

技术交底书

(一) 发明或者实用新型的名称

一种面向Wi-Fi低分组速率的室内被动跟踪方法

(二) 所属技术领域

本发明涉及无线感知技术下的室内被动跟踪领域，该方法主要涉及基于Wi-Fi的室内被动定位技术和压缩感知理论。

术语解释：

无线感知技术（非传感器场景感知技术）是广泛应用于智慧物联网领域的关键技术之一，通过环境中已经部署的专用收发设备，复用Wi-Fi、RFID和蓝牙等无线信号，分析信号相关特征，最终实现对环境和人体活动的监测感知工作。

室内被动跟踪技术是无线感知技术的重要组成部分，通过从无线信号中提取人体运动所引起的信号传播模式变化的特征，如信号强度、到达时间和多普勒效应等特征，进而分析人体在室内环境中的位置和移动轨迹，提供实时的位置和行为信息。

菲涅尔区（Fresnel zone）是在发射端与接收端之间存在的一系列等焦距、同圆心椭球形区域，信号的发射端和接收端位于椭圆的两个焦点上。当人体处于不同菲涅尔区时，反射信号与直达信号的传播路径长度不同，导致收发端之间的信号也会呈现不同的叠加效果。当物体穿过多个菲涅尔区时，信号强度会周期性地增强和减弱，通过计算信号周期进行定位。

多普勒频偏 (Doppler Frequency Shift, DFS) 是人体在室内定位场景中，相对于Wi-Fi链路移动时，引起无线信号频率的变化。当物体靠近发射器时，接收器接收到的信号频率会高于发射器的发射频率；而当物体远离发射器时，接收器接收到的信号频率会低于发射器的发射频率。这种变化可用于检测物体的运动状态、速度以及方向。

反射路径长度变化率 (Path Length Change Rate, PLCR) 是Wi-Fi信号经过人体反射后，反射信号的传播路径长度的变化速率。PLCR反应目标相对于链路的引起的信号路径变化，是人体速度向量和椭圆法向量的内积。

压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 是一种信号处理和数据采集的理论和方法，旨在通过少量的非随机采样来获取和恢复原始信号或数据的完整信息。传统的信号采样方法通常按照奈奎斯特采样定理，以至少两倍信号带宽的采样率进行采样，从而保证能够准确重构原始信号。然而，对于具有稀疏性或低维结构的信号或数据，压缩感知理论表明可以以远远低于奈奎斯特采样率的方式进行采样，并通过稀疏表示或组合优化算法恢复原始信号。

(三) 背景技术

物联网是众多异构技术和通信标准的融合，旨在为数十亿台设备提供端到端连接。物联网智能设备的普及推动了面向无线设备应用的技术发展，目前研究技术可以从无线信号中提取运动信息的多样可能性，以非侵入方式定位或跟踪全身运动甚至手势。**Wi-Fi感知**是无线感知中一种重要的技术手段，通常用于人体活动识别、物体传感和定

位的任务中。当Wi-Fi信号碰到障碍物时，引起直达、反射和衍射等传播方式的变化。因此，由于人体在活动时位置、姿态等状态发生改变，所反射的Wi-Fi信号也产生相应的变化。不同类型、幅度、频率的动作对信号影响的程度不同，通过分析信号的特征和模式，完成对人体动作和位置的感知和识别。

基于商用Wi-Fi设备的传感系统可以通过Wi-Fi基础设施和网络实现广泛感知和大规模实地部署。多数早期系统使用接收信号强度指示（Received Signal Strength Indication, RSSI）来实现粗粒度的感知。伴随支持IEEE 802.11n标准和正交频分复用（Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM）技术的Wi-Fi设备的广泛使用，基于商用Wi-Fi设备的传感系统可以提取更加细粒度的信道状态信息（Channel State Information, CSI）。与RSSI相比，CSI可以显示每个子载波的详细测量结果。然而，现有的Wi-Fi网络通常用于通信，研究在最大程度地提高数据吞吐量和网络覆盖范围的方法，不为感知目标专用。因此，基于Wi-Fi的感知和定位服务需要持续更新算法来提高精度，而高复杂度的感知和定位算法可能直接妨碍Wi-Fi的上网等基本功能。由于边缘设备的计算资源有限，在低成本和低功耗的条件下如何提供Wi-Fi感知和定位服务是未来研究的主要挑战。

