距接收器的参考距离 d_0 处的发射功率（本文假设 $d_0=1\mathrm{m}$），$d_{i,j}$ 表示在第 j 个时间间隔内目标与第 i 个传感器之间的欧氏距离，β 是路径损耗指数一般取值在 2 到 6 之间[90]，加性噪声 $n_{i,j}$ 遵循零均值高斯分布，且具有标准偏差 $\sigma_{i,j}$。实际上，通道参数（P_0，β,σ）取决于环境，并可以根据传感器端对端的 RSSI 测量值来估算[83]。未知信道参数下基于测距的定位问题，其本质是在给定 N 个已知位置 $\boldsymbol{a}_j$ 传感器的 RSSI 测量值情况下，估计移动目标的未知位置 $\boldsymbol{b}_j$。

在测距阶段，一般忽略随机噪声 $n_{i,j}$，将公式（4-1）直接倒转，即：

$$\hat{d}_{i,j} \overset{def}{=} 10^{\frac{P_0 - P_{i,j}}{10\beta}} \tag{4-2}$$

它是通过最大似然估计 $d_{i,j}$ 的估计量，对于大样本渐近无偏，但对于有限样本则有偏[83]。在城市道路环境中，无线信号传播易受干扰，且检测器的传播功率具有时变特性，导致公式（4-1）较难准确建立 RSSI-距离拟合关系。

在第三章中，提出了一种分段多项式回归模型来拟合 RSSI 距离关系，其原理是假设 RSSI-距离拟合关系可以在不同的 RSSI 分段内表示为不同的 n 阶多项式，并通过训练数据集对多项式系数进行校正。该方法在保持较高精度的同时具有计算量小的优势，能实现大范围目标的快速定位，但其本质仍是基于多项式拟合的改进。难以避免地，在复杂的大范围场景中，该方法较难适应在不同类型大范围场景衰减因子较大幅度变化的问题，鲁棒性还有待提高。

相比之下，基于神经网络的定位方法具有较高的计算复杂度，虽然其在同一类型大范围场景中快速性不及多项式拟合方法，但具有较强的非线性映射能力。对于不同类型大范围场景衰减因子变化相对较大的问题，其能取得较好的拟合性能，具有更好的鲁棒性[91]。基于此考虑，为实现不同类型大范围目标鲁棒定位，适当增加一定计算复杂度是可以接受的解决方案。然而，传统神经网络算法存在“模型调参较难、计算复杂度较高”不足。因此，探究如何面向不同类型大范围场景，建立基于神经网络的位置感知算法，并使其在定位精度与计算复杂度之间保持较好的平衡具有重要意义。

4.2 基于 PSO-GRNN 算法的位置感知框架

针对典型 BP 神经网络较易收敛到局部最优值，难以获得较优 RSSI-距离拟合性能的问题，研究人员尝试使用优化的神经网络建立两者关系式[56,92-93]。其中，Jondhale 等人比较了用于无线位置感知的各种监督学习方法，如广义回归神经网络（Generalized Regression Neural Network, GRNN）、多层感知器（Multilayer Perceptron, MLP）、径向基函数网络（Radial Basis Function Network, RBFN）和前馈神经网络（Feed Forward Neural Network, FFNT），并发现 GRNN 能取得较优的定位精度[94]。然而，传统 GRNN 模型参数（即光滑因子）的选择主要依赖于经验知识，耗时费力，这很大程度上限制了其在无线位置感知领域的规模化应用[95]。

在继承 GRNN 模型计算复杂度较低的优势基础上，本文提出一种基于粒子群（Particle swarm optimization, PSO）优化回归神经网络的测距定位方案，如图 4-1 所示。

与上一章所提基于改进拟合的测距方法类似，基于改进 GRNN 的测距定位亦分为离线阶段和在线阶段。离线阶段，使用 PSO 优化 GRNN 模型的参数，进一步使用优化 GRNN 模型建立 RSSI-距离的拟合关系式。在线阶段，基于构建好的 RSSI-距离映射关系将 CVKF 滤波后的 RSSI 信号转为移动目标与检测器之间的欧氏距离。

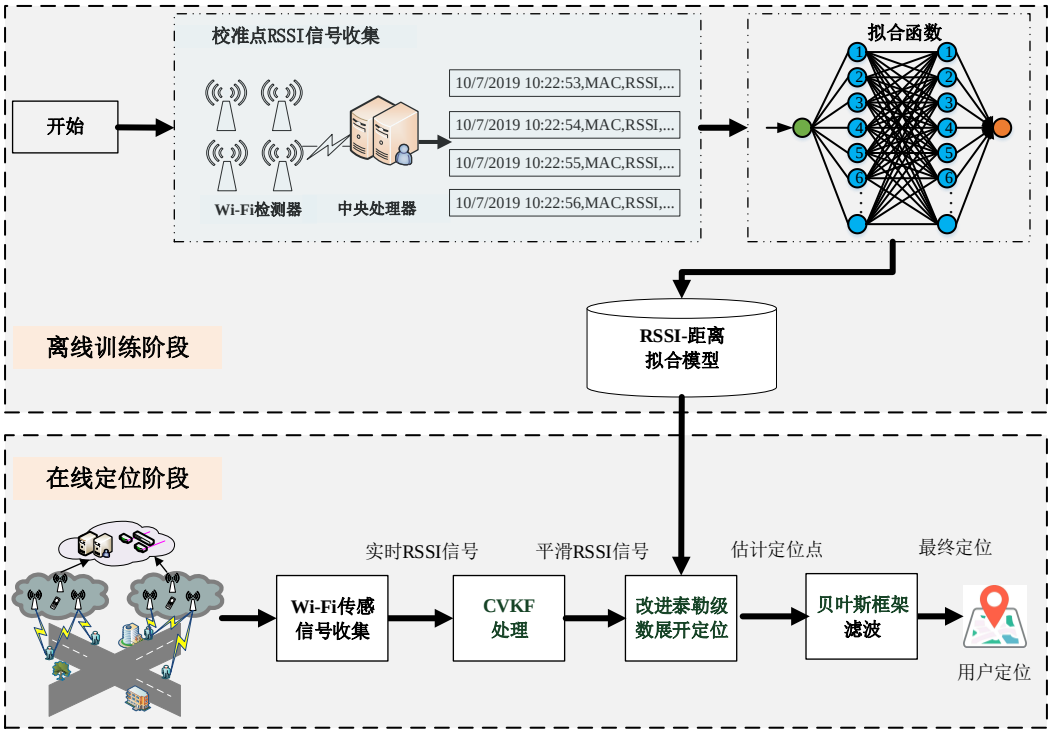


图 4-1 基于 PSO-GRNN 算法的位置感知框架

此外，针对 RSSI 信号波动随距离变化而变化的问题，提出一种改进泰勒级数展开算法估计目标初始位置。针对位置估计中的高度非线性问题，进一步使用基于贝叶斯框架滤波算法平滑改进泰勒级数展开算法得到的位置估计值。特别地，此处所述基于贝叶斯框架滤波算法为无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter, UKF）或粒子群滤波算法（Particle Filter, PF）。两者对于复杂的非高斯、非线性问题，都具有较好的跟踪性能。前者采用无迹变换处理均值和协方差的非线性传递问题；后者基于随机样本近似拟合状态后验概率密度函数。在实验环节中，进一步对比了这两类基于贝叶斯框架滤波算法在真实室外道路环境中的跟踪性能。

4.3 PS0-GRNN 算法离线训练阶段原理

4.3.1 广义回归神经网络

GRNN 是 Specht 等人提出的一种径向基神经网络，具有学习速度快、非线性映射能

力强、网络结构灵活、容错性高、鲁棒性好的优势[96]。GRNN 的四层结构分别为输入层（Input layer）、模式层（Pattern layer）、求和层（Summation layer）和输出层（Output layer）。输入层接收输入数据；模式层对输入数据进行非线性转换，并将其映射到模式空间；GRNN 模式层神经元的数目通常等于学习样本的数量；求和层执行求和操作；输出层节点由 GRNN 单个输出元表示。相比传统 BP 神经网络，GRNN 具有较强的数据拟合性能和较快的学习速度，在训练样本较少情况下，仍能获得较好的回归预测效果[56]。本文所讨论基于 RSSI 测距定位方案中，离线训练阶段校准点样本量属于小样本数据，故 GRNN 是一种较适的网络模型。

GRNN 算法利用多层网络架构，可在短时间内对任意一个新的自变量（X 值），估计其相应的因变量（Y 值）。因此，采用 GRNN 算法解决离线训练阶段 RSSI-距离非线性拟合问题。在本文中，X 表示离线阶段校准点采集的 RSSI 值，Y 被认为是移动目标到检测器的估计距离，其网络架构如图 4-2 所示。

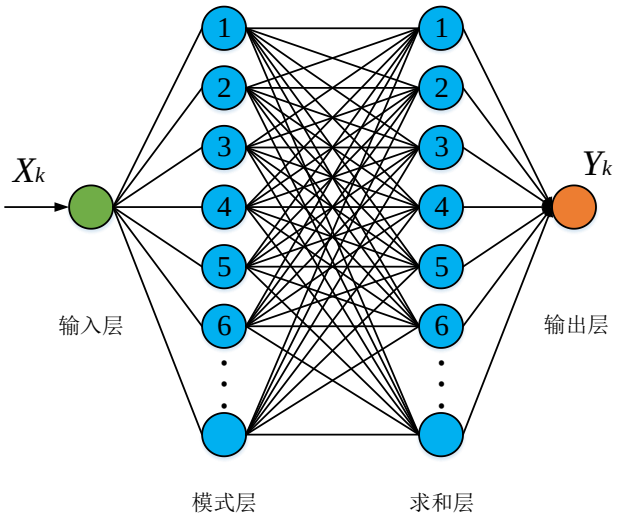


图 4-2 本文所用 GRNN 模型架构

Y_k 和 X_k 分别为 Y 和 X 的样本值，即在第 k 个校准点的 RSSI 值和估计距离。GRNN 模型的数学基础是对输入的 RSSI 值与距离作非线性回归分析，从而估计移动目标到检测器的距离的。校准点 RSSI 值（X 值）与估计距离（Y 值）之间的回归分析，可基于公式（4-3）计算：

$$\hat{Y}(X)=\frac{\sum_{k=1}^{n} Y_k \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{k=1}^{n} \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right)} \tag{4-3}$$

式中，n 为样本观测数（即校准点样本总数），σ 为平滑因子。D_k 为 X 与 X_k 之间的欧氏

距离，可由公式（4-4）计算：

$$D_k^2 = \left(X - X_k\right)^T \left(X - X_k\right) \tag{4-4}$$

本文 GRNN 模型的具体建模过程如下：

Step1：基于输入层初始化 RSSI 值的特征向量

Step2：计算每个模式层神经元的输出值

通过设置权重为 1，可以将输入的特征向量直接传递给每个模式层神经元。每个模式层神经元的输出使用径向基函数，由公式（4-5）可计算其输出值：

$$f\left(X, X_k\right) = \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right) \tag{4-5}$$

Step3：计算求和层神经元的输出值

求和层神经元的数量由算术求和神经元和加权求和神经元组成。算术求和神经元（假设表示为 S_s）会对所有模式层神经元的输出进行算数求和，并以权值 1 与各神经元连接。其传递函数计算过程如公式（4-6）所示：

$$S_s = \sum_{k=1}^{n} \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right) \tag{4-6}$$

加权求和神经元（假设表示为 S_w）会对所有模式层神经元的输出进行加权求和，并以权值 w 与各神经元连接。其传递函数计算过程如公式（4-7）所示：

$$S_w = \sum_{k=1}^{n} Y_k \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right) \tag{4-7}$$

Step4：确定校准点与检测器之间距离的预测值

将 S_w 的输出值除以 S_s 的输出值得到距离的预测值。可由公式（4-8）得到：

$$\hat{Y}\left(X\right) = \frac{S_w}{S_s} \frac{\sum_{k=1}^{n} Y_k \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{k=1}^{n} \exp\left(\frac{-D_k^2}{2\sigma^2}\right)} \tag{4-8}$$

可知，在确定 GRNN 模型的结构和权值时，平滑因子是影响网络预测性能的唯一因素。平滑因子过高时，能提高模型的泛化能力，但其预测精度会下降；平滑因子过低时，预测精度相比有所提高，但会降低模型的泛化能力。因此，须谨慎确定平滑因子的值。目前大部分应用 GRNN 模型的研究工作，仍是简单地在建模过程中对平滑因子进行人工调参，耗时费力，且不一定能取得较优的预测性能，例如文献[56]。为获得最优的平滑因子，提高网络训练速度和精度，本文提出采用交叉验证的 PSO 算法对其进行优化。

4.3.2 粒子群算法

PSO 算法是由 Kennedy 等人提出的一种基于群聚的群体智能技术[97]。PSO 算法中的鸟被称为一个群，群中的每只鸟都被看作一个粒子。因此，PSO 算法中的种群可以被识别为一个集合 $S=\{p_1,p_1,...,p_r\}$。其中，$p_1,p_1,...,p_r$ 表示群体中存在的个体群体数量‘r’。这些个体需要在运动空间中改变他们的位置。在粒子的运动过程中，它们的新位置以适当的速度被更新。考虑 r 个粒子的位置 $\{x_1,x_2,...,x_r\}$ 以及对应的速度 $\{v_1,v_2,...,v_r\}$。

每一个个体的新位置和速度都可以迭代群体内个体的逆向信息来实现。首先，算法初始化一个随机的粒子群，并设置最大迭代次数；在随后的每一次迭代中，每个个体都会寻找自身的最优位置，即个体极值 *Xpbest*。然后对比每个 *Xpbest*，根据每个个体的适应度值来寻找当前迭代下的全局最优位置，即全局极值 *Xgbest*。因此，有 r 个个体的群体，存在 r 个 *Xpbest* 值，且只存在一个全局最优位置，如图 4-3 所示。迭代过程将不断重复，直到达到最大的迭代次数或预设阈值。

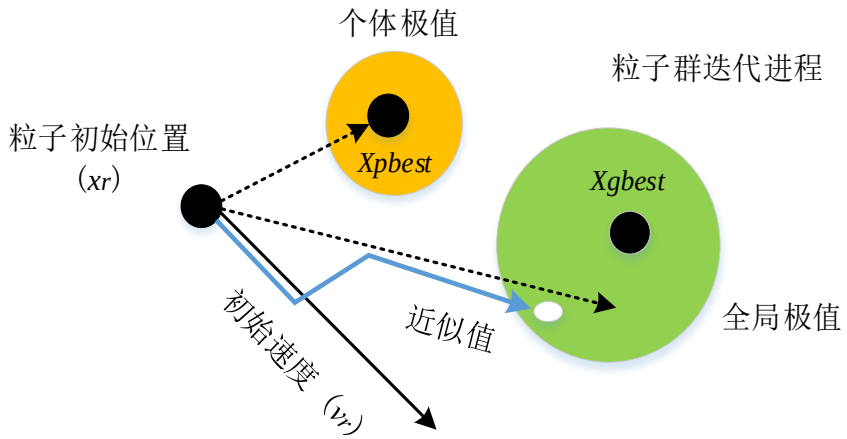


图 4-3 PSO 算法的迭代

根据公式（4-9）和（4-10）更新每个粒子新的位置和速度：

$$v_k(z+1)=v_k(z)+C_1*rand1*\left(X_{pbest}-x_k\right)+C_2*rand2*\left(X_{gbest}-x_k\right) \tag{4-9}$$

$$x_k(z+1)=x_k+v_k(z+1) \tag{4-10}$$

式中，z 为迭代次数，*rand* 1 和 *rand* 2 是 0 ~ 1 的随机参数；C_1 为记忆因子；C_2 为进化因子。

4.3.3 基于粒子群优化广义神经网络

本文考虑建立 RSSI-距离映射，因此每个粒子的维数为 1，对应于每个 RSSI 值。然后，将每个随机粒子作为一个输入，传送到 GRNN 模型中，进而得到校准点距离估计输出值。根据预测距离与实际距离的均方误差，构造适应度函数，如公式（4-11）所示：

$$F=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{m} w_k\left(y_k-\hat{y}_k\right)} \tag{4-11}$$

通过有限的迭代次数找到适应度函数值最小的平滑因子，并利用最佳的平滑因子和输入数据建立 GRNN 预测模型。为了提高网络模型的泛化能力，采用二倍交叉验证算法求解均方误差。即将样本数据分成两块，一块用于训练，另一块用于测试。基于 PSO 优化 GRNN 模型的流程，如图 4-4 所示。

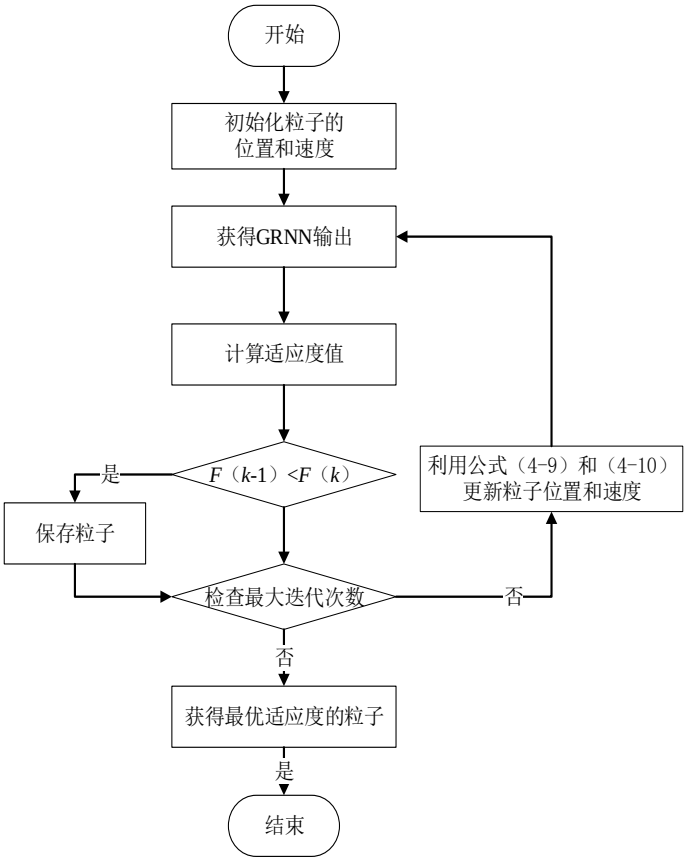


图 4-4 基于 PSO 优化 GRNN 的流程

具体步骤如下：

Step1：初始化粒子的位置和速度

Step2：将生成的输入值传送到 GRNN 模型中，用于预测距离估计值

Step3：获得生成粒子的适应度值

Step4：存储当前粒子的适应度值，以便进一步比较

Step5：在更新当前粒子位置的同时生成一个新粒子，更新方法如公式（4-12）所示:

$$x_{e,u}\left(z+1\right)=x_{e,u}+v_{e,u}\left(z+1\right) \tag{4-12}$$

式中，e 为迭代次数或粒子生成次数，u 为粒子的维数（在本例中，输入维数为 1）。最后，得到具有最优适应度值的粒子。

4.4 PS0-GRNN 算法在线定位阶段原理

第三章给出了一种基于泰勒级数展开的最小二乘法定位方案，相比三边定位算法，在适当增加计算复杂度的情况下，能取得较高的定位精度。但不同类型大范围环境下，衰减因子相差较大，且 RSSI 信号波动随距离变化而变化的影响将会被进一步放大，基于泰勒级数展开的最小二乘法不能很好地适应这类问题。对此，提出一种改进泰勒级数展开定位算法校正迭代修正值。同时，探究如何基于贝叶斯框架角度出发，进一步提高定位精度。

