

基于UWB的密集人流区域室内定位跟随算法研究

赵若涵, 亓相涛*

武汉商学院人工智能与大数据学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年4月23日; 录用日期: 2026年5月22日; 发布日期: 2026年5月29日

摘要

在当下的零售环境中, 传统的超宽带跟随系统存在两大核心难题: 一是必须让人佩戴标签才能定位, 不够灵活; 二是它对那些没戴标签的顾客“视而不见”, 在人头攒动的商场里, 这就等于有了感知盲区, 机器人很容易跟丢目标, 或者撞上突然出现的人。为了让UWB既能“看见”戴了标签的人, 也能感知到周围没戴标签的人群, 文章提出了一种“有源精准定位”与“无源群体感知”相协同的混合UWB感知新范式及其关键算法。研究创新性地设计了一套复用同一套UWB硬件的新框架, 该框架具备双重功能: 其一, 通过优化TDOA (到达时间差)算法, 结合环境感知来消除障碍物的干扰, 为佩戴标签的目标提供厘米级的稳定跟踪; 其二, 通过解析无线信号在空间传播中留下的痕迹(信道状态信息, CSI), 去反推周围人群的密度和整体的流动趋势。这就像同时拥有了高清摄像头和热力图, 既能看到清晰的个体, 也能感知到周围环境的温度。基于这一思路, 通过系统性的理论分析、模型构建与方案设计, 阐述了问题定义、架构创新与算法研究的逻辑闭环, 为解决密集动态场景下智能服务机器人的精准跟随与安全交互问题提供了全新的技术路径, 具有重要的理论意义与应用前景。

关键词

协同感知, 密集人流感知, 智能跟随, 智慧零售, UWB技术

Research on Indoor Positioning and Following Algorithm for Dense Crowd Areas Based on UWB

Ruohan Zhao, Xiangtao Qi*

School of Artificial Intelligence and Big Data, Wuhan Business University, Wuhan Hubei

Received: April 23, 2026; accepted: May 22, 2026; published: May 29, 2026

*通讯作者。

文章引用: 赵若涵, 亓相涛. 基于 UWB 的密集人流区域室内定位跟随算法研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(5): 483-492. DOI: 10.12677/csa.2026.165199

Abstract

In the current retail environment, the traditional ultra-wideband tracking system faces two core challenges: first, it requires people to wear tags for positioning, which is not flexible enough; second, it ignores customers who do not wear tags, resulting in a perception blind spot in crowded shopping malls. This makes it easy for robots to lose track of targets or collide with unexpected individuals. To enable UWB to “see” both those wearing tags and the surrounding untagged crowd, this paper proposes a hybrid UWB perception paradigm that combines “active precise positioning” and “passive group sensing” and its key algorithms. This study innovatively designs a new framework that reuses the same UWB hardware, which has two functions: first, by optimizing the TDOA (Time Difference of Arrival) algorithm and combining environmental perception to eliminate the interference of obstacles, it provides centimeter-level stable tracking for the tagged targets; second, by analyzing the traces left by wireless signals during their propagation in space (Channel State Information, CSI), it deduces the density and overall flow trend of the surrounding crowd. This is like having both a high-definition camera and a heat map, allowing one to see clear individuals while also sensing the temperature of the surrounding environment. Based on this idea, this study systematically conducts theoretical analysis, model construction, and scheme design to elaborate on the logical loop of problem definition, architecture innovation, and algorithm research, providing a new technical path for solving the precise following and safe interaction problems of intelligent service robots in dense dynamic scenarios, and has significant theoretical significance and application prospects.