定位是确定被检测者在监测空间中的物理位置的过程，而跟踪旨在识别被检测者的物理位置跟随时间的变化。基于商业Wi-Fi设备的跟踪问题可以简化为一系列定位问题。传统的工作采用指纹定位法，预先收集室内各个位置的指纹特征构建指纹库，通过提取用户的指纹

特征与指纹库进行匹配，从而找到该指纹下用户所对应的当前具体位置。然而，指纹库的构建是一个劳动密集的过程，时间精力开销较大。

近年来，人们聚焦于Wi-Fi信号传播模型的细粒度推导，通过量化CSI动态与人体四肢运动的映射关系，已经实现了亚米精度并适用于非视距（Non Line of Sight, NLoS）场景的定位工作。Widar通过菲涅尔区和多普勒频偏联立一个同时估计人体速度和位置模型，以几何方式量化CSI动态与人体移动性之间的关系，实现分米级的定位精度。后续工作Widar2.0增加信号到达角度（Angle of Arrival, AoA）和飞行时间（Time of Flight, ToF）等信号特征，进一步扩展提高了Widar的跟踪和定位能力。在基于Wi-Fi的单用户被动跟踪方面，目前主要面临以下问题：现有Wi-Fi跟踪系统一般采用200Hz及以上的采样率，数据冗余且计算复杂，而单纯降低分组速率会严重影响其传感性能。上述问题的根本原因是数据不足无法进行基于菲涅尔区模型的精确目标速度测量，需要补充缺失数据。我们针对性的解决方案是引入压缩感知（Compressed Sensing, CS）模型补充缺失数据。

不同于传统的奈奎斯特采样方法，CS方法在信号采样过程中寻找稀疏解，以从远低于奈奎斯特采样率的样本中重建信号。在现实生活中，限制分组样本数量的问题常常出现在多种情境下：例如在设备数量有限、测量昂贵或耗时的情况下，或者在中子散射成像等情况下，压缩感知提供了有效的解决方案。CS的核心思想在于充分利用某些变换域下信号的稀疏性和测量结果与原始信号在这一变换域下的不相干性。因为大部分样本对信号重建的贡献较小，所以CS实质

上将采样和压缩合并为一个步骤，通过以最小的样本量来捕获包含最大信号信息的内容，从而消除了采集和存储大量样本的需求。

目前部分工作使用插值方法插入新数据使现有数据样本在时域上均匀分布，但本质上没有补充缺失数据。为在理论上实现低分组速率下的被动跟踪，我们提出一种面向Wi-Fi低分组速率的室内被动跟踪方法。本方法应用CS技术重建时域信号在频域上的信号特征，联立CS和菲涅尔区模型求解PLCR，以最小的样本量量化CSI动态与人体四肢运动的映射关系，最终确定人体位置并实时绘制移动轨迹。

(四) 目的

本发明旨在提出一种面向Wi-Fi低分组速率的室内被动跟踪方法，该方法可以实现远低于奈奎斯特采样频率下的实时跟踪定位，无需繁琐的设备部署和手动标定，提高了被动跟踪系统在真实场景下部署和应用的可行性。

(五) 技术方案

本发明的目的是提出一种面向Wi-Fi低分组速率的室内被动跟踪方法，该方法能够在远低于奈奎斯特采样频率的前提下，实现室内被动跟踪与定位性能。本发明的设计思路主要分为两个部分，分别为基于CS的PLCR特征构建部分和双链路频率组成比率识别部分。

基于CS的PLCR特征构建部分：在系统中，我们通过双链路Wi-Fi信号收集人体移动时的CSI信息，因为人体运动引起的动态频率分量是稀疏的，所以定义CS公式中的稀疏变换域为频域。本发明收集时域测量值 Y 来重建原始稀疏频域信息 θ ，其中测量矩阵 ϕ 和稀疏基 ψ 分

别设置为高斯随机矩阵和傅立叶基向量。将PLCR和CS模型结合，PLCR计算公式转化为一维稀疏重建问题。提取到的PLCR通过梯度积分计算得信号反射路径长度，并根据该路径长度和链路部署的位置参数构建菲涅尔区。

双链路频率组成比率识别部分：在系统中，人体行走速度可以沿着任意两个不平行的方向投影到两个速度分量中。当行走的方向发生变化时，两个速度分量的比值也会同步变化。本发明提出步行方向导航单元（Walking Direction Navigation Primitive, WDNP），通过估计两个速度分量的比值，也就是两个链路的PLCR比值，可以探究人体行走方向的变化。