4.4.1 改进泰勒级数展开定位法

如第三章所述，无线传感位置感知问题，本质上是一个基于 Wi-Fi 检测器多源数据进行协同定位问题。假设移动目标的位置坐标为（x, y），用于协同定位的 Wi-Fi 检测器的位置坐标为（x_1, y_1），（x_2, y_2），…，（x_m, y_m），则可得到：

$$\begin{aligned}&\left(x-x_1\right)^2+\left(y-y_1\right)^2=d_1{}^2\\&\left(x-x_2\right)^2+\left(y-y_2\right)^2=d_2{}^2\\&\quad\vdots\\&\left(x-x_m\right)^2+\left(y-y_m\right)^2=d_m{}^2\end{aligned} \tag{4-13}$$

式中，距离估计值可由公式（4-2）计算得到。为了在二维空间中跟踪移动目标，至少需要有 3 个不同位置的检测器进行 3 次距离估计计算。

在第三章，提出了一种基于泰勒级数展开的最小二乘法定位方案，如公式（3-16）所示，且迭代修正值 $\Delta=\left[\Delta x,\Delta y\right]^{\mathrm{T}}$ 是基于当前迭代下的估计坐标位置与检测器之间计算得到的坐标位置的距离差。不同类型大范围环境下，衰减因子相差较大，且 RSSI 信号波动随距离变化而变化的影响将会被进一步放大。具体来说，随着移动目标与检测器距离的增大，RSSI 信号的测量误差也会随着增大，反之亦然。因此，传统基于泰勒级数展

开的最小二乘法不能很好地反映测量误差对迭代修正值的影响，易产生较大误差。

对此，提出一种改进泰勒级数展开定位算法校正迭代修正值。本文假设随机噪声 $n_{i,j}$ 是独立分布的，并在现有的泰勒级数展开近似算法中嵌入一个与距离相关的权重矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 来校正测量误差。将公式（3-16）改写为：

$$\boldsymbol{QU}=\boldsymbol{Y}\Delta \tag{4-14}$$

式中，$\boldsymbol{Q}$ 是一个正定矩阵，也是一个对角矩阵。将矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 中每一行的非零元素乘以矩阵 $\boldsymbol{U}$，从而改变矩阵 $\boldsymbol{Y}$ 中元素对迭代修正值的影响。它反映了当前迭代下的估计坐标位置与检测器之间计算得到的坐标位置的差值对 Δx 和 Δy 的影响，从而改变最终的定位精度。

特别地，本文所使用的矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 的取值为：

$$\boldsymbol{Q}=\frac{1}{(N\text{-}1)^2}\begin{pmatrix} T-d_1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & T-d_N \end{pmatrix} \tag{4-15}$$

$$T=\sum_{i=1}^{N} d_i \tag{4-16}$$

公式（3-16）的解为：

$$\boldsymbol{\Delta}=\left(\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}\right)^{-1}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QU} \tag{4-17}$$

每次迭代都判断 $|\Delta x|+|\Delta y|$ 是否小于阈值。不满足阈值条件的话，继续修正估计位置到下一次迭代，直到达到迭代结束的阈值条件。

进一步地，泰勒级数展开算法需要一个初始坐标。初始坐标越接近最优解，算法的定位精度越好。因此，如何确定初始猜测位置是泰勒级数展开算法的一个关键问题。在第三章中，将最小二乘法的值作为初始位置。特别地，在本章中，使用加权质心定位算法来解决这个问题。因为该算法使用距离移动目标最近的三个检测器的数据进行定位估计，在不需要复杂的迭代运算的同时，相较最小二乘法具有更高的鲁棒性能。

4.4.2 基于贝叶斯框架的轨迹滤波

为进一步提高定位精度，依据道路交通环境中行人和车辆的运动特性，可对移动目标设置运动约束。为了描述移动目标的跟踪问题，可对其运动特性进行建模。特别地，交通目标的移动模型和观测模型可表示为[56]：

$$X_t = f_t\left(X_{t-1}, u_{k-1}, w_{k-1}\right) \tag{4-18}$$

$$z_t = h\left(X_t\right) + v_t \tag{4-19}$$

式中，X_t 是移动目标在 t 时刻的状态向量 $X_t=\left(x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k\right)^{\mathrm{T}}$，$z_t$ 是移动目标在 t 时刻观测向量（即 Wi-Fi 检测器采集到的移动目标 RSSI 值向量），u_{k-1} 是控制输入向量，w_{k-1} 和 v_t 是相互独立的白噪声。此外，f 和 h 是非线性函数。

从贝叶斯的角度来看，跟踪问题是基于历史观测向量 $z_{1:t}$（即移动目标在 1~t-1 时刻的观测向量）来估计移动目标在 t 时刻的状态向量 X_t 的置信度。对此，需要计算概率密度函数 $p\left(X_t \mid z_{1:t}\right)$。其中，假设初始状态向量的先验概率为 $p\left(X_0 \mid z_0\right)=p\left(X_0\right)$。在此基础上，通过不断迭代预测方程跟更新方程，可以计算出移动目标在 t 时刻的状态向量 X_t。因此，可基于上述贝叶斯框架的思想，进一步对估计的初步定位点进行滤波。

目前，常用的基于贝叶斯框架的滤波算法有：KF 滤波[56]、EKF 滤波、UKF 滤波[56]和 PF 滤波[58]。其中，KF 算法要求估计距离与移动目标坐标位置之间是线性关系，因此无法在无线传感位置感知中得到较好的定位性能。为解决这一问题，常用两类改进方法：EKF 将非线性观测模型的多元泰勒级数展开，从而得到线性化的模型；UKF 不对非线性函数做线性处理，而是采用无迹变换处理均值和协方差的非线性传递问题。Jondhale 等人[56]证明了在解决运动目标跟踪的非线性问题上，UKF 的性能要优于 KF 和 EKF。此外，另一种常用的滤波算法是 PF 算法，它属于序贯蒙特卡罗方法（Sequential Monte Carlo, SMC）。PF 在计算代价上是较为昂贵的，但是这种成本代价在估计精度方面带来了较优的定位性能，特别是在布设有大量粒子的环境中。因此，本文在改进泰勒级数展开定位算法基础上，使用基于贝叶斯框架滤波算法（UKF 或 PF）进一步平滑改进泰勒级数展开定位算法得到的位置估计值。

4.5 实验与结果分析

4.5.1 实验设置

4.5.1.1 真实实验环境描述

为了评估所提出的定位方案的性能，本节将提出的 PSO-GRNN 算法与传统的对数正态阴影模型（Log-Normal Shadowing Model, LNSM）算法[91]、PRM 算法[59]和 GRNN 算法[96]进行比较。为验证算法的鲁棒性，在中国广州市四个典型的城市道路环境场景中

进行了现场试验，如图 4-5 所示。实验数据分为两次采集，一次是 2019 年 3 月 1 日，另一次是 2020 年 3 月 7 日。两侧建筑物遮蔽的车道场景（a）：位于惠州市张坎南路，信号传播的主要障碍物为两侧的高层建筑物与路侧车辆，可视为“城市峡谷”传播环境；一侧建筑物一侧树木的人行道场景（b）：广州市花蕾路，信号传播的主要障碍物为低建筑物和稀疏的树木，可视为多类型遮蔽物的传播环境；两边树木遮蔽的人行道场景（c）：位于广州市花地大道路，信号传播的主要障碍物为人行道两侧种植的树木，可视为单类型遮蔽物的传播环境；平坦开阔地形的场景（d）：位于华南理工理校内空旷操场，检测器检测区域范围内信号传播的障碍物较少，可视为较为理性空旷的传播环境。



（a）城市峡谷的传播环境



（b）多类型遮蔽物的传播环境



（c）单类型遮蔽物的传播环境



（d）空旷的传播环境

图 4-5 四种实验场景环境

本实验用于数据采集的检测器硬件设备如图 4-6 所示。采用的是中国成都 DataSky 公司生产的 DS-007 微型集成检测器（内置 ESP-07S Wi-Fi 检测模块），具备扫描智能终端设备 MAC 地址的功能，适用于室外环境[2]。现场实验表明，DS-007 检测器的有效检测覆盖区域近似为一个半径为 30 米的球体。此外，为在不同的硬件平台上交叉测试所提出的算法，实验使用两部不同的智能终端设备，分别为 Galaxy Note 2 手机（搭载 Android 4.4 操作系统）和 Xiaomi 1S 手机（搭载 Android 2.3 操作系统）。特别地，除 4.5.4 小节实验外，其他实验采集所用设备均为 Xiaomi 1S 手机（搭载 Android 2.3 操作系统）。

中央数据服务器使用的是笔记本电脑（联想小新 Air 13）。此外，设置检测器回传 Wi-Fi 扫描数据（MAC 地址、RSSI 和时间戳等）的周期为 1s。

离线阶段，收集了测试路段上 25 米内的所有校准点采样数据，从 0 到 25m，以 1m 步长。位置和相应的 RSSI 值以键值格式存储。为了减少随机误差，在每个校准点进行了 20 次重复实验。其中，选取 70%数据作为训练集，校准 RSSI-距离关系模型，剩余的 30%数据作为验证集，分析不同算法拟合函数的泛化能力。在线测试阶段，测试者拿着智能终端设备尽可能保持匀速行走。使用几个具有真实位置的参考点来生成移动目标轨迹。秒表用于记录测试人员通过这些参考点的时间。然后通过插值产生这些参考点之间的移动轨迹的实时位置。插值方法使用秒表信息，并假设测试人员在两个参考点之间匀速行走[59]。为尽可能消除人体对实验结果的影响，统一测试人员手持设备的方式。

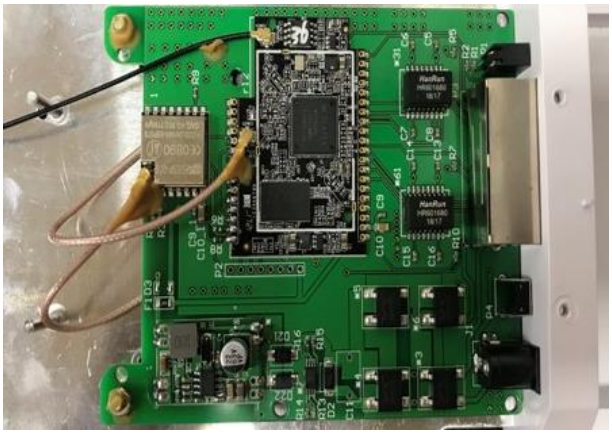


图 4-6 实验设备

4.5.1.2 四类模型参数校准

为进行公平的比较，首先对这四种算法的参数进行校准，以便将这四种算法调至各自最优的预测性能。以场景（d）为例，介绍各个算法的参数确定过程（调参过程在训练集上完成）。

（1）LNSM 模型参数校准

在 LNSM 中，通过现场校准点收集的数据进行衰减因子校准。在 0.5~10 之间，以 0.1 的步长，找到误差平方和最小时对应的衰减因子即为最佳参数。

（2）PRM 模型参数校准

在 PRM 算法中，多项式阶数的选择是距离精度和计算负荷之间的权衡。为确定 PRM 的多项式阶数 n，可借鉴文献[59]的做法。首先，将多项式阶数的选择范围设置为 n=1，2，…，5，与之对应的 PRM 模型称为 POLY1、POLY2、POLY3、POLY4 和 POLY5。然

后计算每类 PRM 模型的估计距离误差。每类 PRM 模型距离估计误差的累积分布函数如图 4-7 所示。可以发现，POLY2、POLY3、POLY4、POLY5 性能相近，优于 POLY1。这跟文献[59,42]的发现结果一致。相比之下，这四类 PRM 模型中，POLY2 的计算量最小。因此，选择 POLY2 作为下文 PRM 模型的最佳系数。

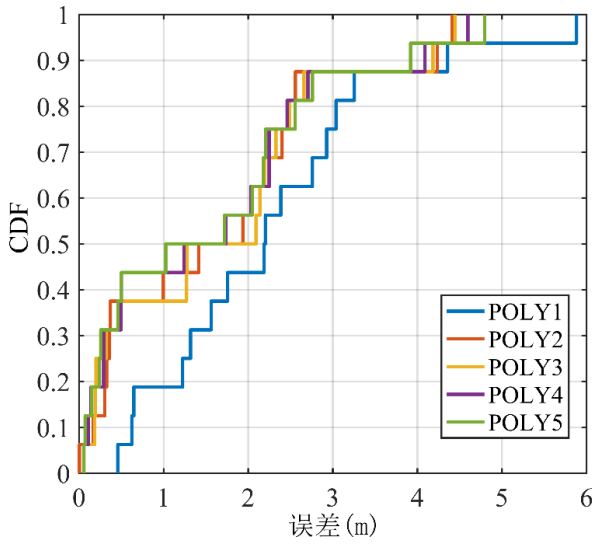


图 4-7 PRM 模型距离估计误差 CDF

（3）GRNN 模型参数校准

为校正 GRNN 模型的最优性能，在 1～30 范围内随机选取 10 个随机数（$r1$～$r10$）作为σ值构建 10 组 GRNN 模型，预测结果见表 4-1 所示。预测指标为均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）。实验结果表明，对于给定的无线信号传播环境，σ值的选择对 GRNN 算法的预测性能至关重要。传统 GRNN 模型中σ值的选择主要依赖于经验知识，常使用人工试错的办法，耗时费力且预测结果不稳定，无法对 RSSI-距离关系进行准确地预测。本质上来说，GRNN 模型中σ值的确定是一个参数寻优的问题。作为对比，本实验将传统 GRNN 模型的σ值设置为 1[96]。

表 4-1 GRNN 算法的拟合误差结果

GRNN 算法的拟合误差结果										
	R1	**R2**	**R3**	**R4**	**R5**	**R6**	**R7**	**R8**	**R9**	**R10**
RMSE	6.42	6.35	3.59	3.29	5.83	6.77	4.86	6.18	3.83	6.54

（3）PSO-GRNN 模型参数校准

影响本文所提 PSO-GRNN 算法的主要参数是学习因子 $C1$、$C2$ 以及迭代次数。表 4-2 展示了不同学习因子 $C1$、$C2$ 以及迭代次数对预测结果的影响。预测指标为误差平

方和（Sum of the Squared Errors, SSE）和均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）。值得注意的是，由于 PSO-GRNN 是采用二折验证，其中的验证分组是随机的。因此，本文重复执行算法三次，表 4-2 中的误差值是三次实验的平均值。可以看出，组别 7（C1=C2=2.5、K=100）在这几组实验中 SSE 和 RMSE 都是最小的，而且它只需要迭代 100 次。其他参数设置如下：种群规模是 20，粒子的位置区间是（0.1，1），速度区间是（- 0.09，0.09），最初的惯性权重为 0.9，终止惯性权重为 0.4。

表 4-2 PSO-GRNN 算法的拟合误差结果

	PSO-GRNN 算法的拟合误差结果								
	C1=C2=1.5			**C1=C2=2.0**			**C1=C2=2.5**		
	K=100	**K=200**	**K=300**	**K=100**	**K=200**	**K=300**	**K=100**	**K=200**	**K=300**
SSE	274.10	289.26	278.81	283.58	265.57	269.48	256.53	259.64	251.78
RMSE	3.31	3.40	3.34	3.37	3.26	3.28	3.20	3.22	3.17

组别 7 的具体迭代过程如图 4-8 所示。随着迭代次数的增加，目标函数的适应度值迅速降低。经过 10 次优化后，PSO 算法找到了最优值，此时目标函数的适应度值为 4.35。可以发现，当平滑因子约为 2.4 时，GRNN 模型可以获得最小的 RMSE 误差，使得此时的预测精度最高。

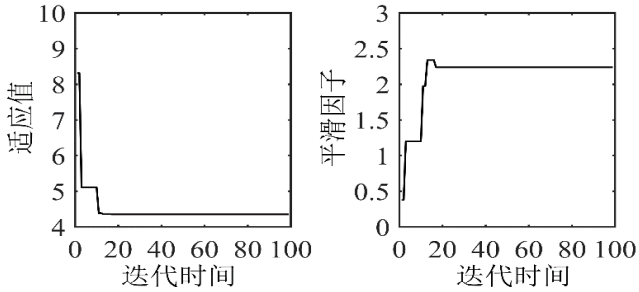


图 4-8 PSO-GRNN 模型迭代过程

4.5.2 不同场景距离估计性能分析

为了分析这四种算法的距离估计性能，在不同场景（a）~（d）中对 LNSM 算法、PRM 算法、GRNN 算法和 PSO-GRNN 算法建立的 RSSI-距离模型的拟合性能进行了对比分析。算法的参数设置如上所述。特别地，首先以场景（d）为例，进行具体的阐述。

当 $n=2$ 时，构造的 PRM 算法 RSSI-距离关系式为：

$$d=\Phi(s)=0.0403\times s^2+3.2977\times s+68.7268 \tag{4-20}$$

构建的 LNSM 算法 RSSI-距离关系式为：

$$d = 10^{\frac{37.5721-s}{10\times1.9}} \tag{4-21}$$

图 4-9 展示了场景（d）中四类算法测量数据与拟合结果的对比图。可以看出，即使是空旷环境下，RSSI-距离关系也较为复杂，且信号传播似乎不严格遵循对数正态阴影模型。因此，使用 LNSM 算法拟合 RSSI-距离关系可能会出现较大的距离估计误差。

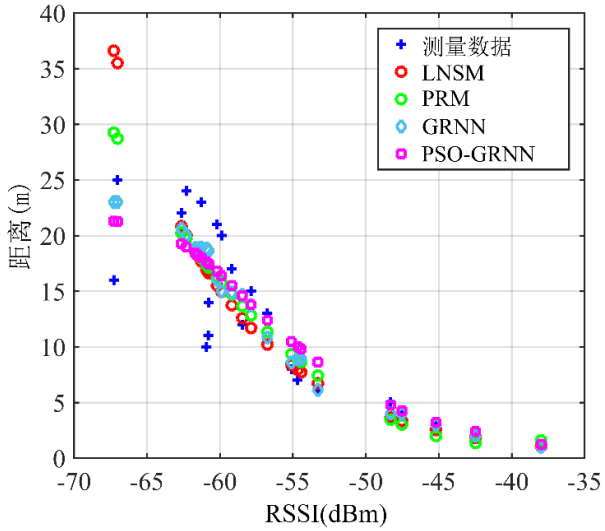


图 4-9 四类算法的离线拟合效果

同时，图 4-10 描述了 LNSM 算法、PRM 算法、GRNN 算法和 PSO-GRNN 算法得到的距离估计误差的累积分布函数。PSO-GRNN 得到的距离估计的 90%误差为 6.49 m，仅为 PRM 误差的 88.18% （7.36m）、GRNN 误差的 84.18% （7.71m）、 LNSM 误差的 61.81% （10.50m）。这说明在场景（d）中，PSO-GRNN 是这四种算法里面距离估计误差最小的，即能够更好地反映这些数据在城市道路环境下的基本变化趋势。