Keywords

Collaborative Perception, Dense Crowd Perception, Intelligent Following, Smart Retail, UWB Technology

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景

随着物联网与智慧城市的发展,高精度室内定位与智能跟随的需求日益迫切[1]。在大型商超空间中,智能导购机器人正在成为提升顾客消费体验、优化运营效率的关键载体[2]。智能导购机器人要实现准确引导顾客至目标商品、稳定跟随顾客并在拥挤环境中灵活避障,都需要依赖对机器人自身、服务对象及周围环境的精准实时位置感知和场景理解。然而,传统室内定位在应对密集、动态、非结构化的复杂环境时面临着显著挑战。超宽带(UWB)技术具有精度高、抗干扰性强、穿透能力等优点,成为解决室内定位难题的核心方案[1][3]。因此,研究基于UWB的密集人流区域室内定位与跟随算法,具有重要的理论与应用价值[3]。但UWB技术“标签依赖”的特性限制了在真实零售场景中的落地应用[4],同时,缺乏对无标识人群的感知能力。本研究提出构建“有源精准定位”和“无源群体感知”相协同的混合UWB感知系统,旨在破解单一感知模式的局限,让机器人既能看清该跟的人,也能感受到周围的环境温度,在这两者之间找到一种平衡。

1.2. 研究现状

超宽带(UWB)技术在室内感知领域的研究大体沿着两条路径展开:一条是有源定位,另一条是无源

感知。近年来, 这两条路径开始呈现交汇融合的姿态。

1.2.1. 有源定位技术研究进展

有源定位以到达时间差(TDOA)、到达时间(TOA)等算法为基础, 借助多基站协同实现厘米级定位, 已成为机器人高精度跟随系统的核心技术支撑。不过, 密集人流和复杂货架布局带来的非视距(NLOS)传播, 始终是定位精度的一大挑战。围绕这一问题, 学界做了不少探索。

曾纪钧等设计了一种自适应 NLOS 信号抑制方法, 与卡尔曼滤波联合使用[5]。他们先对 NLOS 信号的协方差矩阵进行估计, 通过“白化”处理压制噪声干扰, 再用 RBF 神经网络在线修正卡尔曼滤波的误差。这种思路将传统滤波与机器学习结合, 在 NLOS 环境下能实现亚米级定位, 但方法仍依赖 UWB 单源信号, 面对持续动态的场景适应性还有提升空间。

李文博等则从组合定位切入, 提出在非视距环境下将自适应卡尔曼滤波与图优化相结合的 UWB/INS 方法[6]。他们用改进的 IGGIII 函数做 M 估计, 识别并重构 NLOS 信号, 再引入图优化框架, 把历史观测数据作为约束条件, 对定位结果进行全局优化。UWB 与惯性测量单元(IMU)紧耦合后, 平均定位精度达到 0.14 米, 明显优于单一 UWB。这项工作的贡献在于把图优化引入 NLOS 抑制, 但核心仍聚焦于“点目标”定位, 对环境那些没带标签的动态障碍物并未涉及。

田亚林等换了一个角度, 从深度学习入手, 提出 KF-LSTM 的 UWB 定位算法[7]。卡尔曼滤波先对 UWB 原始测量值做预处理, 滤掉高频噪声, 长短期记忆网络(LSTM)再学习定位结果的时序依赖关系, 对滤波输出进行二次修正。借助深度学习挖掘信号的时间相关性, 该方法在复杂环境下表现出较强的鲁棒性, 不过模型训练需要大量标注数据, 遇到人群突然涌入这类突发环境变化时, 响应能力会受到限制。

从这些研究可以看出, NLOS 抑制、多传感器融合和深度学习, 已经成为提升 UWB 有源定位鲁棒性的主要技术方向。但无论采用哪种路径, 它们关注的都是“有源标签”的精准定位, 对环境无标识人群的感知, 始终是一片空白。

1.2.2. 无源感知技术研究进展

无源感知的情况有所不同。UWB 信号在空间传播时, 信道脉冲响应(CIR)或信道状态信息(CSI)会留下细微的痕迹, 这些痕迹被人体活动调制后, 可以用来实现人体检测、呼吸监测甚至跌倒识别。杨狄等很早就指出, UWB 凭借高时间分辨率和强穿透性, 在非接触感知领域具备独特优势[8]。不过, 这类研究大多集中在个体级别的行为识别上, 对于“宏观群体态势”——比如人群密度分布、整体流动趋势——建模能力还比较薄弱, 更谈不上与有源定位系统形成协同。