(六) 有益效果

1. 本发明将CS理论引入菲涅耳区模型，以建立PLCR计算框架，并提出了一种步行方向导航单元来修复方向识别错误。在15Hz的超低分组速率下，实现米级的跟踪精度。
2. 相比于传统的基于菲涅尔区的定位方法，本发明以远低于奈奎斯特采样频率下获取CSI，大幅度降低了数据成本，更符合真实室内场景的需求和可行性。
3. 我们在不同场景和多种情况下都进行了实验，包括不同的室内环境、不同志愿者、不同轨迹、不同移动速度等，都可以实现快速准确的高性能的定位效果。

(七) 附图说明

(八) 最佳实施方式

下面结合最佳实施方式来对本发明方案进行详细的操作描述。

实施例：

在 4.8×4.8 m的室内开阔环境下，我们部署了三个配备Intel 5300网卡的商用设备来收集Wi-Fi信息，其中包括1个发射机与2个接收机。发射机装配单根天线，接收机线性装配3根天线，天线间距为2.5cm，均预装Ubuntu 14.04.4操作系统，信号频率范围为5.31~5.33Ghz。两条Wi-Fi收发链路相互垂直形成正方形的监测区域。Wi-Fi收发端均通过SSH协议连接到配备了英特尔i7-12700H CPU和16G RAM的笔记本电脑上，通过主机端的远程命令可控制数据的收发。最后，在Matlab中编写并执行代码。

基于CS的PLCR特征构建部分：

根据真实环境 4.8×4.8 m的定位区域，以该方形区域的中心为原点(0, 0)确定坐标系，将发射机 T_x 部署在(2.4, -2.4)的位置，接收机 R_{x1} 和 R_{x2} 分别部署在(2.4, 2.4)和(-2.4, -2.4)的位置。这里将1个发射机和*i*个接收机的坐标分别用 $\vec{l}_t = (x_t, y_t)^T$ 和 $\vec{l}_{ri} = (x_{ri}, y_{ri})^T$ 表示，以便后续公式定义。

首先，我们需要根据Wi-Fi信号的CSI计算出信号反射路径长度，构建多个菲涅尔椭圆。这里CSI的表达式如下：

$$H(f, t) = H_s(f, t) + H_d(f, t) = H_s(f, t) + A(f, t)e^{-j2\pi\frac{L_d(t)}{\lambda}},$$

其中 $H_s(f, t)$ 和 $H_d(f, t)$ 分别表示CSI的静态分量和动态反射分量， $A(f, t)e^{-j2\pi\frac{L_d(t)}{\lambda}}$ 表示动态信号的振幅和相位， $L_d(t)$ 表示动态信号反射路径长度， λ 表示无线信号的波长。而人体移动会引起动态信号传播路

径的变化。反射信号的传播路线是从发射机发出，经由人体反射，再被接收机接收，因此该路径长度即为人体到收发端的距离之和。菲涅尔区是指对应于以收发设备为焦点的一簇同心椭圆，定义最内层的椭圆为第一菲涅尔区，人体通过每个菲涅尔区层会导致信号的反射路径变化 λ ，动态分量的相位也随之变化 2π 。当人体随着动态分量沿反射路径位置移动 d 时，动态分量相位将偏移 $2\pi d/\lambda$ 。

人体在感知范围内穿越多个菲涅尔区会引起多普勒频偏和反射路径长度变化速率的变化。反射路径长度变化是多普勒频偏产生的根本原因，且两者可以相互计算转化。我们分别用 $f_d(t)$ 和 $r(t)$ 来表示DFS和PLCR，两者的关联公式如下：

$$f_d(t) = -\frac{1}{\lambda} \frac{d}{dt} L_d(t) = -\frac{r(t)}{\lambda} = -\frac{r(t) \cdot f}{c},$$

其中 f 表示通信频率， c 表示光速。上式表示信号反射路径求导后可得到信号反射路径变化速率，也就是PLCR。

然后，我们联立压缩感知理论建立菲涅尔椭圆。已知压缩感知的信号采集模型类似于传统感知框架，其中信号 X 通过测量矩阵 Φ 投影到测量向量 Y ：

$$Y = \Phi X,$$

其中， $X \in \mathbb{R}^n$ 为要被感知的信号； Φ 为 $m \times n$ 的测量矩阵， $Y \in \mathbb{R}^m$ 为测量向量。在传统的感知范式下， m 必须至少等于 n ；然而，CS表示 m 可以远远小于 n ，只要信号是稀疏的，或者原始信号在某些变换域几乎稀疏。但是一般的自然信号 X 本身并不是稀疏的，需要在某种稀疏基上进行稀疏表示。将稀疏域内的固定标准正交基确定为 $n \times n$ 稀