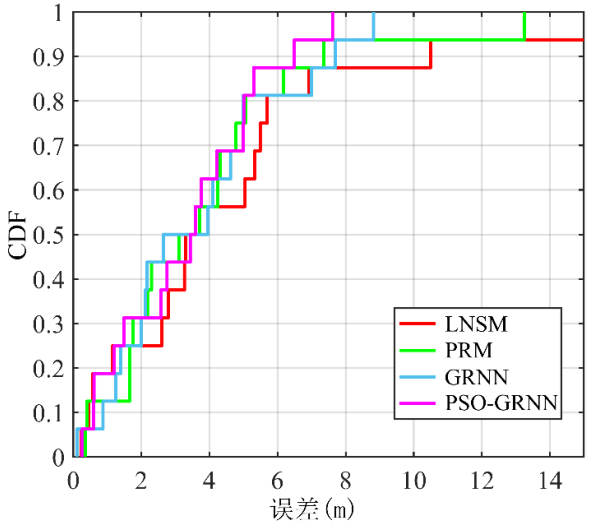
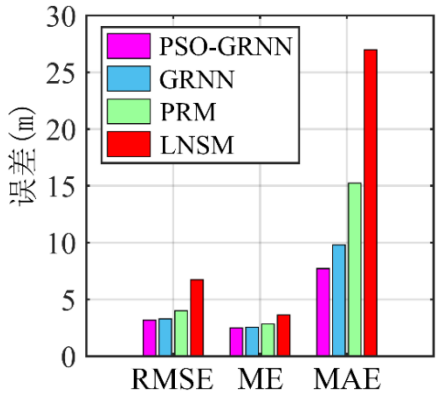
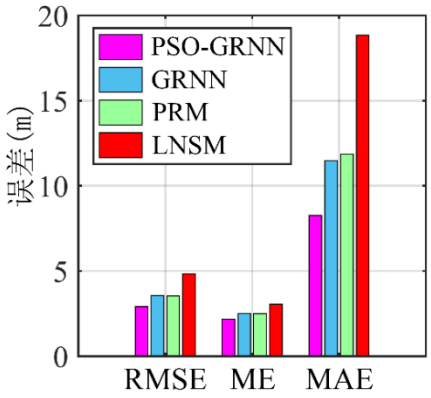


图 4-10 四类算法的离线距离估计误差 CDF

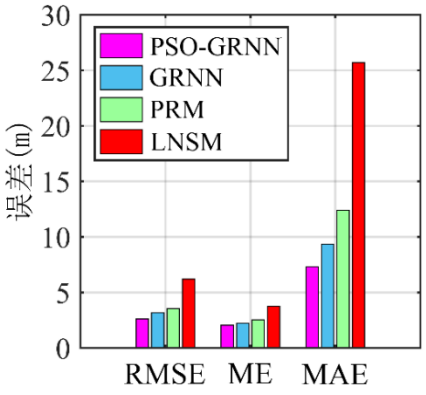
进一步地，考虑到不同环境中，衰减因子变化相对较大。因此，对四种不同场景（a）~（d）进行了实验评估，以验证本文所提算法在环境条件变化时的鲁棒性能力。在四个实验中，测试者都是从检测器位置出发，行走至距离检测器 25m 处停下，行走的速度约为 0.5m/s。为尽可能地消除信号噪声干扰以及数据丢包现象，每次实验都重复进行 5 次，然后取其平均值。图 4-11 展示了这四种算法在场景（a）~（d）的距离估计性能。评价指标为平均误差（Mean Error, ME）、最大逼近误差（Maximum Approximate Error, MAE）和均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE），距离估计误差以米为单位。



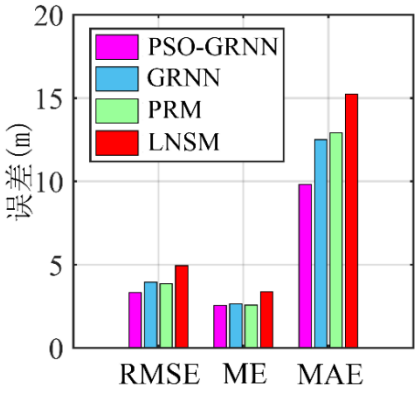
（a）城市峡谷的传播环境



（b）多类型遮蔽物的传播环境



（c）单类型遮蔽物的传播环境



（d）空旷的传播环境

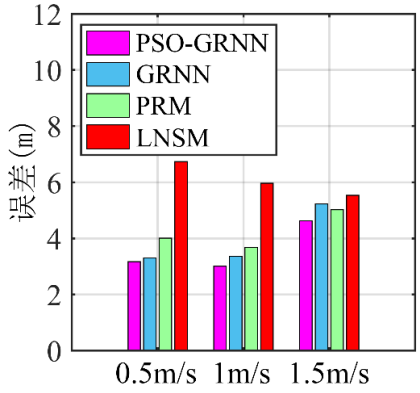
图 4-11 不同场景下的距离估计误差

可以发现，就传统 LNSM 模型而言，四种场景中，其在场景（a）中 MAE 最大，达到 26m。这说明 LNSM 模型在多建筑物遮蔽的 “城市峡谷”环境中较为不适用。此外，在空旷简单的场景（d）中，由于影响无线信号传播的障碍物较少，四类模型都能较好地描述 RSSI-距离关系，这体现在四类模型的各类误差指标波动较小。然而，在场景（b）和场景（c）中，即遮蔽物情况较为的复杂的环境中，LNSM 模型的距离估计精度计数下

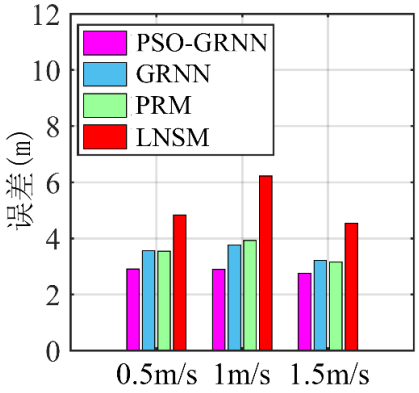
降。相比之下，PRM 算法、GRNN 算法和 PSO-GRNN 算法由于能较为准确地拟合 RSSI-距离之间的非线性关系，从而展示出较好的距离估计性能。值得注意的是，综合场景（a）~（d）来看，本文所提 PSO-GRNN 算法在四类模型中三项指标较为最低，这表明 PSO-GRNN 算法所具有的参数寻优功能和深度网络结构能较好地克服不同类型场景衰减因子波动较大的问题。

4.5.3 不同速度距离估计性能分析

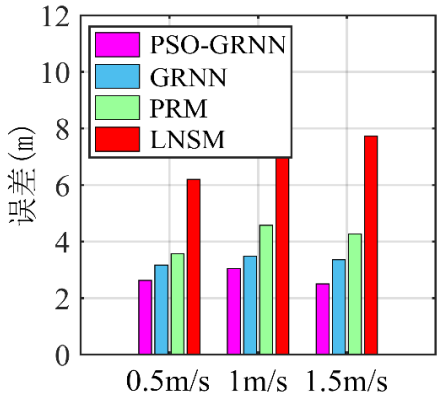
为验证四类模型在移动目标不同运动速度情况下的距离估计性能，实验设置测试者保持三种不同的速度（0.5m/s、1m/s、1.5m/s）移动。评价指标为均方根误差。面对不同的移动速度，四类模型的上述场景（a）~（d）中的距离估计性能，如图 4-12 所示。可以发现，随着速度的增加，四类模型的距离估计性能都有着不同程度的下降。这可能是因为移动目标速度较大情况下，Wi-Fi 检测器的采集精度下降或信号延迟有关。虽然在场景（d）中，四类模型在 1.5m/s 移动速度情况下，相较于 0.5m/s 和 1m/s，距离估计误差有略微下降，但这极可能是由于采集数据量较少所造成的失真现象。



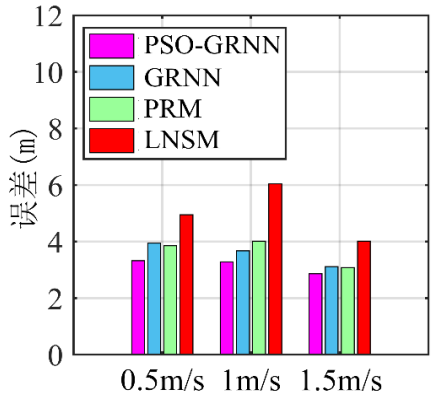
（a）城市峡谷的传播环境



（b）多类型遮蔽物的传播环境



（c）单类型遮蔽物的传播环境



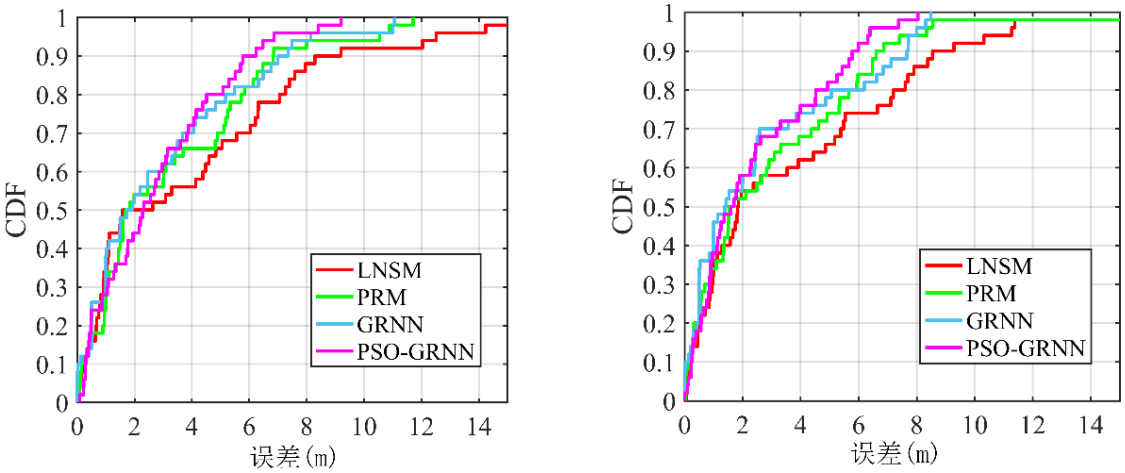
（d）空旷的传播环境

图 4-12 不同移动速度下的距离估计误差

此外，可以发现，相比于其他三种场景，四类模型在场景（d）中，即信号传播较为理想的情况下，面对不同速度的距离估计误差波动相差较小。这侧面证明，如能保持较好的传播条件（减少传播通道的障碍干扰），基于 RSSI 测距的定位方法面对不同交通目标的移动速度差异能在一定程度上保持较好的稳定性。整体来看，在实验设置的四种场景中，相比于 LNSM 算法、PRM 算法、GRNN 算法，本文所提 PSO-GRNN 算法的估计误差都是最小的，这反映了其能在不同的移动速度下保持较好的鲁棒性，也说明了使用 PSO 动态调整 GRNN 中平滑因子进而提高距离估计精度是一种行之有效的方法。

4.5.4 不同设备距离估计性能分析

考虑到城市道路环境中，用户所使用的智能终端设备的发射功率、检测频率和信号干扰等硬件条件的差异，本小节侧重分析四类算法在设备异质性条件下的距离估计性能。如 4.5.1 小节所述，使用的两部智能终端设备分别为 Galaxy Note 2 手机（搭载 Android 4.4 操作系统）和 Xiaomi 1S 手机（搭载 Android 2.3 操作系统）。特别地，为尽可能排除环境因素对本实验的干扰，本小节所讨论的距离估计性能的实验数据，是在空旷的场景（d）中采集的。图 4-13 展示了四类算法在这两种不同硬件设备下得到的距离估计误差的累积分布函数。



（a）Galaxy Note 2 手机　　（b）Xiaomi 1S 手机

图 4-13 不同设备的距离估计误差

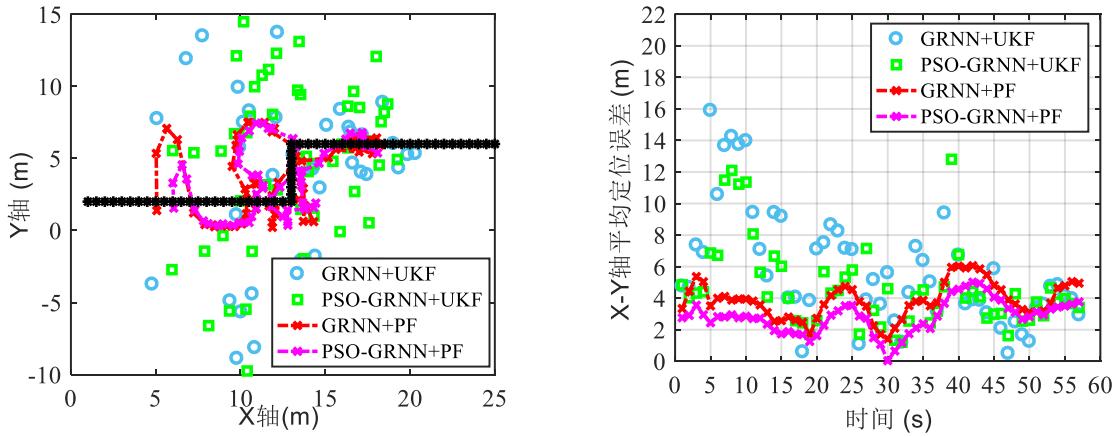
可以发现，相较于其他三类算法，本文所提出 PSO-GRNN 算法能在不同的硬件设备下，都取得较好的距离估计性能。具体来说，对于 Galaxy Note 2 设备，PSO-GRNN 得到的距离估计的 90%误差为 6.25 m，相比之下，PRM 的误差为 7.00m、GRNN 的误差为

7.36m、 LNSM 的误差为 8.29m。对于 Xiaomi 1S 设备，PSO-GRNN 得到的距离估计的 90%误差为 6.00 m，而 PRM 的误差为 6.60m、GRNN 的误差为 7.66m、LNSM 的误差为 8.55m。对比发现，本方法对于不同硬件设备差异具有较好的鲁棒性和普适性，具备大规模应用推广的潜能。

4.5.5 不同滤波算法跟踪性能分析

上小节，将所提 PSO-GRNN 算法与传统的 LNSM 算法、PRM 算法和 GRNN 算法的距离估计性能进行了分析。在本小节中，进一步对比了两类基于贝叶斯框架滤波算法（UKF 算法与 PF 算法）在真实室外道路环境中的跟踪性能。相较于 GRNN 算法和 PSO-GRNN 算法，LNSM 算法和 PRM 算法在不同类型大范围场景的距离估计性能较差，故本小节侧重研究 GRNN 算法和 PSO-GRNN 算法的定位跟踪性能。

具体来说，基于贝叶斯框架滤波的 PSO-GRNN 算法可以有两种变体，为了便于表述，将它们简化为 PSO-GRNN+UKF 算法（PSO-GRNN 和 UKF）、PSO-GRNN+PF 算法（PSO-GRNN 和 PF）。同样基于 GRNN 的定位算法也可以分为 GRNN-UKF 和 GRNN-PF 算法。为尽可能排除环境因素对本实验的干扰，本小节所讨论的定位跟踪性能的实验数据，是在空旷的场景（d）中采集的。评价指标使用的是 X-Y 轴的平均定位误差，计算方法如公式（3-19）所示。



（a）轨迹对比　　（b）X-Y 轴平均定位误差对比

图 4-14 两类贝叶斯滤波算法定位性能

图 4-14 展示了两类贝叶斯滤波算法的定位性能。其中图 4-14（a）为四类模型估计得到的目标轨迹，黑点为真实目标轨迹；图 4-14（b）为四类模型的 X-Y 轴平均定位误差。可以发现，四类模型中，PSO-GRNN+PF 的组合算法在估计 RSSI 信号与运动目标

二维位置之间的非线性映射方面是较优的方案。其整体跟踪精度（X-Y 轴平均定位误差）是四类模型中最低的。此外，GRNN+PF 的组合算法相较于 GRNN+UKF 算法和 PSO-GRNN+UKF 算法，X-Y 轴的平均定位误差相对较低，能取得更好跟踪性能。对于 GRNN 和 PSO-GRNN 算法而言，相比与 UKF 框架，基于 PF 框架的组合算法能更好地处理目标运动与测量模型之间的非线性问题。整体来看，可在基于 PSO-GRNN 算法估计距离值的基础上，进一步使用 PF 框架平滑改进泰勒级数展开定位算法的初步位置估计值，最终可取得移动目标较为精准的二维位置坐标。

最后，讨论四类模型的计算复杂度，四类模型的计算时间如表 4-3 所示。可以发现，PSO-GRNN 模型经过 PSO 优化得到较高距离估计性能的同时，付出了计算时间的代价。PSO-GRNN+UKF 组合算法的计算时间为 14.23s，相较于传统 GRNN+UKF 模型的 8.63s，增加了 5.6s 的计算成本。与此同时，相较于 UKF 框架，PF 框架需要花费更多的计算时间来达到较优的跟踪性能。PSO-GRNN+PF 组合算法的计算时间为 18.45s，相较于 PSO-GRNN+UFF 组合算法，增加了 3.82s。这可能是因为 PF 框架需要花费较多的时间去迭代寻找粒子的全局最优解。考虑到 PF 框架在定位精度上的显著提高，这种适度增加的计算复杂度是可以接受的。

表 4-3 四类模型计算时间一览表

	模型名称			
	GRNN+UKF	**PSO-GRNN+UKF**	**GRNN+PF**	**PSO-GRNN+PF**
计算时间	8.63s	14.23s	11.08s	18.45s

特别地，第三章所讨论的各类基于曲线拟合模型的计算时间均不超过 4s（最低为 0.286 s），而本章所讨论的各类基于神经网络模型的计算时间均超过 8s（最长为 18.45s）。具体来看，基于曲线拟合的模型能实现大范围目标的快速定位，但其在不同类型场景下的鲁棒性还有点提高；而基于神经网络的模型能实现大范围目标的鲁棒定位，但其在同一场景下的快速性还有待提高。因此，综合两类模型的优劣势，在计算资源有限、定位目标较多、时间较为急迫或传播环境相差较小情况下，可使用第三章所提方法实现大范围目标的快速定位；在计算资源充足、定位目标较少、时间较为宽裕或传播环境相差较大情况下，可使用本章所提方法实现大范围目标的鲁棒定位。

4.6 本章小结

针对传统神经网络算法“模型调参较难、计算复杂度较高”的问题，本章首先剖析了不同类型大范围环境下无线信号传播特点，厘清了不同类型大范围目标快速定位问题的基本思路，并总结了传统神经网络算法的不足。然后，针对现存问题，提出了一种基于粒子群优化回归神经网络的测距定位方法。接着，详细介绍了基于优化回归神经网络算法和改进泰勒级数展开定位算法进行大范围目标鲁棒定位的基本原理。最后，通过现场实验检验了所提算法在大范围场景下的鲁棒定位性能。该方法适用于计算资源充足、定位目标较少、时间较为宽裕或传播环境相差较大的 NLOS 大范围场景，可支撑人群轨迹跟踪、数据驱动的交通灯自适应控制和交通健康状态监测等服务。

第五章 基于单点检测数据的移动模式甄别方法

为实现 “部署成本较低、实时性较高”的城市交通信息检测系统，本文提出了一种基于 RSSI 的低成本、易部署、高精度的移动模式甄别系统。系统由数据采集、数据处理、特征提取和模式分类四个模块组成。数据采集模块负责采集启用 Wi-Fi 功能的智能终端设备发出的检测请求帧，并记录其 MAC 地址、RSSI、时间戳等数据包。数据处理模块执行粗粒度分类、恢复丢包数据和消除信号噪声功能。特征提取模块进一步提取相关特征向量，如移动速度、连接数、RSSI 信号一阶导数。模式分类模块由 LSTM 训练和 LSTM 预测两部分组成。现场实验表明，该系统仅用单个 Wi-Fi 检测器检测数据作为信息源，便能有效刻画用户实时移动速度特征，并进一步精准识别用户的移动模式。