1.2.3. 从多模态融合到信号协同

从多模态融合到信号协同, 一个值得关注的新动向正在出现。黄宇红等从无源物联网的视角提出, 通感一体化是 6G 时代的重要方向, 通过对同一无线信号同时进行通信与感知的联合解译, 可以让感知能力从本质上得到提升[9]。这个思路恰好为 UWB 技术突破“标签依赖”的瓶颈提供了新的可能: 在同一套硬件框架内, 主动测距信号和被动环境反射信号并行工作, 一边精准定位有源目标, 一边反演出无标识人群的宏观态势。

1.2.4. 本文方法与现有研究的对比

为了更清楚地说明本文方法的独特性, 下面将上述代表性研究与本文方案做梳理和对比。

文献[5]-[6][8] 都在努力提升有源定位的精度, 各自用不同方式抑制 NLOS 干扰, 但共同的局限也很明显——它们只盯住“点目标”, 对环境无标识人群这个同样重要的动态因素缺少感知能力。文献[7] 虽然涉及 UWB 无源感知, 但聚焦在个体级的行为识别, 和密集人流场景下需要的宏观态势感知还有距

离。文献[9]从理论层面提出了通感一体化的前瞻方向, 为信号协同提供了很好的思路, 但尚未落地到具体的技术方案。

相比之下, 本文方法在三个层面体现出差异:

1) 感知维度上, 现有研究要么做有源定位, 要么做无源个体感知, 本文第一次在同一硬件框架内把“有源目标精准定位”和“无源人群宏观感知”两件事放在一起做, 填补了密集人流场景下“点面结合”的感知空白。

2) 协同机制上, 不同于传统多模态融合需要额外叠加传感器, 本文在同一 UWB 硬件内部实现了“有源-无源”信号的深度协同: 无源感知模块产出的人群密度热力图, 反过来作为先验信息, 动态调整有源定位中 NLOS 链路的权重; 而有源定位输出的轨迹, 又为无源感知提供了空间校准的参考, 形成一个双向赋能的闭环。

3) 环境理解的层次上, 现有研究通过深度学习学习时序特征, 输出的仍然只是单点坐标; 本文的无源感知算法则同时输出“全场密度热力图”和“环境动态矢量场”两层态势信息, 让跟随系统从只能盯着一个点的“盲眼追踪者”, 变成能感知周围环境并提前规划的“智能协作者”。

总体来看, 现有研究在 UWB 有源定位精度提升和无源感知能力探索上已经有了不少积累, 但把这两者深度协同、在同一套硬件体系内实现“精准服务”与“环境感知”融合的工作, 目前还比较少, 尤其是从信号层面对宏观态势进行建模的技术方案, 更是不多见。这也正是本文试图切入和解决的问题。

1.3. 研究内容与创新点

1.3.1. 研究目标

本研究旨在让 UWB 技术在零售场景里既能“服务戴标签的人”, 也能“感知没戴标签的环境”。构建一套混合 UWB 系统, 核心是让“有源定位”和“无源感知”两种模式协同工作。在不增加额外硬件的前提下, 只用同一套 UWB 基础设施, 实现对佩戴标签的特定目标的高精度定位与跟随, 以及对周围没戴标签的普通顾客的实时感知。最终目标是在密集动态人流环境下, 智能服务系统既能精准服务, 又能感知全局, 成本可控、部署简单, 人机交互也更流畅、更聪明。

1.3.2. 研究内容

本研究立足于智慧零售场景中高精度服务与无感化环境感知的核心矛盾, 旨在构建一个基于“有源-无源”信号协同的混合 UWB 感知与智能跟随系统, 具体研究内容涵盖以下四个方面:

设计“有源-无源”协同工作的混合 UWB 系统总体架构。核心是从底层设计一套资源调度的协议, 让同一套 UWB 硬件既能主动测距, 也能被动侦听。两条数据流能稳定并行地跑起来, 使后续算法能够有施展的空间。