疏基 Ψ 。若 X 可以定义为稀疏域中的 $\sum_{i=1}^n \theta_i \Psi_i$ ，则压缩后的感知过程可以表示为：

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi \theta = A \theta,$$

其中， θ 为变换域中的稀疏信号， A 称为重构矩阵，为测量矩阵 Φ 与稀疏基 Ψ 的乘积。

我们选择测量矩阵 Φ 为高斯随机矩阵，稀疏基 Ψ 为傅里叶基， θ 为CSI频域上的稀疏信号。则压缩感知的过程变为一维PLCR序列的重构问题，我们从少量的时域CSI中计算得原始的频域信号 θ ，进而通过正交匹配追踪（Orthogonal Matching Pursuit, OMP）算法计算 $r(t)$ ，整个过程表示为：

$$r(t) = -\lambda f_d(t) = -\lambda \frac{d}{dt} \theta(t) = -\lambda \frac{d}{dt} \frac{Y(t)}{\Phi \Psi}.$$

每个链路上可得到的 $r = \lambda f/2$ ，当动态频率分量为 10-50Hz 时，对应的平均速度为 0.29-1.45m/s，满足人体正常行走速度。因此正常需要最大频率，也就是 50Hz 的两倍 100Hz 进行定位。但引入 CS 模型，我们仅用 50Hz 的分组速率直接重构 PLCR 进行定位。

由于 PLCR 只反映了多普勒频移，所以它不是运动目标的真实速度，目标速度和位置共同决定了目标反射路径的 PLCR。利用菲涅尔区模型，可以将 PLCR 转化为人体运动的真实速度。在 Widar 中，人体运动速度 $\vec{v} = (v_x, v_y)^T$ 在同心椭圆法向量上的投影是 PLCR。对于定义为第 i 个接收器的投影向量 $\vec{S}_i = (S_{xi}, S_{yi})$ ，可以得出：

$$\vec{S}_i \cdot \vec{v} = r_i,$$

其中 r_i 是指由第 i 个接收器计算出的一维 PLCR 序列。我们给定人类

的位置 $\vec{l}_h = (x_h, y_h)^T$ 来表示 \vec{S}_i ，公式如下：

$$\vec{S}_i = \frac{\vec{l}_h - \vec{l}_t}{\|\vec{l}_h - \vec{l}_t\|} + \frac{\vec{l}_h - \vec{l}_{ri}}{\|\vec{l}_h - \vec{l}_{ri}\|}.$$

最后，我们通过所有的 Wi-Fi 收发器链路建立了 PLCR r 和真实速度 \vec{v} 之间的关系。通过综合多个速度投影分量，也就是一维 PLCR 的时间序列，我们可以建立一个速度模型来求解真实的人体运动速度 \vec{v} 。 \vec{v}_{opt} 的最优解表示为：

$$\vec{v}_{opt} = ((\vec{S})^T \vec{S})^{-1} (\vec{S})^T r,$$

其中， $\vec{S} = (\vec{S}_1, \vec{S}_2, \dots, \vec{S}_I)^T$ 是所有投影向量组成的矩阵，而 $r = (r_1, r_2, \dots, r_I)^T$ 是所有 PLCR 组成的矩阵。通过对速度求积分，我们可以获得实时的用户位置。

双链路频率组成比率识别部分：

在两个接收机下，人体行走速度可以沿着任意两个不平行的方向投影到两个速度分量中。记从一个时间窗内的两链路获得的 N 个 PLCR 值，分别表示为 r_1 和 r_2 。当行走的方向发生变化时，两个法向速度分量的比值也会同步变化，存在对应的映射关系：

$$\frac{r_1}{r_2} \propto \frac{\|\vec{v}_{1,n}\|}{\|\vec{v}_{2,n}\|},$$

其中 $\vec{v}_{1,n}$ 和 $\vec{v}_{2,n}$ 分别是实际速度在两条链路法向量上的投影。

基于此映射关系，本发明提出步行方向导航单元，通过估计两个速度分量的比值，也就是两个链路的 PLCR 比值，可以探究人体行走方向的变化。在低于 50Hz 的分组速率时，修正 CS 中重构错误的 PLCR。计算 r_1 和 r_2 的元素乘积来构造 $N \times N$ 维矩阵，矩阵中的最大值为当前相对于两个链路的行走方向。模型如下：

$$\begin{cases} index_i = \arg \max_{i \in [1, N]} (r_1(i) \times r_2(j)) \\ index_j = \arg \max_{j \in [1, N]} (r_1(i) \times r_2(j)), \\ W = \frac{index_i}{index_j} \end{cases}$$