5.1 基本思路

要实现交通网络内移动目标的被动式监控并不是件易事。基于 GPS 的方法虽然已被证实能取得较优的甄别精度，但该方法需要用户主动发起定位，操作难度较大；基于 GSM 的方法相比之下数据采集量有所增加，但其定位精度较差，更适用于 O-D 调查；基于手机内置传感器的方法能获得移动用户多维数据，但这些数据难以被交通监控中心实时获取。考虑到 Wi-Fi 以及 BT 检测技术在被动式定位方面的优势，已有部分学者提出基于无线传感信号进行用户移动模式甄别，如 Lesani 等人[38]、Kalatian 等人[98,63]、Mohammadi 等人[99]和 Committee 等人[100]工作。这都为基于无线传感信号移动模式甄别方案的实现提供理论基础。进一步，本文在前人研究工作基础上，探索在城市道路环境下基于 Wi-Fi 与 BT 检测器实时数据甄别交通移动模式的可行性，并提出了一种基于 RSSI 时间序列的移动模式甄别系统（WiFi-Classification, Wi-CL）。

该系统的设计灵感源于越来越多的出行者携带智能终端设备的现实，如手机、笔记本电脑、平板电脑和可穿戴式设备。其中，每个智能终端设备都有一个独特的硬件代码，称为 MAC 地址。它是由一个 12 个字符的十六进制数字组成[38]。根据 IEEE 802.11 白皮书[82]，启用 Wi-Fi 或 BT 的智能终端设备通过定期广播检测请求帧的形式尝试连接到附近的无线局域网。在这个过程中，会向一个特殊的接入点或附近所有的接入点提供信息，包括发送者的 MAC 地址、服务集标识等。即使设备没有被使用情况下，启用 Wi-Fi 或 BT 的设备也会广播检测请求帧。同时，检测请求帧可以通过一个简单的嵌入式设备采集并存储，如 Lesani 等人开发的 WiFi-BT 路侧传感器[38]。

不同移动模式具有不同的移动特征，探索如何基于路侧传感单元实现动态地检测这些特征差异是关键。换而言之，当路侧检测器足够灵敏时，采集到不同移动模式的 RSSI 信号时间序列也会相应不同。进一步地，根据不同移动模式之间的特征差异（如轨迹位置、路径方向、移动速度等），设计合理的分类器便能对移动模式进行分类甄别。图 5-1 为 DS-007 Wi-Fi 检测器在测试者步行和骑车两种不同场景下，检测得到 RSSI 信号在时域内的波动情况。实验是在华南理工大学校园内进行，具体实验描述可见 5.4.1 小节。可以发现，骑车场景下 RSSI 数据的一阶导数远大于步行场景，这是因为前者的移动速度可能大于后者。此外，在相同时间内步行场景下检测到的信号数量更多，这是因为步行穿过检测器检测区域所需时间相较骑车场景更多。整体来看，该图展示了基于 RSSI 数据对不同交通移动方式进行分类甄别的可行性。

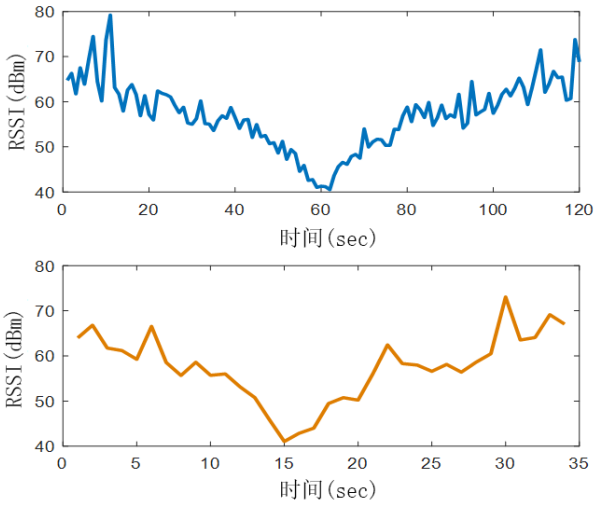


图 5-1 不同交通 下 RSSI 信号时域对比

5.2 基于 Wi-CL 系统的模式甄别框架

现有基于 Wi-Fi 检测器数据甄别交通移动模式的系统一般步骤如下[63,98]：首先，采集 WiFi 检测器数据并进行数据清洗；然后，从清洗后的数据中提取相关特征；接着训练分类器；最后，基于训练好的分类器预测实时数据的运动模式。但是，这些系统有几个问题：（1）目前的主要挑战是在区分速度、加速度或路线相似的两种模式时不够准确。特别是，目前的算法不能直接用于区分步行和骑车，即使它们对车辆分类是有效的；（2）以往的工作大多不考虑 RSSI 信号中的噪声。另外，并没有对估计的移动速度进行验证；（3）传统的机器学习分类方法，如逻辑回归、支持向量机、多层感知机，模型相对简单，不能很好地适应城市道路复杂环境，甄别精度还有待提高。

对此，本文提出了一个基于 RSSI 的低成本、易部署、高精度的移动模式甄别系统，其系统架构如图 5-2 所示。Wi-CL 系统由数据采集、数据处理、特征提取和模式分类四个模块组成。数据采集模块采集检测器检测区域内启用 Wi-Fi 功能的智能终端设备发出的检测请求帧，记录其 MAC 地址、RSSI、时间戳等数据包，存储在内部数据库中或通过无线局域网传送到中央数据库中。在本文中，为避免潜在的隐私侵犯，对移动用户的追踪保持匿名。每个固定的 MAC 地址不会与任何个人信息相关联，如姓名或手机号码[62]。数据处理模块执行数据粗粒度分类，恢复丢包数据，消除信号噪声功能。特征提取模块进一步提取相关特征向量，如移动速度、连接数、RSSI 信号时间序列的一阶导数等。最后，模式分类模块由 LSTM 训练和 LSTM 预测两部分组成。离线训练阶段，模块根据相关特征和采样数据校准 LSTM 模型；在线预测阶段，模块基于训练的 LSTM 结模型，将 MAC 地址分为不同的交通移动模式。

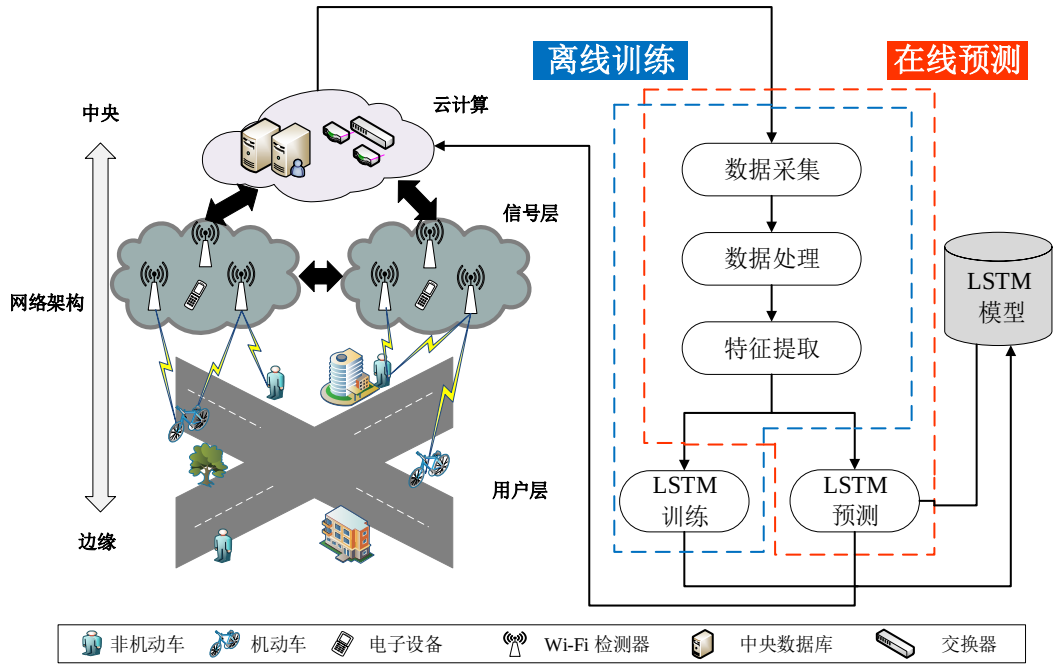


图 5-2 Wi-CL 的系统架构

需要特别指出的是，在第二章至第四章中，已经详细给出了基于多检测器数据估计移动目标位置，进而跟踪其移动轨迹的解决方案。虽然其能获得较高精度的跟踪性能，但这类基于多检测器协同定位方案的部署成本仍较高。为降低城市交通信息检测系统的部署成本，本章侧重探究如何基于单个 Wi-Fi 检测器检测数据构建甄别系统的方案。值得一提的是，所提系统是属于非入侵式检测，可以利用现有的基础设施，如柱子、墙壁或屏障，具有较好的应用前景。

5.3 Wi-CL 系统的基本组成模块

本节概述了 Wi-CL 系统的四个步骤：（1）从 Wi-Fi 检测器采集数据并对 MAC 地址分组；（2）RSSI 信号处理，包括数据粗粒度分类，恢复丢包数据并消除信号噪声；（3）特征提取与选择；（4）设计模式分类器。下文所用主要的缩写和数学符号如表 5-1 所示。

表 5-1 基本术语和概念

符号	含义
$t_{k,1}^{m}$	传感器 *m* 从目标 *k* 检测到的第一个数据包的时间戳，也称 *first time-seen*
$t_{k,2}^{m}$	传感器 *m* 从目标 *k* 检测到的最后一个数据包的时间戳，也称 *last time-seen*
Δt_{k}^{m}	传感器 *m* 从目标 *k* 检测到的第一个包和最后一个包之间的时间间隔，也称 *time-seen*
$l_{k,1}^{m}$	在 *first time-seen* 检测到传感器 *m* 与目标 *k* 的相应直线距离，也称 *first distance-seen*
$l_{k,2}^{m}$	在 *last time-seen* 检测到传感器 *m* 与目标 *k* 的相应直线距离，也称 *last distance-seen*
Δl_{k}^{m}	传感器 *m* 内目标 *k* 的移动距离
n_{k}^{m}	传感器 *m* 检测到目标 *k* 的次数
$s_{k,i}^{ff}$	数据粗粒度分类后 RSSI 信号序列的第 *j* 个值
$d_{k,t}^{eff}$	*t* 时刻目标 *k* 与检测器的直线距离

5.3.1 数据采集模块

在检测区域内，Wi-Fi 检测器被动地监听周围所有支持 Wi-Fi 的智能终端设备发出的检测请求帧，并记录它们的特定 MAC 地址。假设在城市交通道路上部署了 *M* 个检测器。对于第 *k* 个目标，传感器 *m* 检测到的第一个包与最后一个包的时间间隔可表示为：

$$\Delta t_{k}^{m} = t_{k,2}^{m} - t_{k,1}^{m} \tag{5-1}$$

式中，如果移动目标只被检测到一次，则 $t_{k,1}^{m}=t_{k,2}^{m}$。

假设矩阵 G_{k}^{m} 表示为传感器 *m* 从目标 *k* 采集到的 RSSI 数据集，按时间升序排序。数据样本如下：

$$G_{k}^{m} = \begin{bmatrix} 00:16:EA:AE:3C:40,7/10//2019\ 10:20:30,-68 \\ 00:16:EA:AE:3C:40,7/10//2019\ 10:20:31,-70 \\ 00:16:EA:AE:3C:40,7/10//2019\ 10:20:35,-74 \end{bmatrix} \tag{5-2}$$

式中，每一行表示为传感器 *m* 在某一时刻采集的数据样本，包括目标 *k* 的 MAC 地址、时间戳和 RSSI 值。由于检测器在每次扫描时都会采集大量的 MAC 地址，因此有必要

按 MAC 地址对原始数据包进行分组，基本思路如图 5-3 所示。

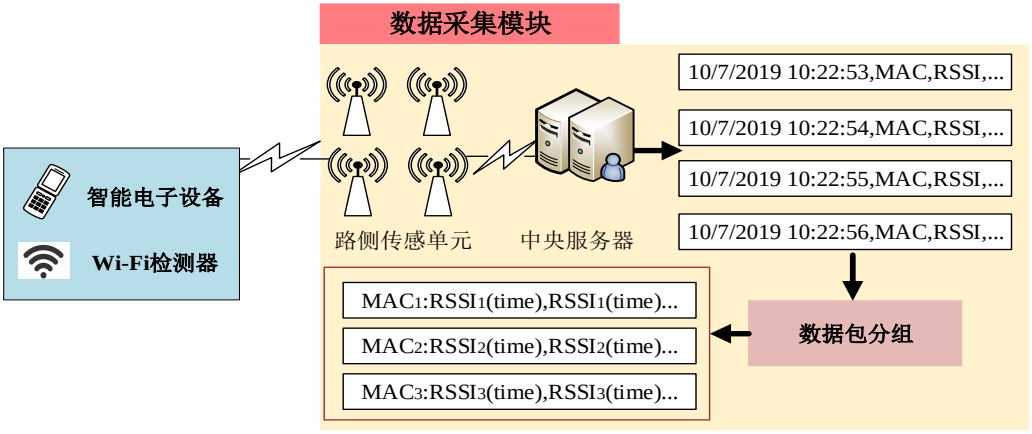


图 5-3 Wi-CL 系统的数据采集模块

5.3.2 数据处理模块

数据处理模块包括三个步骤：数据粗粒度分类，恢复丢包数据，消除信号噪声。具体操作如下所述。

（1）数据粗粒度分类

如 2.4.3 小节所述，在现场“车联网环境下 RSSI 连通性实验”中，发现当车辆驶过 120m 长的道路时（以约 32km/h 速度行驶、检测器以 10m 间隔部署），检测到的 RSSI 数据平均值为 6 个，即检出率约为 45.12%。相比之下，骑车跟步行等慢速交通移动方式的检测率约为 80~95%。考虑到快速移动的机动交通与骑车、步行等慢速移动的非机动交通在速度上具有较大差异，因此可先对采集到的 RSSI 数据进行粗粒度分类。

与 Lan 等人[101]提出的基于加速度计的交通移动模式分类方案类似，本文应用平均速度阈值法来进行粗粒度分类，其计算方法为：

$$v_k^m = \frac{\Delta l_k^m}{\Delta t_k^m} \tag{5-3}$$

式中，v_k^m 表示目标 k 在检测器 m 检测区域内的平均运行速度。平均车速小于或等于 7m/s（约 25km/h），那么该目标的移动方式视为非机动交通方式（例如骑车或者步行）。相反，视为机动交通方式（例如开车或者公交车）[102]。

此外，传统检测系统是由多检测数据源构成，理论上可以确定移动目标在检测范围区域内的唯一位置。而本文所提系统的数据源仅为单 Wi-Fi 检测器检测数据，无法获知移动目标的具体二维位置，仅可得知其与检测器之间的距离（即不包含方向信息）。换句话说，相同的 RSSI 值可能位于检测器的左侧或右侧，如图 5-4 所示。

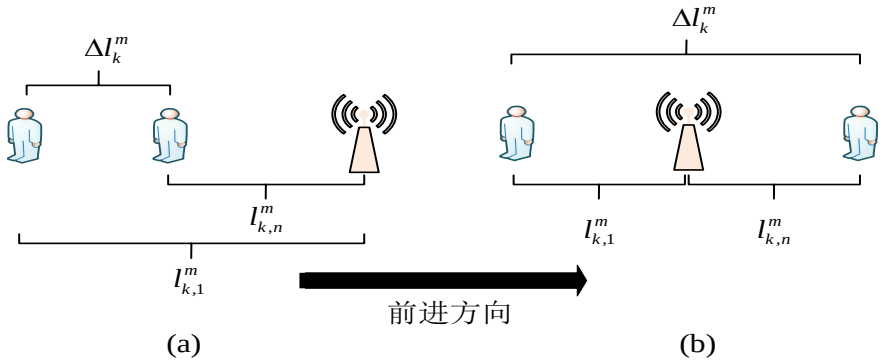


图 5-4 单检测器下直线距离定义

一般的解决方法是当 RSSI 值序列出现峰值（最小值或最大值），且峰值两侧数据大体上呈递增或递减趋势时，将峰值一侧视数据为左侧/右侧，另一侧数据视为右侧/左侧，如文献[2]。但如果 RSSI 数据样本过少时，则无法使用此方法。对此，在出现峰值基础上，可通过设置连接数阈值的方式剔除掉这类异常值，

$$\Delta l_k^m = \begin{cases} l_{k,2}^m + l_{k,1}^m, n_k^m \geq \varepsilon^m \\ 0, n_k^m < \varepsilon^m \end{cases} \tag{5-4}$$

式中，ε^m 为连接数的阈值，该阈值与检测器 m 的检测半径有关（即与检测器天线特性和天线类型有关）。当 $n_k^m \geq \varepsilon^m$ 表示第一个数据包和最后一个数据包在检测器 m 的不同侧面；否则，当 $n_k^m < \varepsilon^m$，令 $\Delta l_k^m = 0$，因为连接数太少会导致模式分类失败。在这项研究中，ε^m 的值设置为 4（因为在城市道路环境中，车速一般限制在 60km/h 内，即约 16.67m/s，经过 60m 长的检测区域时则至少需要 3.60s）。

经过上述处理，可将原始 RSSI 序列划分了机动交通和非机动交通两类。考虑到目前甄别机动交通和非机动交通技术相对成熟，后续的研究侧重于如何在非机动交通数据中精准甄别出骑车跟步行模式。

（2）恢复丢包数据

原理上，路侧单元可以采集到到智能终端设备经过检测区域内的所有连接数据。但实际环境中由于环境干扰等影响，有时无法检测到智能终端设备发出的检测请求帧，这称为“信号丢包”现象。如果出现丢包现象，该时刻采集到的 RSSI 值记为 NULL。已有研究证明，移动平均方法（Moving Average, MA）是一种适用于缺失信号修复的方法[103]。然而，原始的 MA 算法改变了整个原始 RSSI 信号序列。在此基础上，为较小对原始 RSSI 序列的过度修改，本文仅对缺失数据使用 MA。对于 MAC 地址 k，修改后的 MA 可表示为：

$$s_{k,i}^{ff}=\begin{cases}\dfrac{s_{k,i-w}^{ff}+\ldots+s_{k,i-1}^{ff}}{w}, s_{k,i}^{ff}\in \text{NULL}\\ s_{k,i}^{ff}, s_{k,i}^{ff}\notin \text{NULL}\end{cases} \tag{5-5}$$

其中，w 是给定的窗口大小，$s_{k,i}^{ff}$ 为剔除不准确数据后的 RSSI 信号序列的第 i 个值。窗口大小 w 对算法的性能有很大的影响。特别地，本文中 w 的值设置为 4。

（3）消除信号噪声

来自城市道路环境下采集到的 RSSI 值通常含有环境噪声，包括来自摩天大楼、隧道、车辆、混凝土墙和其他建筑材料造成的多径反射。因此，有必要在交通模式甄别之前消除这些噪声。目前主要的处理方法是使用一些滤波器来降噪，如卡尔曼滤波[56]、贝叶斯滤波[57]和粒子滤波[58]。然而，该类算法的主要思想是基于迭代优化。如果 RSSI 序列前几个观测值误差较大时，将严重影响算法的优化精度。在前期研究中[2]，提出了一种适用于室外环境下 RSSI 降噪的 CVKF 滤波算法。其通过嵌入一个速度常量滤波器，能有效解决此类问题。因此，在该环节中，本文使用 CVKF 算法对采集到的 RSSI 信号进行降噪处理。