优化密集动态环境下的有源定位算法鲁棒性。商场里货架多、人流量大, 信号被遮挡、来回反射是家常便饭。针对货架与流动人群造成的严重非视距和多径干扰, 本研究将融合 IMU 数据与 UWB 信道本身的信道脉冲响应特征, 开发自适应的 NLOS 识别与抑制滤波算法, 以实现佩戴标签的服务目标连续、稳定的厘米级跟踪。

研发基于商用 UWB 信号的无标识群体感知算法。重点解决利用信道状态信息或信号强度序列实现宏观感知的难题。通过建立信号统计特征与人群密度、分布的映射模型, 并设计轻量化的时序分析与机器学习算法, 在边缘侧实时估计人群聚集热点、识别整体移动趋势, 为系统提供环境态势理解。

实现基于混合感知的智能跟随决策与路径规划。有了对环境的感知, 跟随机器人的运动规划从简单的轨迹跟踪升级为全局与局部相结合的双层优化, 使机器人能够提前规避拥堵区域, 并对无标识行人的突发穿插做出实时的避让响应, 最终生成一条兼顾跟踪精度与安全性的最优路径。

1.3.3. 创新点

本文的核心创新点在于, 从范式、算法到应用系统层面, 为解决 UWB 技术在复杂场景中感知维度单一的困局, 提供了一套完整的、渐进式的解决方案。

本研究突破了当前依赖硬件叠加的多模态融合范式, 提出了“有源-无源”信号协同的 UWB 感知新范式。这一范式并非简单复用硬件, 而是在同一套 UWB 硬件里, 让“有源”和“无源”两种信号深度协同, 将主动测距信号与被动环境反射信号进行统一调度、联合解译, 从信号根源上实现感知能力的倍增, 为 UWB 技术的“通信-感知-计算”一体化提供了新路径。

针对智慧零售中无标识人群感知的空白, 本研究设计了基于 UWB 信号宏观统计特征的轻量化群体感知算法。该算法摒弃了对个体进行精密追踪的高成本思路, 从信号的整体扰动里读出“人群密度”和“移动趋势”, 只靠 UWB 信号的宏观统计特征, 就能在边缘端实时反演出环境态势, 实现了在边缘设备上的低复杂度、高实时性场景态势理解[10]。相比视觉方案, 既避开了隐私问题, 也省去了高算力成本。

有了协同感知的输出, 使跟随系统从依赖单一坐标的“盲眼追踪者”, 进化成为能洞察环境并提前规划的“智能协作者”, 该系统从“感知-定位”到“感知-理解-决策-行动”, 形成了一个完整的闭环, 这一闭环显著提升了在真实密集人流场景中的实用性、安全性与智能化水平。

2. “有源-无源”协同的混合 UWB 感知系统架构

2.1. 系统总体设计

本章旨在阐明系统的整体框架, 核心设计思路围绕硬件复用、数据同源与功能协同展开, 旨在让单一硬件资源发挥出最大价值。

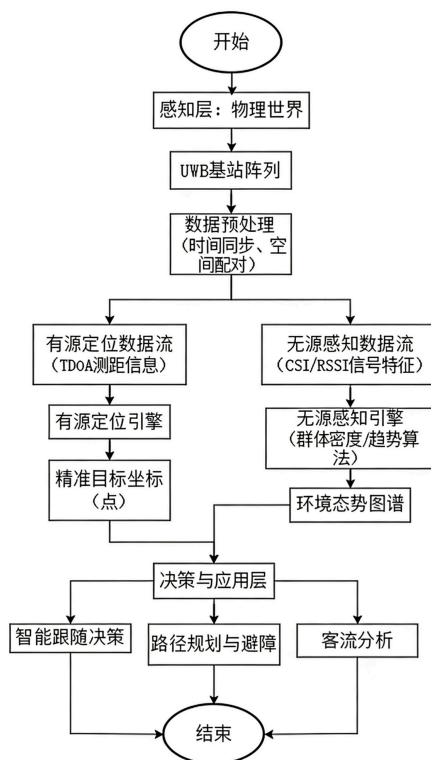


Figure 1. System overall architecture diagram

图 1. 系统总体架构图

整个系统在逻辑上划分为感知层、数据融合与理解层、决策与应用层三个层级，其总体架构与数据流转关系如图 1 所示，原始数据从底层的“UWB 基站”产出后，经由“预处理”模块，分流为“有源信号”与“无源信号”两条处理通道，两条通道的结果最终汇聚融合，支撑起上层的“智能跟随”等具体应用。