其中 W 为 WDNP, $index_i$ 和 $index_j$ 分别为矩阵最大值的横纵坐标。按照上式可以判断行走方向随时间的变化,并依据靠近或远离接收机修正 PLCR 符号。

DFS 的符号表示目标的移动是缩短还是延长反射路径。由于 DFS 和 PLCR 之间的符号相反,当目标缩短反射路径时,PLCR 的符号应为负;相反,当目标延长反射路径时,PLCR 的符号应该是正的。例如,如果我们确保目标已经延长了来自其中一个接收器的反射路径,则 WDNP 从高值减小到低值表明目标正在垂直地减小到另一个接收器上的反射路径。基于 WDNP 确定同一方向上的时间段,我们将该时间段内两个链路的 PLCR 值相加。对于总和较大的 PLCR,我们在此期间将总和的符号分配给 PLCR 的符号。因此,我们可以校正目标的移动方向,也就是 PLCR 的符号,降低跟踪误差。

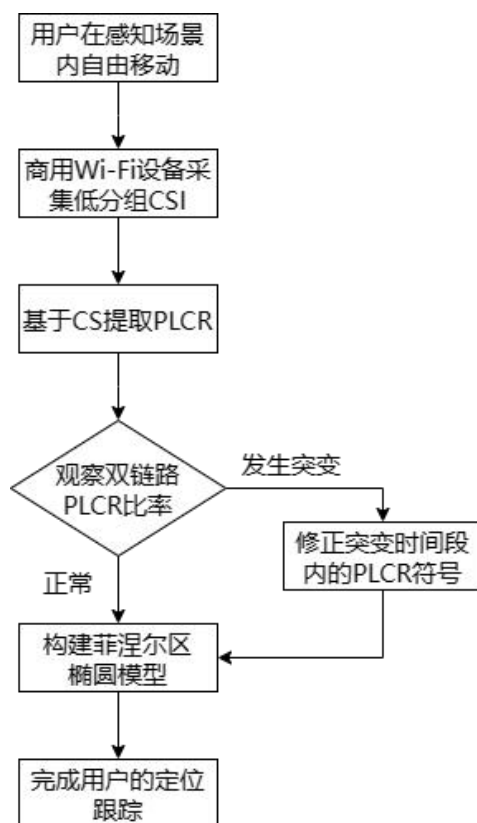