5.3.3 特征提取模块

经过上述数据处理模型后，可进一步设计分类器对 RSSI 时间序列数据进行模式甄别。事实上，无论采用何种分类技术，只要隐含多交通移动模式的 RSSI 数据在特征空间中不存在高度重叠，即能实现无歧义分类[104]。目前，移动速度及其导数是交通移动模式分类的主要特征向量[38]。然而，在拥堵区域，不同交通移动模式之间移动速度较为相似，单凭速度特征并不能较好地区分各类交通移动模式。另一方面，由于系统成本和用户隐私，Wi-Fi 检测器无法采集到类似基于内置传感器数据分类方法所含的众多特征向量。因此，确定合适的特征向量具有重要意义。

虽然在深度神经网络中，特征选择通常是不必要的，但是本文发现使用原始 RSSI 信号序列作为输入并不能提供较高的预测精度。一些方法已经被应用于选择最相关的特征向量以获得更好的分类性能，如方差分析[105]和相对互信息[101]。RSSI 信号滤波后仍存在噪声，仅通过一些统计检验或互信息来选择排名靠前的特征是不够的[104]。Kalatian 等人提出基于 ReliefF 算法[106]进行交通移动模式特征向量选择，并根据重要度对所选特征向量进行排序[63]。然而，该算法可能会耗费较多的训练时间，因为它需要提取多达 15 个特征向量的信息。

在文献[63]基础上，本文提出从三类主要特征（时间相关变量、连接数变量和信号强度变量）中，分别选择重要度最高的特征向量作为模型的输入。

表 5-2 本文所用特征向量一览表

符号	特征向量	含义
$v_{k,t}^{vff}$	移动速度	检测区域内设备 k 在时刻 t 的移动速度
n_{k}^{nff}	连接数	检测区域内检测器采集到设备 k 的连接数
$s_{k,t}^{sff}$	RSSI 信号一阶导数	检测区域内检测器采集到设备 k 的 RSSI 信号一阶导数

这三个特征向量中，容易计算出连接数与 RSSI 信号一阶导数，但移动速度的估计却较难。Lesani 等人使用平均速度（Average Travel Speed, ATS）作为移动目标的移动速度[38]。这种方法的估计精度还有待提高，因为在实际交通环境中经常出现拥堵情况。Shi 等人使用实时移动速度（Real-time Travel Speed , RTS）作为移动目标的移动速度，即实时直线距离与时间的比值[107]。其主要思想可表示为：

$$v_{k,t}^{rff}=\frac{d_{k,t+\tau}^{eff}-d_{k,t}^{eff}}{\tau} \tag{5-6}$$

式中，$v_{k,t}^{rff}$ 表示检测区域内设备 k 在时刻 t 的移动速度，$d_{k,t}^{eff}$ 表示时刻 t 设备 k 到检测器的直线距离，距离估算方法见公式（4-2），τ 为连续两次检测的时间间隔。然而，该方法所用实时直线距离是基于未滤波 RSSI 值推导得出的。在上述研究基础上，本文基于 MA 算法对实时直线距离与时间的比值进行二次滤波[103]，以进一步减少噪声的干扰，称为实时滤波移动速度（Real-time Filtered Travel Speed, RFTS）。

5.3.4 模式分类模块

最后一个也是最重要的是模式分类模块。目前深度学习方法中，RNN 是处理此类时间序列数据较优的方法[74]。RNN 通过递归隐藏状态处理可变长度序列，隐藏状态每次的激活依赖于前一次的激活。因此，它非常适合解释重复序列数据。

本文假设分类模型的输入序列为 $x=\{x_1,x_2,...,x_t\}$。在当前时间 t，RNN 通过公式（5-7）更新其隐藏状态 h_t：

$$h_t=\begin{cases}0, t=0\\ \phi\left(h_{t-1},x_t\right), otherwise\end{cases} \tag{5-7}$$

式中，ϕ 是一个激活函数。RNN 中递归隐藏状态的更新可通过公式（5-8）实现：

$$h_t = g\left(Wx_t + Uh_{t-1}\right) \tag{5-8}$$

式中，g 是光滑有界函数，W 和 U 是权重。然而，RNN 一般是基于梯度的优化算法，这使得其训练长期序列变得困难。换句话说，随着时间的推移，容易出现“梯度消失”或“梯度爆炸”现象。相比之下，LSTM 可以较好地解决该问题。LSTM 内有一个可以读、写和删除的内存，这些函数允许它选择应该记住的数据[108]。本文所用 LSTM 模型的网络结构如图 5-5 所示。

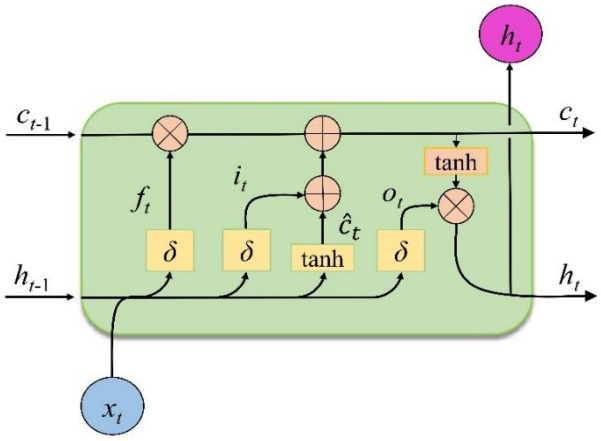


图 5-5 本文所用 LSTM 网络结构

式中，c_t 表示为 t 时刻的细胞状态，x_t 表示为 t 时刻的输入向量，h_t 表示为循环权重的隐藏状态。输入向量与隐藏状态首先进入遗忘门。遗忘门输出 f_i 可以计算为：

$$f_t = \delta\left(W_{uf}\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_{uf}\right) \tag{5-9}$$

式中，W_{uf} 为细胞状态与遗忘门之间的权值，b_{uf} 为遗忘门的加性偏差。第二步决定选择哪种输入。它有两个步骤，如公式（5-10）和（5-11）所示：

$$i_t = \delta\left(W_{ui}\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_{ui}\right) \tag{5-10}$$

$$\hat{c}_t = \tanh\left(W_{ug}\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_{ug}\right) \tag{5-11}$$

式中，W_{ui} 和 W_{ug} 为单元状态与输入门、外部输出门之间的权值。同时，b_{ui} 和 b_{ug} 是输入门和输出门的加性偏差。然后，LSTM 模型基于公式（5-12）输出更新 c_t：

$$c_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times \hat{c}_t \tag{5-12}$$

隐藏状态更新如公式（5-13）和（5-14）所示：

$$o_t = \delta\left(W_{uo}\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_{uo}\right) \tag{5-13}$$

$$h_t = o_t \times \tanh\left(c_t\right) \tag{5-14}$$

式中，W_{uo} 为单元状态与输出门之间的权值，b_{uo} 为输出门的加性偏差。此外，还采用了 sigmoid 函数 δ（.）和双曲函数 $tanh$（.）作为激活函数。最后，对于步行和骑车模式的决策，将最后一个 LSTM 单元提取的特征 h_t 放入单个感知器层中。模型的输出 h_θ 的计算如下：

$$h_\theta = \delta\left(W_\theta h_t + b_\theta\right) \tag{5-15}$$

式中，W_θ 是将全连接层（Fully Connected, FC）值传送到输出层的权矩阵，b_θ 是偏置因子。在公式（5-15）中，利用 sigmoid 函数 δ（.）对最后阶段单个神经元进行变换，计算出归类为步行或骑车模式的概率。每个检测器采集的包经过处理后被分割成一个窗口。如果窗口中有 P 个帧，则输入通过 LSTM 传递 P 次。如前所述，本文中窗口中的每一帧都有三个特征向量。特别地，本文设置 P 值为 4。

5.4 实验与结果分析

5.4.1 真实实验环境描述

（1）硬件平台



图 5-6 用于数据采集的硬件设备

本实验用于数据采集的硬件设备如图 5-6 所示。所用 Wi-Fi 检测器由中国成都 DataSky 公司生产的 DS-007，已被证明适用于室外环境[2]。从图 5-6 可以看出，采集到的数据可以通过电缆线或局域网实时传送到个人电脑上。对于短期现场实验，Wi-Fi 检测器可使用移动电源供电，对于长期现场实验则可以外接交流电源线。此外，卷尺还可以用于测量目标到 Wi-Fi 检测器之间的直线距离。特别地，在图 5-6 中，1 具体为 WiFi 检测器充电器（220v AC ~ 12v DC 电源转换器）; 2 具体为 DS-007 WiFi 检测器; 3 具体

为 Newsmy-W12 电池源; 4 具体为直流电源转换器（连接电池源和 WiFi 检测器）; 5 具体为卷尺; 6 具体为局域网电缆; 7 具体为笔记本电脑。在正式实验开始之前，本文对 DS-007 检测器进行了预实验，测试其扫描间隔、信号衰落率、方向不均匀性、检测率和丢包率等性能。Wi-Fi 检测器被放置在一条直线的一端，如图 5-7 所示，用红色矩形标记。

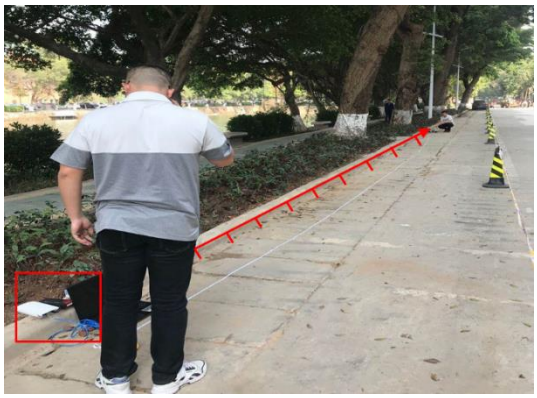


图 5-7 预实验测试环境

预实验期间，通过采集不同距离校准点的 RSSI 值，来校正公式（4-1）中的P_0和β值。将智能终端设备从相距 1 米的地方逐步移动到相距 15 米的地方，每次移动步长为 1 米，每个校准点获得 25 个 RSSI 值。通过计算测量值的均值和方差来剔除每个位置的异常值，即忽略了离均值 1 个标准差之外的数据。最后，根据公式（4-1）对 RSSI 数据进行对数插值，得到的拟合曲线如图 5-8 所示。

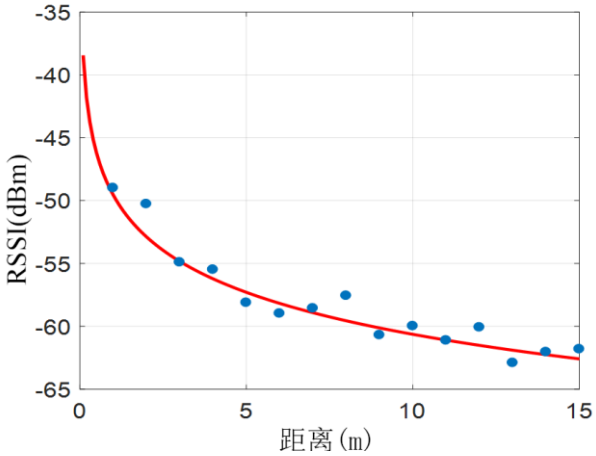


图 5-8 预实验中 RSSI-距离分布

其中，$P_0 = 49.51$，$\beta = 1.2$。对于 DS-007 检测器，校准后的无线信号传播模型如公式（5-16）所示：

$$s_{k,j}^{eff} = 1.2 \times 10 log_{10} d_{k,j}^{eff} + 49.51 \tag{5-16}$$

因此，将 RSSI-距离转化模型如公式（5-17）所示：

$$d_{k,j}^{eff} = 10^{\frac{49.51 - s_{k,j}^{eff}}{10 \cdot 1.2}} \tag{5-17}$$

此外，根据预实验测试结果，DS-007 Wi-Fi 检测器的有效检测区域可以近似为半径为 30 米的球体。这个半径略小于 Lesani 等人[38]使用 Wi-Fi 检测器（其有 50m 的半径范围）。事实上，检测器的有效检测范围取决于所选择的天线。对于增益较低的天线，虽然检测率较低，但速度估计的准确度会增加[62]。因此，本文假设当智能终端设备与 DS-007 Wi-Fi 检测器的直线距离小于 30 米时，所有的连接细节都会被检测器采集到。

（2）数据采集

在华南理工大学五山校区特定区域（由四条街道组成的圆圈）安装了 4 个 DS-007 Wi-Fi 检测器，采集测试者步行或骑车时的移动轨迹。实验区域属于一个大型的骑车交通步行网络（即实际车辆流量较少），因此是一个合适的地方来测试所提出系统和方法。在本文中，招募了来自华南理工大学智能交通实验室的 4 名志愿者参与数据采集，每名志愿者在实验期间围绕圆圈运动了 20 轮。测试者使用步行和骑车两种运动模式，每种模式记录的数据量相同。每位测试者都需要携带一部智能手机，并打开 Wi-Fi 按钮。每个检测器采集的轨迹数据被视为是具有独立移动模式。由于分析中使用的数据与所招募的测试者相关，所以真实交通模式是已知的。根据每个类的样本数量平衡数据集（在本文中，共有 80 条骑车数据和 80 条步行数据）。在 160 个样本运行中，70%用于校准模型，30%用于评估分类器的准确度[109]。



图 5-9 检测器位置及测试者移动方向

用于分析的实验数据采集于两个时间段：（1）2019 年 7 月 10 日 10:00 - 11:00，即平峰；（2）2019 年 7 月 10 日 12:00 ~ 13:00，即中午高峰期。划分为两个时间段采集的目的，是为了比较拥堵情况对模型分类准确度的影响。DS-007 Wi-Fi 检测器位置及测试者移动方向如图 5-9 所示。只有当两个检测器之间的距离远远大于检测器的覆盖面积时，检测器之间的相互干扰才可以忽略[38]。在这个实验中，检测器的位置被精心设计，使得检测器之间的感应范围不存在重叠。检测器之间的最短距离约为 200 m，大于每个检测器 30m 的检测半径（类似于文献[38]中使用的布设距离）。较大的距离可以提高精度，减少速度估计的误差。

特别说明的是，基于位置感知数据区分机动交通与非机动交通较为简单。此外，对于机动交通的细粒度分类，Lewandowski 等人提出一种基于 RSSI 信号数据的机动交通移动模式分类方法，能有效地甄别了三类机动交通（私家车、卡车和货车）的移动模式[110]。考虑到目前的研究工作不能直接用于区分步行和骑车，本文侧重于研究如何在非机动交通中甄别步行和骑车移动模式。

5.4.2 系统噪声处理性能分析

RSSI 信号的高波动是造成系统误差的重要原因之一，因此 RSSI 信号降噪能力是重要的性能指标之一。在文献[2]中，证明了 CVKF 滤波器可以有效地抑制由 RSSI 信号波动引起的定位发散，无论行人是处于静止还是低速运动状态。然而，无法确定 CVKF 滤波器是否同样适用于骑车，因为骑车的速度比走路快得多。因此，本文首先分析该系统的降噪性能。在实验中，路侧传感单元采集到 RSSI 信号的场景有三种：（a）测试者静止 80 秒，距离检测器 10 米；（b）测试者从距离检测器 30 米处步行靠近检测器，然后步行远离检测器至 30 米处；（c）测试者从距离检测器 30 米处骑车靠近检测器，然后骑车远离检测器至 30 米处。在步行/骑车时，要求测试者尽可能保持恒定的速度。真实位置是根据几个测量位置的参考点生成的。使用秒表记录测试者通过这些参考点的时间，然后在这些参考点之间插入以获得真实位置[59]。此外，本文假设测试者在两个参考点之间以固定的速度移动。

图 5-10 至 5-12 比较了三种场景下采集的原始 RSSI 数据和滤波后的 RSSI 数据。RSSI 滤波分别采用速度常量滤波（Constant Velocity Filter, CVF）、卡尔曼滤波（Kalman Filter, KF）和速度常量-卡尔曼滤波（Constant Velocity-Kalman Filter, CVKF）。如图 5-10 至 5-12 所示，在场景（a）~（c）中，检测器采集到的原始 RSSI 数据噪声较大。这意味

着，如果直接用于模式分类，将会导致很大的错误。例如，在图 5-10 中，即使在同一固定位置采集原始 RSSI 数据，在 0dBm~10dBm 之间波动。可以发现，CVF、KF 和 CVKF 算法在三类场景中都能在一定程度上抑制 RSSI 信号的波动。但是，KF 算法易受误差初值影响；CVF 算法易出现“过度拟合”现象（例如图 5-11 中 50~60s 时，图 5-12 中 12-17s 时），这可能是因为 CVK 算法的滤波原理是基于固定速度的，在实际情况下对 RSSI 峰值不够敏感；相比之下，CVKF 可以较好地克服上述两个困难。

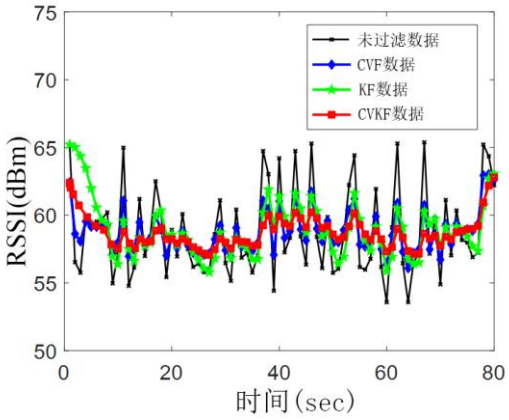


图 5-10 静止场景

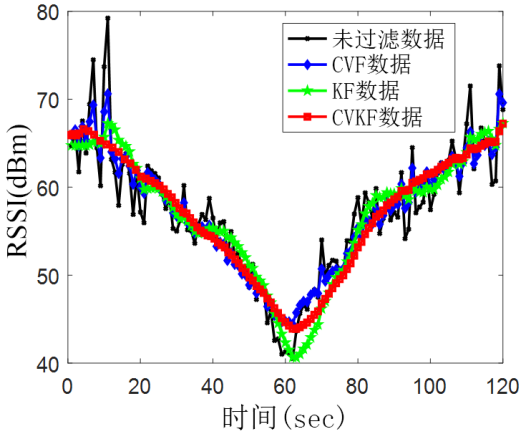


图 5-11 步行场景

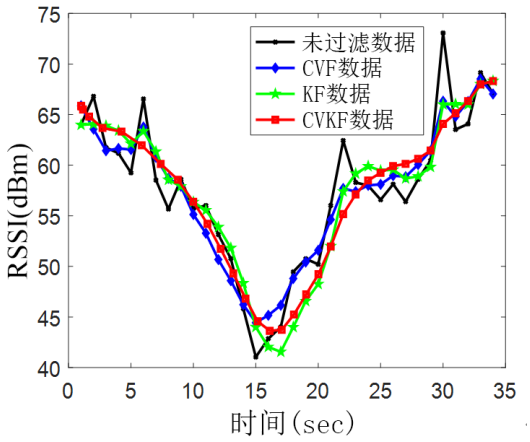


图 5-12 骑车场景

此外，通过将 RSSI 转换为距离，来评估所提滤波器的有效性。评价中使用的两个评价指标是平均误差和均方根误差。三种场景下 CVK、KF 和 CVKF 的估计距离误差如表 5-3 所示。可以发现，原始的 RSSI 在没有经过任何滤波处理的情况下所获得的距离估计值，无论是静止、行走还是骑车，都会有较大的误差。比较静止环境和运动环境（步行和骑车），无论是使用 CVF、KF 还是 CVKF 算法，运动环境下的平均误差和 RMSE 都比较大。这可能与人们在步行和骑车的环境中移动得更快，这导致了较大的信号波动有关。一方面，对于步行，CVKF 的平均误差为 5.74 m，与 CKF 和 KF 算法相比，分别