底层的感知层由部署在场景中的 UWB 基站阵列构成，这些基站同时承担双重任务，既作为锚点与有源标签进行双向测距通信，用来获取精准距离信息，又作为传感器持续监听环境无线信道，捕捉由人体反射或遮挡引起的信号波动。

中层的数据融合与理解层，是整个系统的智能中枢。来自不同基站、不同模式的数据，首先要过一道“时空对齐”的关——时间上得严丝合缝，确保不同基站、不同模式的数据流是同步的；空间上得统一坐标系，让所有数据都能对应到同一个物理空间里；随后，并行的有源定位引擎与无源感知引擎分别处理各自数据流，前者输出厘米级的目标坐标，后者解析出人群密度分布与整体移动趋势；这两路输出，一个给出精准的“点”，一个描绘出模糊的“面”，共同构成了系统对当前环境的完整理解。

上层的决策与应用层，有了底层的“点”和“面”为智能跟随、客流分析等具体应用提供高层次的决策支持，从而形成一个从物理信号采集到智能行为输出的完整闭环。

2.2. 硬件平台设计

为实现上述架构，硬件平台需围绕三大组件进行设计：UWB 基站是核心，其关键要求是必须支持原始信道脉冲响应(CIR)或信道状态信息(CSI)的获取，以便进行高精度的无源感知分析[4]；有源标签需要满足低功耗与小型化设计的要求，以提升用户体验与佩戴续航；计算单元则需要根据场景选择，如果场景集中、算力要求高，可以用边缘服务器；如果希望系统更分布、更灵活，可以把计算能力嵌入到基站或节点里。

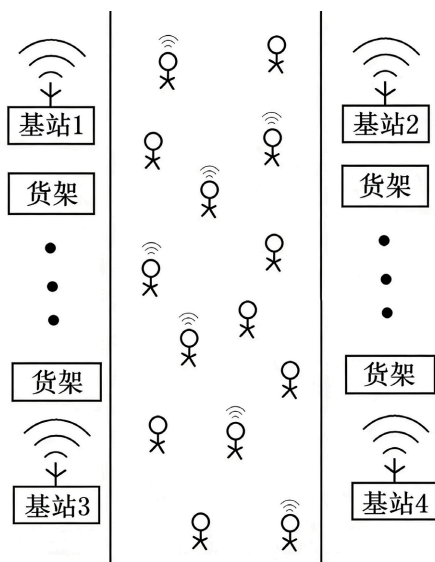


Figure 2. Base station deployment engineering diagram
图 2. 基站部署工程示意图

在典型的商超部署场景中，基站阵列的物理布局直接影响着系统的感知性能。以某标准零售空间为例，其部署方案如图 2 所示：四台 UWB 基站分别布设在货架区域的四个角落，形成矩形覆盖阵列。基站 1 与基站 2 位于一侧通道两端，基站 3 与基站 4 位于对侧通道两端。货架呈平行排列分布于区域中央，

构成密集的非视距传播环境。这种布局设计的考量在于：一方面，四角布设能够最大化对佩戴标签目标的视距覆盖概率，为 TDOA 定位解算提供良好的几何构型；另一方面，多基站环绕货架区的布局使得信号能够从多个角度穿透货架与人流，捕获丰富的人体反射与遮挡信息，为无源群体感知提供充足的多视角信号特征。基站之间的间距需精确测量并记录，作为后续空间配准的基础参数。