图1 一种面向Wi-Fi低分组速率的室内被动跟踪方法流程图

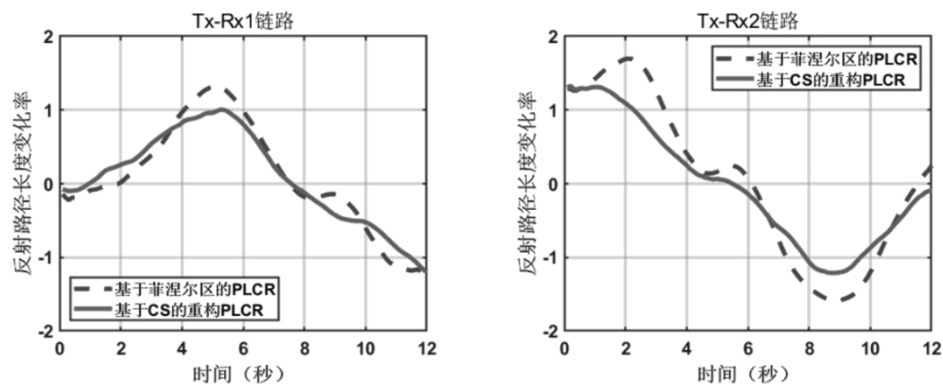


图2 基于OMP算法实现PLCR重构示意图

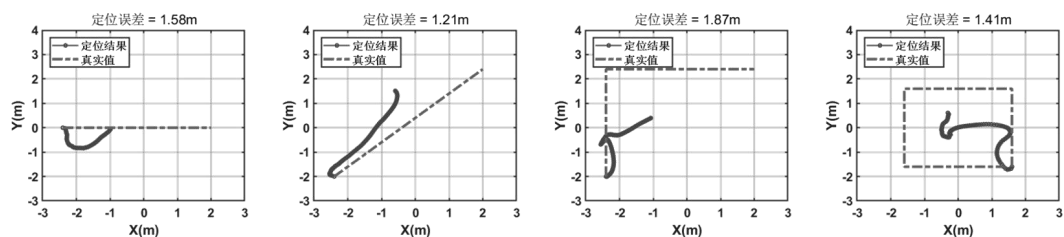


图3-1 50Hz分组速率下，基于菲涅尔区的被动跟踪效果图

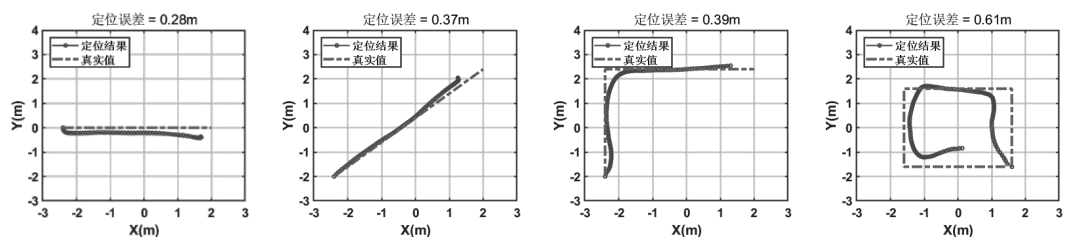


图3-2 50Hz分组速率下，基于压缩感知的被动跟踪效果图

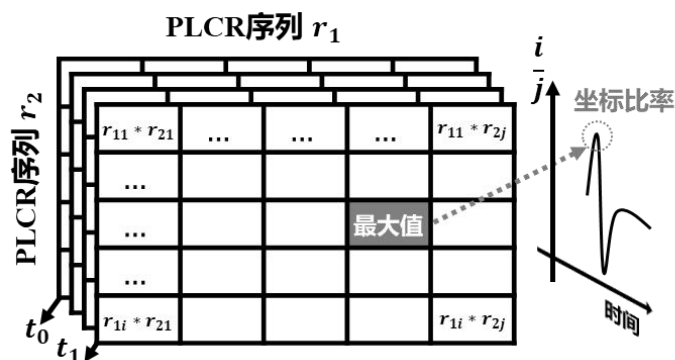


图4 步行方向导航单元示意图

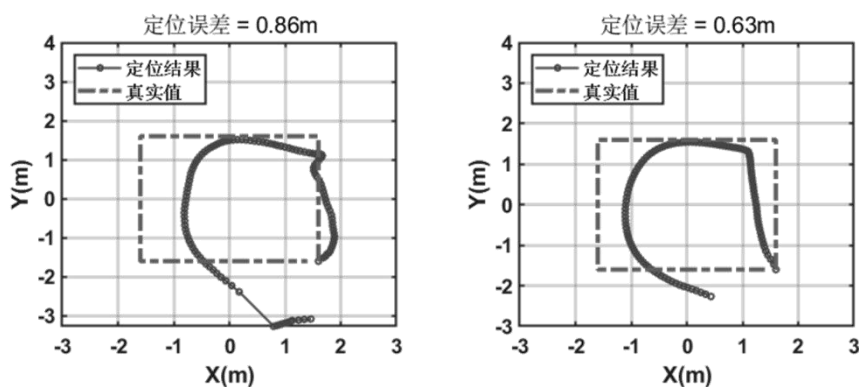


图5 WDNP修正错误定位示意图

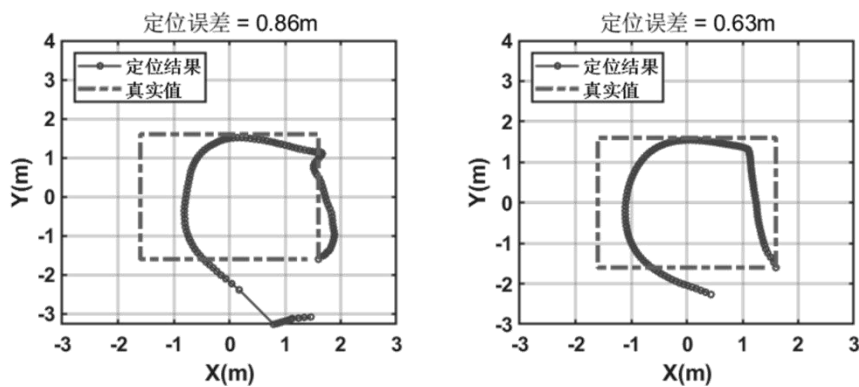


图6 100Hz及以下分组速率的被动跟踪效果柱形图