减少了 27.78%（7.94m）和 7.57%（6.21m）；另一方面，对于骑车，CVKF 的平均误差为 5.53 m，与 CKF 和 KF 算法相比，分别减少了约 19.74%（6.89m）和 18.68%（6.80m）。因此，可以认为在这三种场景下，CVKF 算法的滤波性能优于 CVF 和 KF 算法。值得注意的是，KF 算法在骑车环境下的平均误差（6.80m）大于步行环境下的平均误差（6.21m），说明它不能适应骑车环境的变化。相比之下，CVKF 算法即使在骑车速度较快的环境下也能保持较好的滤波性能。

表 5-3 比较三种情况下的估计距离误差

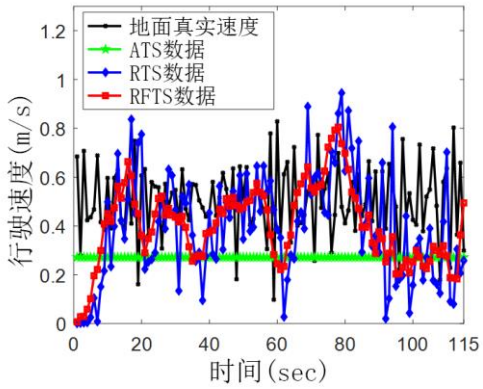
滤波算法		未滤波	CVF 算法	KF 算法	CVKF 算法
静止	平均误差	5.89	3.62	4.07	3.46
	均方根误差	3.91	1.51	2.68	1.21
步行	平均误差	15.01	7.94	6.21	5.74
	均方根误差	45.04	7.68	3.43	2.90
骑车	平均误差	11.31	6.89	6.80	5.53
	均方根误差	18.02	4.63	4.35	4.45

5.4.3 系统速度估计性能分析

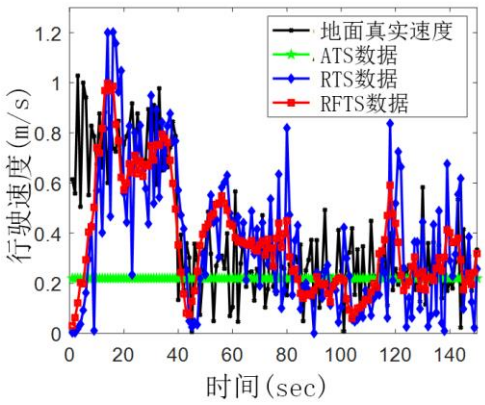
目前，基于智能终端设备的移动模式分类研究，主要以移动速度为特征向量。然而，大多数研究并没有验证其所用的移动速度精度。特别地，本小节验证基于 MAC 地址与 RSSI 信号提取移动目标速度的估计性能。为验证移动速度估计的准确度，使用专门的开源软件 Sensorlog 生成测试者的真实移动速度。它在研究工作中已经被证实可以有效地采集移动位置数据[111]。方便地，该应用程序可以直接从谷歌应用市场中下载。实验中，比较了四种场景下平均速度、实时移动速度和实时滤波移动速度的性能。四种场景分别为：（a）平峰时段的步行数据；（b）中午高峰期的步行数据；（c）平峰时段的骑车数据；（d）中午高峰时段的骑车数据。图 5-13 为三类算法在这四种场景下的速度估计值。

如图 5-13 所示，在平峰时段，即场景（a）与场景（c），步行和骑车的真实移动速度相对稳定。相反，在中午高峰时段，即场景（b）与场景（d），步行和骑车的真实移动速度急剧下降。例如，在场景（d）的 20-30s，骑车者的速度从 1.5～2m/s 迅速下降到 0.3～0.8m/s。这可能是由于学生离校导致道路环境中行人流量增加，骑车者不得不放慢速度。显然，ATS 算法很大程度上受到第一个和最后一个 RSSI 信号值的影响。一旦存在较大的误差，ATS 算法的精度会迅速下降。此外，它不能很好地反映运动目标在检测期间的速度变化。例如，在场景（b）和（d）中，ATS 算法在移动目标速度改变后仍然保

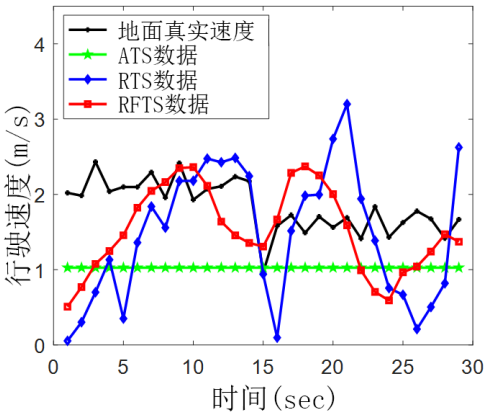
持原来的值。值得注意的是，当 RSSI 序列的前几个值的误差较大时，RFTS 算法的速度估计结果比 RTS 算法更接近真实移动速度。例如，在场景（d）中，RSSI 值在 0~5s 之间比较接近，使得 RTS 算法估计的速度值为 0m/s。而 RFTS 算法通过计算一个窗口内移动速度的平均值，最终平滑输出的结果是 0.5 m/s。



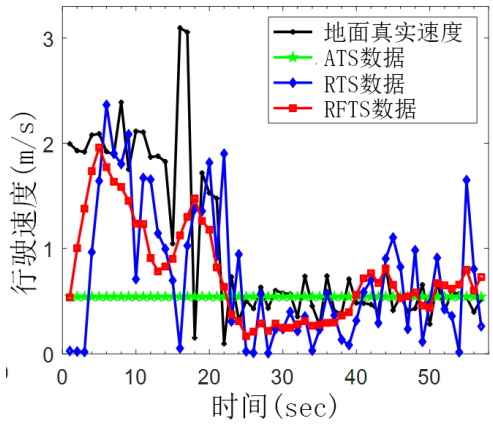
（a）平峰时段步行



（b）中午高峰期步行



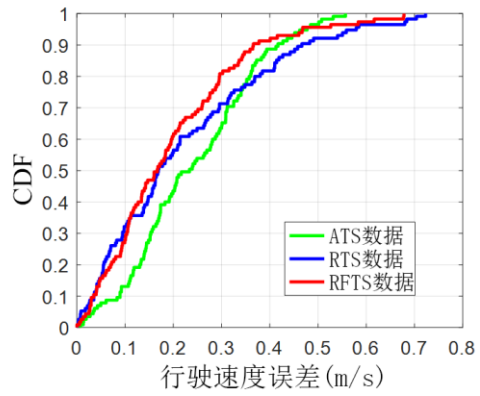
（c）平峰时段骑车



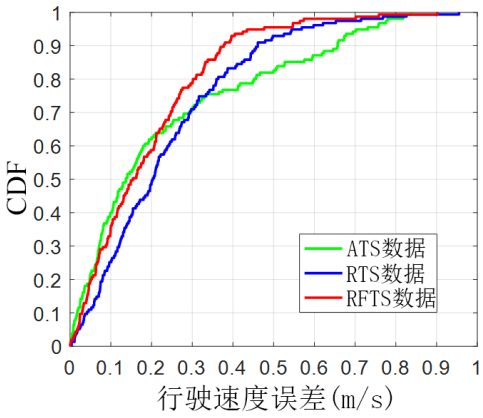
（d）中午高峰期骑车

图 5-13 四种情况下三种方法的估计速度

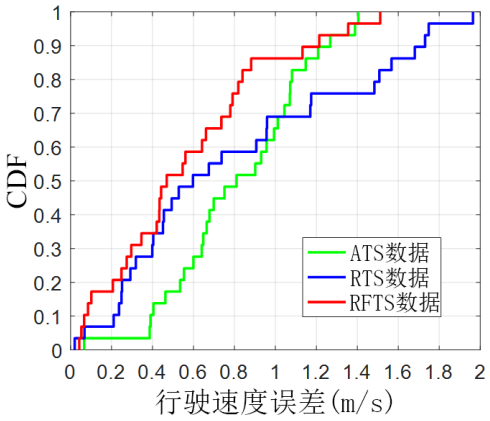
图 5-14 为三类算法在这四种场景下的速度估计误差累积分布函数。表 5-4 还展示了三种方法在四种场景下的行驶速度估计误差结果。结合图 5-14 和表 5-4 来看，RFTS 算法在四种场景（分别为 1.9m/s、0.19m/s、0.57m/s、0.42m/s）下的平均误差均小于 ATS 算法（分别为 0.24m/s、0.24m/s、0.82m/s、0.60m/s）和 RTS 算法（分别为 0.22m/s、0.23m/s、0.80m/s、0.58m/s）。RFTS 算法在四种场景下 90%的 CDF 误差分别为 0.38m/s、0.39m/s、1.25m/s 和 1.0m/s，也都小于 ATS 和 RTS 算法。不可避免的是，与步行环境相比，这三种算法在骑车环境下的移动速度估计误差相对较大。但值得注意的是，本文所提 RFTS 算法在三种算法中误差最小。也就是说，与本文讨论的其他算法相比，RFTS 算法在四种场景下更稳定，估计的移动速度更接近真实移动速度。



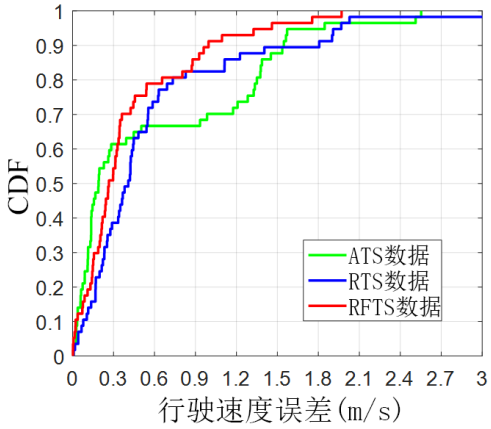
（a）平峰时段步行



（b）中午高峰期步行



（c）平峰时段骑车



（d）中午高峰期骑车

图 5-14 四种情况下三种方法的速度估计误差 CDF

表 5-4 比较四种情况下的估计速度误差

滤波算法		ATS 算法	RTS 算法	RFTS 算法
场景（a）	平均误差	0.24	0.22	1.94
	均方根误差	0.13	0.18	0.15
场景（b）	平均误差	0.24	0.23	0.19
	均方根误差	0.23	0.18	0.16
场景（c）	平均误差	0.82	0.80	0.57
	均方根误差	0.33	0.58	0.40
场景（d）	平均误差	0.60	0.58	0.42
	均方根误差	0.69	0.62	0.44

5.4.4 系统模式甄别性能分析

最后，将本文所用分类框架与逻辑回归（Logistics Regression, LR）[112]、支持向量机（Support Vector Machine, SVM）[113]、多层感知机（Multilayer Perceptron, MLP）[63]进行了分类性能对比。为公平比较，将四类模型参数调至最优：对于 SVM 分类器，选择

线性核函数，参数 C 设置为 1；对于 MLP 分类器，迭代次数为 200 次，优化方法为 ADAM，隐藏层层数为 2，隐藏层激活函数为 RELU，隐藏层层数为 4，输出层激活函数为 Sigmoid 函数，每批次大小为 20；对于 LSTM 分类器，输出和全连接层之间使用 RELU 激活函数，输出大小为 128，全连通层的大小为 1，输出层使用的激活函数为 Sigmoid 函数，损失函数为交叉熵损失函数，优化器为 ADAM。当批处理的数据长度不一致时，在数据前执行零填充操作。此外，对 RSSI 信号进行了相同的数据预处理和特征选择方法。对于每个分类器，本文在采集的数据集上执行 10 倍交叉验证。为了详细分析分类结果，本文构造了各算法的混沌矩阵，如表 5-5 所示。

实验在一台 Lenovo G40 计算机上 Linux 系统中进行，CPU 型号为 Intel（R） Core（TM） i5-4258U CPU @ 2.40GHz，Python 版本为 2.7.15，TensorFlow 版本为 1.12.0。分析中考虑的分类性能指标是准确度、精确率和召回率[109]。在表 5-5 中，标题列是实际的标签，标题行是预测的标签。矩阵展示了不同错误属性的错误比率。为了进一步分析本文使用的 LSTM 模型，训练的精度和损失如图 5-15 所示。

表 5-5 四类模型预测结果的混沌矩阵

分类模型	真实交通移动模式	预测交通移动模式		召回率	准确度
		步行	骑车		
LR	步行	21	3	87.50%	72.92%
	骑车	10	14	59.33%	
	精确率	65.63%	82.35%	-	
SVM	步行	24	0	100.00%	79.14%
	骑车	10	14	58.33%	
	精确率	70.59%	100%	-	
MLP	步行	24	0	100.00%	89.58%
	骑车	5	19	79.17%	
	精确率	82.76%	100%	-	
LSTM	步行	24	0	100.00%	97.92%
	骑车	1	23	95.83%	
	精确率	96.00%	100%	-	

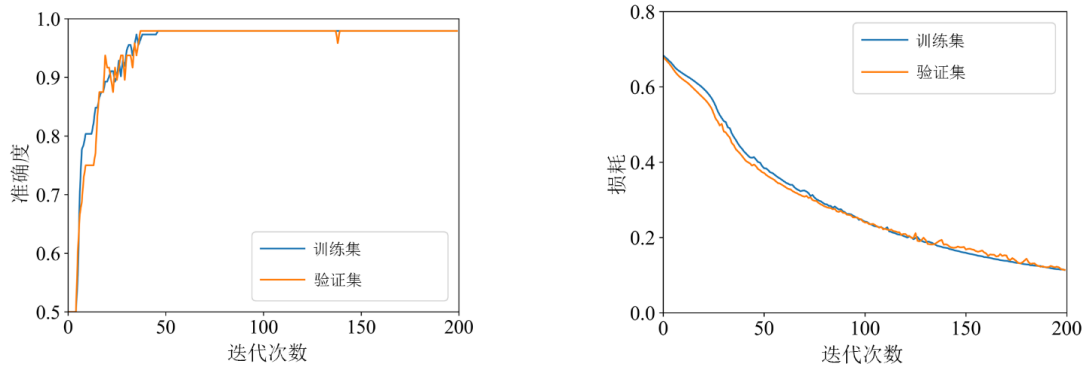
可以总结以下一些有趣的发现：

（1）分类过程从 LR 模型的训练开始。虽然标定过程较为简单，但 LR 的准确度并不令人满意，仅为 72.92%，是四类模型中最低的。与 LR 模型相比，SVM 模型的准确度为 79.14%，但仍低于 80%。与前两类模型相比，MLP 模型的召回率和精准率有所提高（这与 Kalatian 等人的研究发现一致[63]），但还不够。为了减少 MLP 的误差，提高移

动模式分类的预测精度，实验对比了 LSTM 算法。LSTM 模型的准确度为 97.92%，标记观测值的召回率和精准率均在 90%以上，高于前三种模型。结果表明，对于非机动交通的分类，LSTM 模型的分类性在四种模型中能取得最优的性能。

（2）骑车是召回率较低的模式。骑车模式下，四类模型的召回率分别为 59.33%、58.33%、79.17%和 95.83%。有大量观察到的骑车模式被分为为步行模式。这一错误可能反映了一个事实：在拥挤的区域/时间，例如中午放学的高峰时段，骑车和步行可能具有相似的移动速度。换而言之，这种共享的速度特征可能会使分类模型的甄别工作变得困难。在这种情况下，相较于其他三类模型，LSTM 模型的召回率仍然更为精确。在 24 次骑车观察中，正确分类了 23 次，只有 1 次骑车模式观察错误分类为步行模式，召回率为 95.83%。

（3）从准确率和损耗的角度来看，在训练过程中，LSTM 模型在前 50 次迭代时，准确率就已经达到 95%。这说明 LSTM 模型对非机动交通方式分类具有良好的效果。此外，LSTM 模型的损耗经过 100 次左右迭代后，已经显著降低。如图 5-15（b）所示，从第 150 次迭代开始，直到第 200 次迭代，其损耗已经变化不大。换而言之，LSTM 模型在第 200 次迭代时，已收敛至训练阶段的最优解。综上所述，LSTM 模型对于非机动交通的分类（步行和骑车）具有较好的分类性能，特别是还能适用于拥堵区域/时间，具有良好的鲁棒性。



（a）准确度　　（b）损耗

图 5-15 LSTM 模型不同迭代次数的分类性能

5.5 本章小结

针对传统移动模式甄别算法 “部署成本较高、甄别精度较低”的问题，本章首先剖析了城市交通信息检测系统的基本需求，厘清了基于无线传感信号实现移动模式被动式甄别功能的基本思路，并总结了传统移动模式甄别方法的不足。然后，针对现存问题，提出了一种低成本、易部署、高精度的移动模式甄别系统，便可实现移动模式的细粒度甄别。接着，详细介绍了该系统的基本组成模块及甄别原理。最后，通过现场实验检验了所提系统在单点检测数据条件下便能实现移动模式的细粒度甄别。该方法具有部署成本较低、实时性较高、甄别精度较高的优势，作为新一代智慧城市交通信息检测系统，可支撑断面与路况监测分析、多交通模式占比监测分析、区域 O-D 监测分析等服务。

第六章 总结与展望

6.1 总结

协同智能交通系统（Cooperative Intelligent Transport Systems, C-ITS）被视为解决城市拥堵、提供更优质出行服务的有效解决方案。路侧感知是车路协同系统的核心组成部分，感知数据的质量将直接影响各场景应用的效果和可行性。现有的路侧感知方案中多采用传统的交通传感器，如在地面上安装侵入式检测器或包含支撑结构的悬挂式检测器。但这些常规检测器安装和维护的费用较为昂贵，并会严重干扰交通正常运营。此外，这些传统检测器在设计之初并不是为了车路协同路侧感知量身定做，其核心指标较难满足车路协同的标准要求（如探测范围、探测精度、时延等）。

以上不足促使了用于智慧交通检测的低成本、易安装、高精度的位置感知技术的研发。在这些技术中，无线传感网络技术（Wireless Sensor Networks, WSNs）在数据采集、数据分析和数据管理方面展示了极大的应用前景。与此同时，受室外传感信号波动损耗、交通障碍物遮蔽干扰、路侧传感单元部署成本、移动模式甄别精度不足等影响，基于无线传感的位置感知与移动模式甄别技术在实际的大规模集成应用中仍存在部分亟待解决的问题。

本文以无线传感信号 RSSI 的采集分析、数据挖掘为基础，对车路协同环境下位置感知算法与移动模式甄别算法的应用进行研究，厘清了小范围场景目标定位与大范围场景目标定位的差异性，针对现存问题，提出了适用于 C-ITS 领域的、高精准度的、高实时性的噪声滤波、目标距离、位置检测和移动模式甄别成套解决方案，包括面向小范围场景目标的 RSSI 指纹定位方法、面向大范围场景目标的 RSSI 快速定位方法、面向大范围目标的 RSSI 鲁棒定位方法和基于单点检测数据的移动模式甄别方法，旨在提高基于无线传感信号的位置感知与移动模式甄别算法在车路协同环境下的可用性，为智慧城市交通信息检测系统的数据采集、实证分析及后续管理控制提供有效支撑。