在软件与数据流层面，系统设计了并行的双数据流管道，并解决了协同的基础——时间同步与空间配准。时间同步是前提。所有基站之间，要么通过有线网络，要么靠高精度的无线校时协议，必须做到微秒级的同步。这一步做不到，TDOA 定位就没法做，多基站的数据也关联不起来[10]；同时，在部署阶段需精确测定所有基站在全局坐标系下的位置，从而将一切感知结果锚定到真实的物理空间之中。

3. 有源精准定位与无源群体感知算法研究

3.1. 有源定位算法优化

有源精准定位以基于到达时间差(TDOA)的高精度定位模型为基础，通过求解双曲线方程组来确定标签坐标[1]。在密集人流场景下，非视距传播是影响定位精度的主要因素。为应对这一挑战，本研究提出一种协同抑制策略：将无源感知算法实时生成的区域人群密度热力图作为先验信息，用于辅助判断基站-标签链路是否可能被人群遮挡[10]。当某条链路的传播路径穿越高密度区域时，系统动态降低该链路测量值在定位解算中的权重，或触发专用的误差修正算法，从而提升复杂动态环境下的定位鲁棒性与精度。

3.2. 无源群体感知算法

无源群体感知算法的目标是实现了对无标识人群的宏观态势理解，包括人群密度分布与整体移动趋势。本节将算法流程进行数学语言与伪代码的形式化表达，以提升算法的可复现性与严谨性。

3.2.1. 问题定义

设研究区域内共部署 M 个 UWB 基站，基站位置记为 $a_k \in R^2$ ($k=1,2,\dots,M$)。系统以离散时间 $t=1,2,\dots,T$ 进行采样，每个基站在每个时刻采集一组信道状态信息(CSI)序列。

无源群体感知的目标是：基于多基站采集的 CSI 数据，实时估计区域内的人群密度分布 $\rho(x,t)$ (其中 $x \in R^2$ 为空间位置)与整体运动矢量场 $v(t) \in R^2$ 。

3.2.2. 特征提取

令第 k 个基站在时间窗 $[t-W+1,t]$ 内采集的 CSI 幅度序列为 $r_k(t) = [r_k(t-W+1), r_k(t-W+2), \dots, r_k(t)]$ ，其中 W 为时间窗长度。

定义第 k 个基站在时刻 t 的特征向量 $F_k(t) \in R^d$ ，包含以下维度：
统计特征：

$$\sigma_k^2(t) = \text{Var}(r_k(t)) \quad (\text{幅度方差})$$

$$\varepsilon_k(t) = -\sum_n p_n \log p_n \quad (\text{幅度分布熵})$$

$$\mu_k(t) = \text{Mean}(r_k(t)) \quad (\text{幅度均值})$$

时频特征：

令 $S_k(t,f)$ 为 $r_k(t)$ 的短时傅里叶变换(STFT)，定义多普勒主频：

$$Doppler_k(t) = \arg \max_f |S_k(t, f)|$$

则特征向量为:

$$F_k(t) = [\sigma_k^2(t), \varepsilon_k(t), \mu_k(t), Doppler_k(t)]^\top$$

将所有基站的特征向量拼接为全局特征向量:

$$F(t) = [F_1(t)^\top, F_2(t)^\top, \dots, F_M(t)^\top]^\top \in R^{4M}$$

3.2.3. 人群密度估计

将研究区域离散化为 $N_x \times N_y$ 个网格单元, 网格中心坐标为 x_{ij} 。人群密度估计的目标是建立从全局特征向量到密度分布的映射。

定义密度映射模型为:

$$\hat{\rho}(x_{ij}, t) = M(F(t); \Theta)_{ij}$$

其中, $M: R^{4M} \rightarrow R^{N_x \times N_y}$ 为回归模型, Θ 为模型参数, $\hat{\rho}(x_{ij}, t)$ 表示网格单元 (i, j) 在时刻 t 的估计人群密度。

模型 M 可采用轻量级梯度提升回归树(LightGBM)或小型神经网络实现, 具体结构将在后续实验部分确定。训练时, 输入为 $F(t)$, 输出为对应时刻的真实人群密度(可通过视觉传感器或人工标注获取)。

融合多基站的密度估计结果, 生成全场密度热力图:

$$H(t) = \{\hat{\rho}(x_{ij}, t)\}_{i=1, j=1}^{N_x, N_y}$$

3.2.4. 运动趋势估计

为推断人群的整体移动趋势, 定义基站 i 与基站 j 在时刻 t 的特征相关性为:

$$C_{ij}(t) = \text{corr}(F_i(t - \Delta t), F_j(t))$$

其中, Δt 为时延参数, $\text{corr}(\cdot, \cdot)$ 表示皮尔逊相关系数。该相关性反映了信号波动在空间中的传播方向: 若人群从基站 i 区域向基站 j 区域移动, 则基站 i 在 $t - \Delta t$ 时刻的特征应与基站 j 在 t 时刻的特征高度相关。

构建相关性矩阵 $C(t) \in R^{M \times M}$, 其元素为 $C_{ij}(t)$ 。整体运动矢量 $v(t)$ 通过最大化加权相关性得到:

$$v(t) = \arg \max_v \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M C_{ij}(t) \cdot \delta(a_i - a_j - v\Delta t)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为指示函数(在向量差接近零时取 1, 否则取 0), 该优化问题的物理含义是: 寻找一个速度矢量 v , 使得在 Δt 时间内从基站 i 位置移动到基站 j 位置的基站对具有最大的相关性总和。实际计算中, 可通过对相关矩阵进行空间梯度分析来近似求解。

3.2.5. 算法输出

算法的输出包含两部分:

1) 全场密度热力图 $H(t)$: 反映当前时刻人群在空间中的分布聚集情况, 为上层决策提供静态环境态势;

2) 环境动态矢量场 $v(t)$: 刻画人群整体的移动方向和速度, 为跟随系统提供动态环境预测。

上述两部分信息共同构成对无标识群体宏观行为的量化感知, 支撑上层智能跟随与路径规划决策。

整个算法流程从底层的物理信号采集开始, 逐级向上抽象, 最终输出对群体行为的量化描述。图 3 以流程图形式直观展示了上述算法的数据流转与处理逻辑。

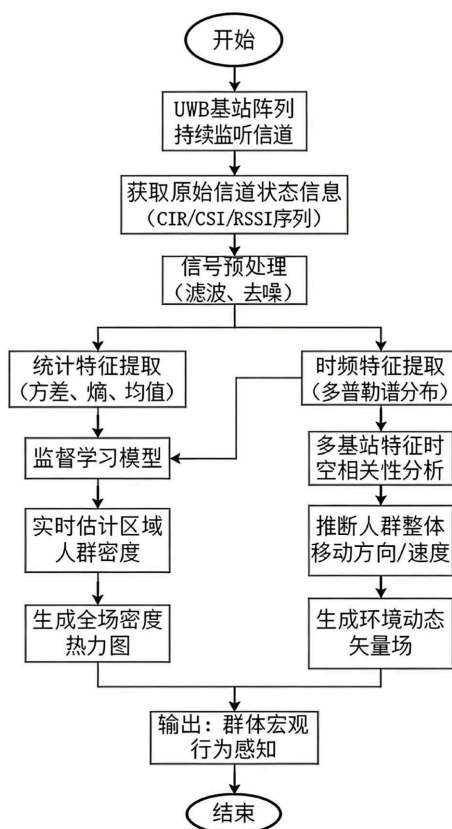


Figure 3. Flowchart of passive group perception algorithm
图 3. 无源群体感知算法流程图

4. 总结与展望

4.1. 研究成果总结

本研究源于智慧零售场景中的现实困境：UWB 技术虽能高精度定位，但必须依赖标签才能工作，在面对无标识人群时形成感知盲区，既制约了服务效率，也埋下了安全隐患。针对这一问题，研究提出了一种“有源-无源”协同感知的新思路，整体工作按照“问题定义-理论框架-模型构建-方案设计”的逻辑脉络推进。