本文的的主要研究内容和创新点，可凝练如下：

（1）厘清道路环境下 RSSI 信号波动特性，提出面向小范围目标精准定位需求的 RSSI 指纹定位方法，能在降低对训练样本依赖的同时实现较高的定位精度。针对小范围场景精准定位需求，基于指纹的定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统指纹定位方法存在“冗余数据较多、训练时间较长”的问题。对此，本文将局部线性嵌入方法扩

展到半监督学习机中，结合道路环境中车辆行驶特性，提出了一种基于流形降维的半监督极限学习机定位方法。离线阶段，基于改进的半监督学习拟合降维后的 RSSI 与位置的映射关系；在线阶段，将实时采集的 RSSI 数据进行流形降维后，输入到校准好的半监督学习机估计目标位置。同时，采用无迹卡尔曼滤波平滑初始估计位置。仿真及现场实验表明：本文方法在稀疏或密集传感器部署环境中，对不同行驶速度的车辆均能提供理想的定位精度，且训练时间短和样本量依赖性低。

（2）剖析道路环境下 RSSI-距离内在联系，提出面向大范围目标快速定位需求的 RSSI 快速定位方法，能在保持多项式拟合快速性的同时实现较高的定位精度。针对大范围场景快速定位需求，基于曲线拟合的测距定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统对数正态阴影模型存在“噪声干扰较大、拟合效果较差”的问题。对此，本文提出一种新颖的两阶段测距定位方法。离线阶段，使用分段多项式回归模型来拟合 RSSI-距离关系；在线阶段，使用速度常量-卡尔曼滤波算法平滑实时 RSSI 值，并基于校准好的分段多项式回归模型估计目标与检测器之间的距离。同时，使用无迹卡尔曼滤波平滑泰勒级数展开最小二乘法得到的目标位置估计值。现场实验表明：本文方法能有效抑制道路环境下无线传感信号的波动噪声，进一步降低距离估计误差峰值，并在保持较低计算复杂度的同时取得较优的定位性能。

（3）聚焦不同道路场景拟合模型泛化性能，提出面向大范围目标鲁棒定位需求的 RSSI 鲁棒定位方法，能在适当提高计算复杂度情况下实现广域场景鲁棒定位。针对大范围场景鲁棒定位需求，基于神经网络的测距定位是一种更为合适的技术方案。然而，传统神经网络算法存在“模型调参较难、计算复杂度较高”的问题。对此，本文改进当前回归神经网络寻优过程的不足，提出一种基于粒子群优化回归神经网络的 RSSI 测距定位方法。离线训练阶段，通过设计的粒子群优化回归神经网络模型构建 RSSI-距离之间的映射关系；在线阶段，基于构建好的 RSSI-距离映射关系将实时 RSSI 信号转为目标与检测器之间的欧氏距离。同时，基于贝叶斯框架滤波算法进一步平滑改进泰勒级数展开算法得到的目标初始位置。现场实验表明，该方案能在不同环境、不同速度、不同设备条件下均能保持良好的系统鲁棒性。

（4）挖掘路侧单元检测数据隐含交通信息，提出基于单点检测数据的移动模式甄别方法，仅用单个 Wi-Fi 检测器作为数据源情况下实现移动模式的细粒度甄别。针对城市交通信息检测系统“部署成本较低、实时性较高”的检测要求，基于 WSNs 的被动式检测是一种更为合适的技术方案。然而，现有移动模式甄别算法存在“部署成本较高、

甄别精度较低”的问题。对此，本文提出了一种基于 RSSI 的移动模式甄别系统。系统由数据采集、数据处理、特征提取和模式分类四个模块组成。数据采集模块负责采集智能终端设备发出的检测请求帧，并提炼相关数据。数据处理模块执行粗粒度分类、恢复丢包数据和消除信号噪声功能。特征提取模块进一步提取相关特征向量。模式分类模块由 LSTM 训练和 LSTM 预测两部分组成。现场实验表明，该系统能有效刻画用户实时移动速度特征，并进一步精准识别用户的移动模式。

6.2 应用前景

针对不同的定位需求，本文所提的四类方法各具特点、互补互成，并有机集合形成了一整套适用于车路协同环境的基于无线传感信号的位置感知与移动模式甄别方案。本文所提成套解决方案，在大规模集成适用场景方面，如图 6-1 所示。

具体而言，可进一步细分如下：

（1）基于半监督学习的小范围场景目标 RSSI 指纹定位方法，能在降低对训练样本依赖的同时实现较高的定位精度，适用于半封闭式隧道、城市高架桥底和城市峡谷密集建筑物等 NLOS 小范围场景，可支撑实现盲区预警、前方拥堵提醒和协作式自动巡航控制等服务；

（2）基于分段拟合的大范围目标 RSSI 快速定位方法，能在保持多项式拟合快速性的同时实现较高的定位精度，适用于计算资源有限、定位目标较多、时间较为急迫或传播环境相差较小的 NLOS 大范围场景，可支撑实现人群流量计数、弱势交通参与者预警和车辆碰撞预警等服务；

（3）基于 GRNN 的大范围目标 RSSI 鲁棒定位方法，能在适当提高计算复杂度情况下实现广域场景鲁棒定位，适用于计算资源充足、定位目标较少、时间较为宽裕或传播环境相差较大的 NLOS 大范围场景，可支撑人群轨迹跟踪、数据驱动的交通灯自适应控制和交通健康状态监测等服务；

（4）基于单点检测数据的移动模式甄别方法，仅用单个 Wi-Fi 检测器作为数据源情况下实现移动模式的细粒度甄别，具有部署成本较低、实时性较高、甄别精度较高的优势，作为新一代智慧城市交通信息检测系统，可支撑断面与路况监测分析、多交通模式占比监测分析、区域 O-D 监测分析等服务。

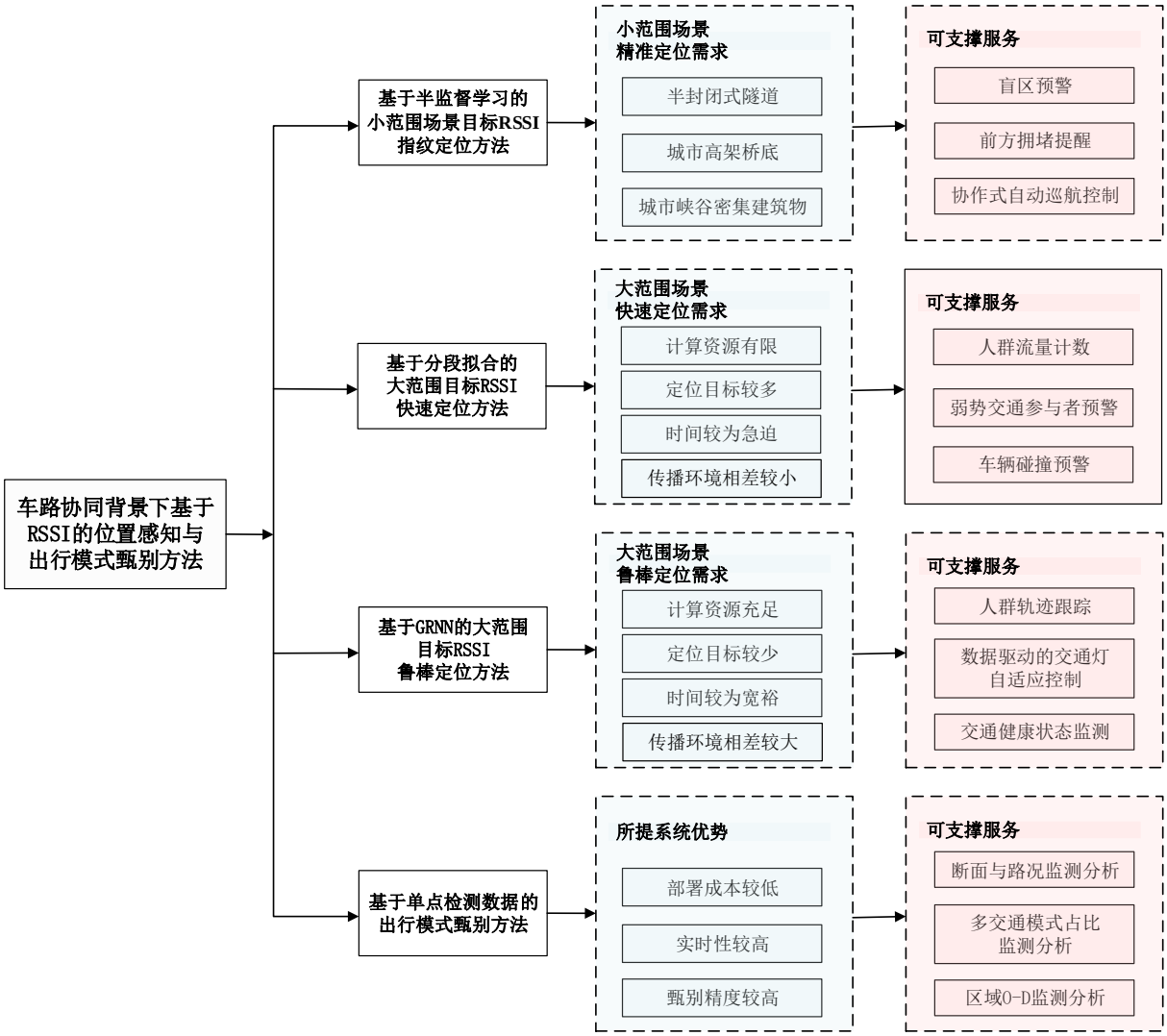


图 6-1 本文所提方法的具体应用场景

6.3 研究展望

整体来看，本文针对车路协同环境下基于 RSSI 的位置感知及移动模式甄别技术中存在的问题进行了探索，给出了初步的解决方案，在理论与实践方面都具有一定的参考价值。但仍然需要进一步完善现有工作，以应对不断发展的车路协同路侧感知发展趋势及需求。本研究下一步的主要工作将围绕以下几个方面开展：

（1）在不同道路环境下进一步验证算法的有效性。本文所提的三类位置感知算法及移动模式甄别算法均已在典型道路环境中进行了测试和对比，但为了进一步验证所提算法的有效性以及深挖更多问题和解决方案，本文下一步的工作将是在不同的道路环境下进行测试。此外，还需要开展不同车速的现场试验，深入探索其他流形学习算法（如 Isomap 映射）的定位精度和稳定性。

（2）在不同检测器设备条件下进一步完善融合感知方案。随着路侧感知技术的不断发展，能用于位置感知的设备也将越来越多，不同检测器设备具有不同的发射功率与数据格式。因此，本文下一步的工作将是探索如何融合不同检测器设备，基于多源数据融合以期实现更高的位置感知精度。此外，还需要构建保护用户隐私数据的训练模型（如联邦学习），深入探索如何在不触动用户隐私情况下采集交通管控数据。此外，在超高速移动场景下，例如高铁、地铁等移动模式，RSSI 技术的有效性及适用性，还有待进一步实测研究。

（3）5G 车联网环境下的实时位置感知技术研究。随着 5G 技术在我国的迅速发展，基于 5G 的车联网通信技术已成为车路协同领域的主要通信协议。5G 车联网环境下通信超低时延、大规模 MIMO 通道、信号波束赋形等特性都给交通目标实时位置感知技术带来了更多的可能性，同时也给研究人员提出了更高的要求与挑战。因此。深入研究如何基于 5G 车联网环境实时感知交通目标是未来的热门工作方向之一。

总而言之，随着无线通信技术、人工智能技术以及大数据挖掘技术等的不断深入发展，车路协同环境下基于 RSSI 的位置感知与模式甄别技术的重要性将会进一步得到体现。与此同时，也将给相关研究人员与行业从业者带来更多的挑战，该领域目前尚有诸多难点亟待深入研究。由于本人学识及能力所限，本文开展的研究只是一个初步探索，仍存在较多不完善、不成熟之处。关于车路协同环境下位置感知与移动模式甄别的研究任重而道远，值得广大研究人员进一步深入探索与挖掘。

参考文献

[1] Unleashing the potential of urban growth[M]. Population Fund. New York, NY: UNFPA, 2007.

[2] Huang Z, Zhu X, Lin Y, et al. A novel WIFI-oriented RSSI signal processing method for tracking low-speed pedestrians[C] // 2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). IEEE, 2019: 1018–1023.

[3] 田彬, 赵祥模, 徐志刚, 等. 车路协同条件下智能网联高速公路通行效率信息自适应分发协议:NRT-V2X[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6).

[4] 徐志刚, 李金龙, 赵祥模, 等. 智能公路发展现状与关键技术[J]. 中国公路学报, 2019, 32(8): 1–24.

[5] Alam N, Kealy A, Dempster A G. Cooperative Inertial Navigation for GNSS-Challenged Vehicular Environments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3): 1370–1379.

[6] Sjoberg K, Andres P, Buburuzan T, et al. Cooperative Intelligent Transport Systems in Europe: Current Deployment Status and Outlook[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(2): 89–97.

[7] Ansari K. Cooperative Position Prediction: Beyond Vehicle-to-Vehicle Relative Positioning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(3): 1121–1130.

[8] Alam N, Dempster A G. Cooperative Positioning for Vehicular Networks: Facts and Future[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1708–1717.

[9] Zhu F, Lv Y, Chen Y, et al. Parallel Transportation Systems: Toward IoT-Enabled Smart Urban Traffic Control and Management[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(10): 4063–4071.

[10] 中国人民共和国国家发改委员会. 中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要[EB/OL]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghwb/202103/P020210313315693279320.pdf.

[11] Abboud K, Omar H A, Zhuang W. Interworking of DSRC and Cellular Network Technologies for V2X Communications: A Survey[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 9457–9470.

[12] Yaqoob I, Khan L U, Kazmi S M A, et al. Autonomous Driving Cars in Smart Cities: Recent Advances, Requirements, and Challenges[J]. IEEE Network, 2020, 34(1): 174–181.

[13] 石勇. 基于无线信道衰落模型的智能车路协同系统通信性能分析[D]. 清华大学, 2015.

[14] 张心睿, 赵祥模, 王润民, 等. 基于封闭测试场的 DSRC 与 LTE-V 通信性能测试研究[J]. 汽车技术, 2020, No.540(09): 18–24.

[15] Feng S, Yan X, Sun H, et al. Intelligent driving intelligence test for autonomous vehicles with naturalistic and adversarial environment[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 748.

[16] Fascista A, Ciccarese G, Coluccia A, et al. Angle of Arrival-Based Cooperative Positioning for Smart Vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(9): 2880–2892.

[17] Brambilla M, Nicoli M, Soatti G, et al. Augmenting Vehicle Localization by Cooperative Sensing of the Driving Environment: Insight on Data Association in Urban Traffic Scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(4): 1646–1663.

[18] Tonguz O K, Zhang R. Harnessing Vehicular Broadcast Communications: DSRC-Actuated Traffic

Control[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(2): 509–520.

[19] Parker R, Valaee S. Vehicular Node Localization Using Received-Signal-Strength Indicator[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(6): 3371–3380.

[20] Gupta S, Hamzin A, Degbelo A. A Low-Cost Open Hardware System for Collecting Traffic Data Using Wi-Fi Signal Strength[J]. Sensors, 2018, 18(11): 3623.

[21] Bernas M, Płaczek B, Korski W, et al. A Survey and Comparison of Low-Cost Sensing Technologies for Road Traffic Monitoring[J]. Sensors, 2018, 18(10): 3243.

[22] Tasgaonkar P P, Garg R D, Garg P K. Vehicle Detection and Traffic Estimation with Sensors Technologies for Intelligent Transportation Systems[J]. Sensing and Imaging, 2020, 21(1): 29.

[23] Huang B, Mao G, Qin Y, et al. Pedestrian Flow Estimation Through Passive WiFi Sensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(4): 1529–1542.

[24] Huang Z, Xu L, Lin Y, et al. Citywide metro-to-bus transfer behavior identification based on combined data from smart cards and GPS[J]. Applied Sciences, 2019, 9(17): 3597.

[25] Adegoke E I, Zidane J, Kampert E, et al. Infrastructure Wi-Fi for connected autonomous vehicle positioning: A review of the state-of-the-art[J]. Vehicular Communications, 2019, 20: 100185.

[26] Alam N, Tabatabaei Balaei A, Dempster A G. Relative Positioning Enhancement in VANETs: A Tight Integration Approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(1): 47–55.

[27] Calabrese F, Colonna M, Lovisolo P, et al. Real-time urban monitoring using cell phones: A case study in Rome[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 12(1): 141–151.

[28] Michau G, Nantes A, Bhaskar A, et al. Bluetooth data in an urban context: Retrieving vehicle trajectories[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(9): 2377–2386.

[29] Spachos P, Plataniotis K. BLE Beacons in the Smart City: Applications, Challenges, and Research Opportunities[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2020, 3(1): 14–18.

[30] Belenguer F M, Martínez-Millana A, Salcedo A M, et al. Vehicle Identification by Means of Radio-Frequency-Identification Cards and Magnetic Loops[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(12): 5051–5059.

[31] Qin H, Peng Y, Zhang W. Vehicles on RFID: Error-cognitive vehicle localization in GPS-less environments[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(11): 9943–9957.

[32] Deng R, Di B, Song L. Cooperative collision avoidance for overtaking maneuvers in cellular V2X-based autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 4434–4446.

[33] Dhondge K, Song S, Choi B-Y, et al. WiFiHonk: smartphone-based beacon stuffed WiFi Car2X-communication system for vulnerable road user safety[C]// 2014 IEEE 79th Vehicular Technology Conference (VTC spring). IEEE, 2014: 1–5.

[34] Watanabe Y, Shoji Y. An RSSI-based low-power vehicle-approach detection technique to alert a pedestrian[J]. Sensors, 2020, 20(1): 118.

[35] Determe J-F, Singh U, Horlin F, et al. Forecasting Crowd Counts With Wi-Fi Systems: Univariate, Non-Seasonal Models[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020.

[36] Ma S, Wen F, Zhao X, et al. An efficient V2X based vehicle localization using single RSU and single

receiver[J]. IEEE Access, 2019, 7: 46114–46121.

[37] Li J, Gao J, Zhang H, et al. RSE-assisted lane-level positioning method for a connected vehicle environment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20(7): 2644–2656.

[38] Lesani A, Miranda-Moreno L. Development and Testing of a Real-Time WiFi-Bluetooth System for Pedestrian Network Monitoring, Classification, and Data Extrapolation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(4): 1484–1496.

[39] Danalet A, Farooq B, Bierlaire M. A Bayesian approach to detect pedestrian destination-sequences from WiFi signatures[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 44(JUL.): 146–170.

[40] Chan Y-T, Tsui W-Y, So H-C, et al. Time-of-arrival based localization under NLOS conditions[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(1): 17–24.

[41] Yang K, An J, Bu X, et al. Constrained total least-squares location algorithm using time-difference-of-arrival measurements[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 59(3): 1558–1562.

[42] Wang B, Zhou S, Liu W, et al. Indoor Localization Based on Curve Fitting and Location Search Using Received Signal Strength[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(1): 572–582.

[43] Yu F, Jiang M, Liang J, et al. 5 G wifi signal-based indoor localization system using cluster k-nearest neighbor algorithm[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2014, 10(12): 247525.

[44] Kasantikul K, Xiu C, Yang D, et al. An enhanced technique for indoor navigation system based on WIFI-RSSI[C]// 2015 Seventh International Conference on Ubiquitous and Future Networks. IEEE, 2015: 513–518.

[45] Liu K, Zhang H, Ng J K-Y, et al. Toward low-overhead fingerprint-based indoor localization via transfer learning: design, implementation, and evaluation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 14(3): 898–908.