研究从分析现有技术在密集、无标识人流场景下的感知局限入手，将核心科学问题凝练为：如何在同一硬件体制下，实现有源精准服务与无源环境感知的有机融合。在理论层面，研究突破了传统多模态融合依赖硬件叠加的惯性思维，提出了一种统一框架——在同一 UWB 硬件体系内，对主动测距信号与被动环境反射信号进行协同调度与联合解译。基于这一框架，研究完成了系统性模型构建：设计了支持双模并行的混合系统架构；建立了以无源群体感知为先验知识、用以增强有源定位鲁棒性的协同模型；提出了基于信号统计特征的无标识人群宏观感知算法。上述工作系统论证了“有源-无源”协同范式的理论合理性与技术可行性，为后续工程实现与实验验证奠定了模型与算法基础。

4.2. 主要贡献

本研究的主要贡献在于其理论突破与模型构建：

在理论上，研究阐述了 UWB 信号作为多维信息源的价值，阐明了有源定位与无源感知在信息与功

能层面的协同映射关系, 为破解复杂场景下的感知难题提供了新的方法论视角。

在模型与算法层面, 研究贡献了一套可直接指导工程实现的模型集合, 涵盖系统架构模型、协同抗干扰模型、群体感知算法模型以及智能决策模型。这些模型相互衔接, 共同构成了一个完整的技术解决方案, 为解决智慧零售中跟随安全与全场态势感知的行业痛点描绘了可行的技术路线。

在应用层面, 研究完成了一套原理验证系统设计方案, 明确了其向实际产品转化的路径与核心价值。

4.3. 展望

本研究目前侧重于理论框架与核心模型的论证与设计, 未来将首先依据本文的蓝图搭建实体实验平台, 在模拟真实场景中系统性地开展基准测试, 量化评估协同机制带来的性能提升, 并以此数据迭代优化算法模型。在此基础上, 可进一步探索基于深度学习的端到端感知算法以处理更复杂的行为模式, 并研究多目标场景下的数据关联问题。从长远来看, 推动硬件模块与边缘计算框架的标准化, 将是该项创新从理论走向产业、创造广泛价值的必然路径。

基金项目

武汉商学院大学生创业项目: 智能导购跟随者(202411654017)。

参考文献

- [1] 钟焘, 杨经纬, 方旭. UWB 室内定位技术的原理、应用与展望[J]. 重庆建筑, 2025, 24(11): 40-44.
- [2] 周菁. 智能导购机器人设计与研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 中国美术学院, 2014.
- [3] 曹磊, 符世琛, 张瀚元, 等. 面向室内移动建筑机器人的 UWB 定位非视距误差判断与缓解方法研究[J]. 仪表技术与传感器, 2025(12): 83-90.
- [4] 张伟, 梁艺铎, 赵保达. 基于时隙管理的 UWB 高精度定位系统设计[J]. 电子技术, 2025, 54(9): 30-31.
- [5] 曾纪钧, 温柏坚, 张小陆. 自适应 NLOS 信号抑制联合卡尔曼滤波的 UWB 定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(2): 355-360.
- [6] 李文博, 关维国, 时永宝. 非视距环境下基于自适应卡尔曼滤波与图优化的 UWB/INS 组合定位方法[J]. 测绘通报, 2025(10): 94-99.
- [7] 田亚林, 连增增, 王鹏辉, 等. 基于 KF-LSTM 的 UWB 室内定位算法[J]. 测绘通报, 2024(7): 95-99+151.
- [8] 杨狄, 唐小妹, 李柏渝, 等. 基于超宽带的室内定位技术研究综述[J]. 全球定位系统, 2015, 40(5): 34-40.
- [9] 黄宇红, 万鸿俊, 王楚豫, 等. 基于 RFID 的无源物联网无线感知研究现状与发展趋势[J]. 软件学报, 2026, 37(1): 425-441.
- [10] 谢朝云, 余科根, 郝传迟, 等. 基于非视距识别与误差补偿的 UWB 定位算法研究[J/OL]. 导航定位与授时: 1-17. <https://link.cnki.net/urlid/10.1226.v.20250905.1659.006>, 2026-03-05.