[46] Sun W, Xue M, Yu H, et al. Augmentation of fingerprints for indoor WiFi localization based on Gaussian process regression[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10896–10905.

[47] Kuo S-P, Tseng Y-C. Discriminant minimization search for large-scale RF-based localization systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 10(2): 291–304.

[48] Huang G-B, Zhu Q-Y, Siew C-K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1–3): 489–501.

[49] Huang G, Song S, Gupta J N, et al. Semi-supervised and unsupervised extreme learning machines[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(12): 2405–2417.

[50] Chen C-H, Lee C-A, Lo C-C. Vehicle localization and velocity estimation based on mobile phone sensing[J]. IEEE Access, 2016, 4: 803–817.

[51] Gholami M R, Gezici S, Strom E G. A Concave-Convex Procedure for TDOA Based Positioning[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(4): 765–768.

[52] Chan Y-T, Ho K. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8): 1905–1915.

[53] Chen P-C. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation[C]// 1999 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (Cat. No. 99TH8466). IEEE, 1999, 1: 316–320.

[54] Biswas P, Liang T-C, Toh K-C, et al. Semidefinite Programming Approaches for Sensor Network Localization With Noisy Distance Measurements[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2006, 3(4): 360–371.

[55] Hata M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1980, 29(3): 317–325.

[56] Jondhale S R, Deshpande R S. Kalman filtering framework-based real time target tracking in wireless sensor networks using generalized regression neural networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 19(1): 224–233.

[57] Wang J, Gao Q, Yu Y, et al. Toward robust indoor localization based on Bayesian filter using chirp-spread-spectrum ranging[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 59(3): 1622–1629.

[58] Nguyen H A, Guo H, Low K-S. Real-time estimation of sensor node's position using particle swarm optimization with log-barrier constraint[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(11): 3619–3628.

[59] Zhuang Y, Yang J, Li Y, et al. Smartphone-based indoor localization with bluetooth low energy beacons[J]. Sensors, 2016, 16(5): 596.

[60] Jianyong Z, Haiyong L, Zili C, et al. RSSI based Bluetooth low energy indoor positioning[C]// 2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2014: 526–533.

[61] Wu P, Xu L, Huang Z. Imputation methods used in missing traffic data: a literature review[C]// International Symposium on Intelligence Computation and Applications. Springer, 2019: 662–677.

[62] Abedi N, Bhaskar A, Chung E, et al. Assessment of antenna characteristic effects on pedestrian and cyclists travel-time estimation based on Bluetooth and WiFi MAC addresses[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 60: 124–141.

[63] Kalatian A, Farooq B. Mobility mode detection using WiFi signals[C]// 2018 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2). IEEE, 2018: 1–7.

[64] Zheng Y, Li Q, Chen Y, et al. Understanding mobility based on GPS data[C]// Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing. 2008: 312–321.

[65] Dabiri S, Heaslip K. Inferring transportation modes from GPS trajectories using a convolutional neural network[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 86: 360–371.

[66] Stenneth L, Wolfson O, Yu P S, et al. Transportation mode detection using mobile phones and GIS information[C]// Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. 2011: 54–63.

[67] Reddy S, Mun M, Burke J, et al. Using mobile phones to determine transportation modes[J]. ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN), 2010, 6(2): 1–27.

[68] Yu J. Semi-supervised deep ensemble learning for travel mode identification[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 112: 120–135.

[69] Sohn T, Varshavsky A, LaMarca A, et al. Mobility detection using everyday gsm traces[C]// International Conference on Ubiquitous Computing. Springer, 2006: 212–224.

[70] Yang S, Wu Y-J. Travel mode identification using bluetooth technology[J]. Journal of Intelligent

Transportation Systems, 2018, 22(5): 407–421.

[71] Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi[J]. 2014.

[72] Zou H, Zhou Y, Arghandeh R, et al. Multiple Kernel Semi-Representation Learning With Its Application to Device-Free Human Activity Recognition[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, PP(99): 1–1.

[73] Li L, Guo X, Ansari N, et al. A Hybrid Fingerprint Quality Evaluation Model for WiFi Localization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 9829–9840.

[74] Vu T H, Dung L, Wang J-C. Transportation mode detection on mobile devices using recurrent nets[C]// Proceedings of the 24th ACM International Conference on Multimedia. 2016: 392–396.

[75] 林永杰, 黄紫林, 吴攀, 等. 基于半监督极限学习机的隧道内车辆 RSSI 定位方法[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(02): 243-255.

[76] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323–2326.

[77] Chang C-C, Dow C-R, Lin Y-B, et al. Adaptive attenuation factor model for localization in wireless sensor networks[J]. International Journal of Pervasive Computing and Communications, 2008.

[78] 夏颖, 马琳, 张中兆, 等. 基于半监督流形学习的 WLAN 室内定位算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 36(7): 1422–1427.

[79] Yu Z, Su L, Li L, et al. Question classification based on co-training style semi-supervised learning[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 1975–1980.

[80] 王金甲, 田佩佩. 用于 Android 手机活动识别的深度重构模型[J]. 高技术通讯, 2017, 27(07): 604-611.

[81] Fang S-H, Lin T. Principal component localization in indoor WLAN environments[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 11(1): 100–110.

[82] Committee I C S L M S, others. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications[J]. ANSI/IEEE Std. 802.11-1999, 1999.

[83] Gholami M R, Vaghefi R M, Ström E G. RSS-based sensor localization in the presence of unknown channel parameters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(15): 3752–3759.

[84] Bertuletti S, Cereatti A, Caldara M, et al. Indoor distance estimated from Bluetooth Low Energy signal strength: Comparison of regression models[C]// 2016 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS). IEEE, 2016: 1–5.

[85] 刘霞, 王运锋. 基于最小二乘法的自动分段多项式曲线拟合方法研究[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(3): 55–58.

[86] Luo Q, Peng Y, Li J, et al. RSSI-based localization through uncertain data mapping for wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(9): 3155–3162.

[87] Camp T, Boleng J, Davies V. A survey of mobility models for ad hoc network research[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2002, 2(5): 483–502.

[88] Huang Z, Xu L, Lin Y. Multi-stage pedestrian positioning using filtered WiFi scanner data in an urban road environment[J]. Sensors, 2020, 20(11): 3259.

[89] Li G, Geng E, Ye Z, et al. Indoor positioning algorithm based on the improved RSSI distance model[J].

Sensors, 2018, 18(9): 2820.

[90] Zhang Y, Xing S, Zhu Y, et al. RSS-based localization in WSNs using Gaussian mixture model via semidefinite relaxation[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(6): 1329–1332.

[91] Gharghan S K, Nordin R, Ismail M, et al. Accurate wireless sensor localization technique based on hybrid PSO-ANN algorithm for indoor and outdoor track cycling[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 16(2): 529–541.

[92] Wang X, Liu X, Wang Z, et al. SVM+ KF Target Tracking Strategy Using the Signal Strength in Wireless Sensor Networks[J]. Sensors, 2020, 20(14): 3832.

[93] Jo H-S, Park C, Lee E, et al. Path loss prediction based on machine learning techniques: Principal component analysis, artificial neural network and Gaussian process[J]. Sensors, 2020, 20(7): 1927.

[94] Jondhale S R, Shubair R, Labade R P, et al. Application of Supervised Learning Approach for Target Localization in Wireless Sensor Network[C]// Handbook of Wireless Sensor Networks: Issues and Challenges in Current Scenario's. Cham: Springer International Publishing, 2020, 1132: 493–519.

[95] Han Z, Mingxia C, Shunyan L. Research on Node Location Algorithm of Zigbee Based on optimized Neural Network[C]// 2020 International Conference on Computer Engineering and Application (ICCEA). IEEE, 2020: 693–698.

[96] Specht D F, others. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568–576.

[97] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of ICNN'95 International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995, 4: 1942–1948.

[98] Kalatian A, Farooq B. A semi-supervised deep residual network for mode detection in Wi-Fi signals[J]. Journal of Big Data Analytics in Transportation, 2020, 2(2): 167–180.

[99] Mohammadi S, Ismail K, Ghods A H. Development of a Positioning Technique for Traffic Data Collection Using Wireless Signal Scanners[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2020, 2674(5): 637–648.

[100] Patra S S, Muthurajan B, Chilukuri B R, et al. Development and evaluation of a low-cost wifi media access control scanner as traffic sensor[C]// 2019 11th International Conference on Communication Systems & Networks (COMSNETS). IEEE, 2019: 777–782.

[101] Lan G, Xu W, Ma D, et al. Entrans: Leveraging kinetic energy harvesting signal for transportation mode detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(7): 2816–2827.

[102] Parkin J, Rotheram J. Design speeds and acceleration characteristics of bicycle traffic for use in planning, design and appraisal[J]. Transport Policy, 2010, 17(5): 335–341.

[103] Dong Q, Dargie W. Evaluation of the reliability of RSSI for indoor localization[C]// 2012 International Conference on Wireless Communications in Underground and Confined Areas. IEEE, 2012: 1–6.

[104] Jahangiri A, Rakha H A. Applying machine learning techniques to transportation mode recognition using mobile phone sensor data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5): 2406–2417.

[105] Bolbol A, Cheng T, Tsapakis I, et al. Inferring hybrid transportation modes from sparse GPS data using

a moving window SVM classification[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2012, 36(6): 526–537.

[106] Kononenko I, Šimec E, Robnik-Šikonja M. Overcoming the myopia of inductive learning algorithms with RELIEFF[J]. Applied Intelligence, 1997, 7(1): 39–55.

[107] Shi X, Zhao X, Ye Z, et al. Estimating pedestrian walking characteristics by use of smartphone sensing: an experimental study[C]// CICTP 2017: Transportation Reform and Change—Equity, Inclusiveness, Sharing, and Innovation. American Society of Civil Engineers Reston, VA, 2018: 926–938.

[108] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735–1780.

[109] Soares E F de S, Revoredo K, Baião F, et al. A combined solution for real-time travel mode detection and trip purpose prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(12): 4655–4664.

[110] Lewandowski M, P\laczek B, Bernas M, et al. Road traffic monitoring system based on mobile devices and bluetooth low energy beacons[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2018, 2018.

[111] Alan H F, Arnrich B, Ersoy C, et al. Sensor Log: Bir Mobil Veri Toplama ve Etiketleme Uygulaması[C]// Proceedings of the 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2014). IEEE, 2014: 1375–1378.

[112] Bham G H, Javvadi B S, Manepalli U R. Multinomial logistic regression model for single-vehicle and multivehicle collisions on urban US highways in Arkansas[J]. Journal of Transportation Engineering, 2012, 138(6): 786–797.

[113] Chang C-C, Lin C-J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3): 1–27.

攻读硕士学位期间取得的研究成果

一、已发表（包括已接受待发表）的论文，以及已投稿、或已成文打算投稿、或拟成文投稿的论文情况：

序号	作者（全体作者，按顺序排列）	题目	发表或投稿刊物名称、级别	发表的卷期、年月、页码	相当于学位论文的哪一部分（章、节）	被索引收录情况
1	黄紫林 许伦辉 林永杰* 吴　攀 冯　斌	Citywide Metro-to-Bus Transfer Behavior Identification Based on Combined Data from Smart Cards and GPS	Applied Sciences	第 9 卷第 17 期，2019 年 9 月，页码:3597	第一章	SCI
2	吴　攀 许伦辉* 黄紫林	Imputation Methods Used in Missing Traffic Data: A Literature Review	In 11th International Symposium on Intelligence Computation and Applications（ISICA）	2020 年 5 月，页码: 662-677	第一章	EI
3	林永杰 黄紫林* 吴　攀 许伦辉	基于半监督极限学习机的道路内车辆 RSSI 定位方法	交通运输工程学报	2021 年，第 2 卷，页码: 243-255	第二章	EI
4	黄紫林 许伦辉 林永杰*	Multi-Stage Pedestrian Positioning Using Filtered Wi-Fi Scanner Data in an Urban Road Environment	Sensors	第 20 卷第 11 期，2020 年 6 月，页码:3259	第三章	SCI
5	黄紫林 朱仙媛 林永杰* 许伦辉 毛亚东	A novel WI-FI-oriented RSSI signal processing method for tracking low-speed pedestrians	In 2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety（ICTIS）, Liverpool, UK	2019 年 10 月，页码:1018-1023	第三章	EI
6	吴　攀 黄紫林* 骈宇庄 许伦辉 李金龙 陈凯勋	A Combined Deep Learning Method with Attention-Based LSTM Model for Short-Term Traffic Speed Forecasting	Journal of Advanced Transportation	第 2020 卷，2020 年 11 月	第五章	SCI
7	黄紫林 林永杰* 陈祈光 许伦辉	Wipedestrian: Low Cost Wi-Fi-Based Traffic Monitoring System for Tracking and Classification of Non-Motorized Traffic	In 2020 99th Transportation Research Board（TRB）, Washington, USA	2020 年 1 月	第五章	TRB

8	黄紫林 林永杰* 许伦辉	Robust federated learning approach for RSS-based pedestrian trajectory estimation	IEEE Transactions on Network Science and Engineering	拟投稿	第四章	SCI
9	林永杰 黄紫林* 陈祈光 许伦辉	WiCL: Low-cost WiFi-based Detection System for Non-motorized Traffic Monitoring and Mode Recognition	IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems	拟投稿	第五章	SCI

二、与学位内容相关的其它成果（包括专利、著作、获奖项目等）

序号	**作者（全体作者，按顺序排列）**	**题目**	**类型**	**状态**
1	林永杰 黄紫林* 许伦辉	一种用于跟踪低速移动车辆的RSSI 拟合方法	发明专利	已授权
2	林永杰 黄紫林*	一种基于 RSSI 和惯性导航的车载定位装置	实用新型专利	已授权
3	林永杰 黄紫林*	一种基于 RSSI 定位移动目标的微型装置	实用新型专利	已授权
4	黄紫林 林永杰* 许伦辉	一种便携式公交车上下车乘客数量计数装置	实用新型专利	已授权
5	林永杰 黄紫林* 许伦辉	一种基于机器视觉与红外传感器的无人驾驶小车避障系统	实用新型专利	已授权
6	林永杰 黄紫林* 许伦辉	一种用于辅助无人驾驶小车的视觉导航系统	实用新型专利	已授权
7	骈宇庄 黄紫林* 林永杰 詹煜清 吴　攀	一种基于 RSSI 的两客一危车辆预警装置	实用新型专利	已授权

致谢

凌晨灯光摇曳，完稿落笔之际，回首求学旅途，心中澎湃不已，千言万语涌起，但竟落笔无词。凛然间，浮现起本科毕业典礼时写的发言主题：“我学到了什么、看到了什么、以及未来想做些什么”。华园如歌，转瞬三年，迭矩重规，反躬自省。

“或作或辍，一曝十寒”。难忘受挫时槁形灰心、黯然伤神的落寞，难忘失意时嗒焉自丧、兵疲意阻的惆怅，难忘误解时踽踽独行、形影相吊的孤独；但更难忘调试实验、撰写论文的充实求知光阴，更难忘策划活动、统筹项目的学生工作时光，更难忘拼搏篮球、挥洒汗水的激扬青春岁月，更难忘昂首阔步、侃侃而谈的流光溢彩年华，更难忘通宵达旦、玉汝于成的竞赛拼搏日夜，更难忘三五知己、促膝长谈的挥斥方遒韶华。

“嘤其鸣矣，求其友声”。思绪飘回 80 余年前，有这么一群青年，在炮火连天中坚守着属于中国知识分子的傲骨，在战乱岁月里秉承着最极致纯粹的理想主义。所谓之“物质之损失有限，精神之淬励无穷，仇深事亟，吾人更宜努力”。当年明月有一句话：“将来你会遇到很多人，经历很多事，得到很多，也会失去很多，但无论如何，有两样东西，你绝不能丢弃，一个叫良心，另一个叫理想”。愿敬之、愿遵之、愿守之、愿传之。

“岁月静好，有人负重”。一张桌，一支笔，一白纸，甚感幸。能心无旁鹜地享受岁月静好、诗与远方，乃因许许多多在背后默默支持、关护着我的人。首先，感谢我的研究生导师许伦辉教授，是您给予了我宝贵的研究生求学机会。三年来，学业上您总是耐心细致地给予指点，生活里您总是无微不至地给予帮助，工作中您总是不厌其烦地给予教导。再者，想对我的联合培养导师林永杰老师说声万分的感谢。您不仅学术功底深厚，对学生指导更是殚精竭虑、事必躬亲。从选题到终稿，是您给予了我细心的指导和不懈的支持。此外，更是需要感谢俞礼军老师，是您点燃了我对学术的兴趣与热爱。

最后，感谢我可爱的家人朋友、实验室同学、同事及室友们。《The Lord of the Rings》中 Frodo 之所以能成功销毁魔戒，是因为他身边有 Gandalf、Aragorn、Legolas、Meriadoc、Peregrin、Samwise、Boromir、Gimli。而在我身边的是你们，在我任性的路上义无反顾地支持包容着我，在我快要坚持不了的时候不断鼓励着我，在我生活受挫灰心丧气的时候始终相信着我。要不是你们，我是断然不能完成硕士学位的攻读。

希望未来能尽享于科学现象之美、理论描述之美、世界结构之美：“He has both his feet on the ground”。向所有关心和帮助过我的长辈、老师和同学朋友致以最由衷的感谢！

二〇二一年四月 于华园

3.答辩委员会对论文的评语

（主要内容包括：1.对论文的综合评价；2.对论文主要工作和创造性成果的简要介绍；3.对作者掌握基础理论、专业知识程度、独立从事科研工作能力以及在答辩中表现的评价；4.存在的不足之处和建议；5.答辩委员会结论意见等）

针对车路协同环境下交通目标的位置感知与出行模式甄别问题，论文以“车路协同背景下基于RSSI的位置感知与出行模式甄别方法研究”为题进行分析研究，选题新颖，研究工作具有重要的理论意义与实用价值。

论文以无线传感信号RSSI的采集分析、数据挖掘为基础，对车路协同环境下位置感知算法与出行模式甄别算法的应用进行研究，厘清了小范围场景目标定位与大范围场景目标定位的差异性，针对现存问题，提出了适用于C-ITS领域的、高精准度的、高实时性的噪声滤波、目标距离、位置检测和出行模式甄别成套解决方案，包括面向小范围场景目标的RSSI指纹定位方法、面向大范围场景目标的RSSI快速定位方法、面向大范围目标的RSSI鲁棒定位方法和基于单点检测数据的出行模式甄别方法，旨在提高基于无线传感信号的位置感知与出行模式甄别算法在车路协同环境下的可用性，为智慧城市交通信息检测系统的数据采集、实证分析及后续管理控制提供有效支撑。

同时，学位论文中的中英文翻译较为恰当、准确，表明黄紫林同学具有良好的外语程度。引文完整规范，表明其具有较好的学术作风，研究结果具有一定的理论和应用价值，具有一定的学术水平。答辩过程中，作者表述清楚，回答问题准确。答辩委员会经无记名投票表决，一致同意黄紫林通过论文答辩，并建议授予其工程硕士学位。

论文答辩日期：2021年6月6日　　答辩委员会委员5人

表决票数：同意毕业及授予学位（5）票

同意毕业，但不同意授予学位（0）票

不同意毕业（0）票

表决结果（打“√”）：同意毕业及授予学位（√）

同意毕业，但不同意授予学位（　）

不同意毕业（　）

答辩成员签名	（主席）
答辩秘书签名	张沐林