

# 基于 CSI 相位采样密度的室内定位技术研究

程诚, 王伟\*

(中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051)

**摘要:** 基于信道状态信息(CSI)的室内定位技术已经被广泛应用于各种场合,在 CSI 相位指纹定位方案中,采样点密度大小与定位效果好坏紧密相关。由于数据采集工作量的关系,以往学者们多关注低采样密度场景或通过模拟仿真分析采样密度问题,导致难以找到定位误差最小的采样密度。本文设置不同的采样密度,将数据预处理后的 CSI 相位信息作为指纹,匹配 WKNN 算法,分析探究了不同采样点密度对于定位精度的影响。实验结果表明,在  $4\text{ m} \times 4\text{ m}$  的环境中,采样间隔设置为  $0.4\text{ m}$ ,采样密度为  $7.6\text{ 个}/\text{m}^2$  时,定位精度最高,平均误差为  $0.34\text{ m}$ ,同时兼顾采样工作量,具有较高性价比。

**关键词:** 信道状态信息;指纹定位;室内定位技术;采样密度;WKNN 算法

**中图分类号:** TN919

**文献标识码:** A

## Indoor positioning technology based on CSI phase sampling density

CHENG Cheng, WANG Wei

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Indoor location technology based on channel state information (CSI) has been widely used in various places, in the CSI phase fingerprint location scheme, the density of sampling points is closely related to the location effect. Due to the workload of data collection, previous scholars paid more attention to low-sampling density scenarios or adopted simulation methods to analyze sampling density research, which made it difficult to find the sampling density with the smallest positioning error. In this paper, the author first sets different CSI sampling densities, takes the CSI phase after data preprocessing as fingerprint characteristics, and then uses WKNN algorithm to analyze and explore the influence of different sampling densities on the positioning effect. The experiment results show that in the environment of  $4\text{ m} \times 4\text{ m}$ , when a sampling point is taken every  $0.4\text{ m}$  and the sampling density is  $7.6\text{ per square meter}$ , the positioning accuracy is the highest, the average error is  $0.34\text{ m}$ , and the sampling workload is taken into account.

**Keywords:** channel state information; fingerprint location; indoor location technology; sampling density; WKNN algorithm

## 0 引言

近年来,北斗卫星导航系统<sup>[1]</sup>(Bei Dou Navigation Satellite System,简称 BDS)、全球定位系统<sup>[2]</sup>(Global Positioning System,简称 GPS)被广泛运用到了各个行业,满足了消费者的各种户外定位要求。然而,与户外相比,室内通常会因为高耸建筑遮挡而影响信号传递,难以实现精准定位。在这种情况下,室内定位技术研究逐步兴起,很好地弥补了 BDS 或 GPS 信号定位的不足。

常见的定位技术包括超宽带定位<sup>[3]</sup>、射频识别定位<sup>[4]</sup>、WiFi 定位<sup>[5]</sup>、红外定位、蓝牙定位等。在众多定位

技术中,由于 WiFi 设备在生活中已经非常普遍,基于 WiFi 的室内定位技术拥有其他定位技术难以匹敌的低成本优势。

目前,基于 CSI<sup>[6]</sup>(Channel State Information)的定位方案在 WiFi 室内定位技术中脱颖而出。现有的基于 CSI 定位的方法<sup>[7]</sup>一般有两种,分别是基于测距和基于指纹的方法。在 WiFi 环境中,基于测距的方法难度较大,因室内环境复杂,多径效应明显,为了实现测量,通常需要使用 8 根以上的天线<sup>[8]</sup>,而普通的 AP 设备往往无法满足这一要求。基于此,本文采用基于指纹的方法。

采样密度是指指纹定位方案中的重要参数,其大小会直

程诚(硕士研究生)、王伟(副教授),主要研究方向为 CSI 室内定位技术。

\* 通信作者, E-mail: 41695559@qq.com。

接影响定位的准确性。参考文献[9]对采样密度进行了分析,将参考点设置为4组,探讨了采样密度和定位精度的关系。参考文献[10]采用模拟仿真的方法,通过KNN算法探究合理的采样密度,减小定位误差。参考文献[11]设置了2组采样密度进行对比,分析了不同采样密度下的定位精度。

在之前的研究中,采样密度的研究主要存在两个方面的问题:第一是采样密度设置过于粗略,对照组太少,难以找到定位精度最高的采样密度;第二是为了减少采样工作量,在实验中过于依赖模拟仿真,缺乏实践验证。本文通过实验分析,匹配WKNN算法,探究基于CSI指纹定位方案的最佳采样密度。

## 1 信道状态信息

### 1.1 CSI 获取

本文采用配置有 Intel 5300 无线网卡的笔记本电脑,在 Ubuntu 14.04 LTS 系统下,通过修改无线网卡的驱动,利用 Linux 系统中的系统函数将 CSI 信息导出为 .dat 格式的文件。

### 1.2 数据预处理

受到误差的影响,CSI 原始相位无法直接应用在定位中。误差主要来自两个方面:一方面,无线信号受环境中的噪声干扰;另一方面,WiFi 通信设备发射机和接收机的频率不能完全匹配,也会导致误差。

基于以上原因,本文采用基于线性变换<sup>[12]</sup>的相位误差补偿法,对 CSI 相位进行数据预处理,从而得到矫正相位。

$\Phi'_i$  代表从第  $i$  个子载波获取的原始测量相位,则:

$$\Phi'_i = \Phi_i - 2\pi \frac{m_i}{N} \Delta t + \beta + Z \quad (1)$$

式中, $\Phi_i$  代表子载波的矫正相位; $m_i$  代表子载波的索引号; $N$  代表傅里叶变换的值; $\Delta t$  代表接收端的时间偏差; $\beta$  代表由载频偏差而引起的相位偏离; $Z$  代表测量的噪音。其中, $\Delta t$  和  $\beta$  是未知量,可以通过变换将其去除,从而得到准确的矫正相位信息。

规定  $k$  和  $b$  为中间量,定义如下:

$$k = \frac{\Phi'_n - \Phi'_1}{m_n - m_1} \quad (2)$$

$$b = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^T \Phi'_i \quad (3)$$

式中, $\Phi'_n$  代表第  $n$  个子载波的实际测量相位值, $m_n$  代表对应子载波的索引号, $T$  取 30。

使用  $\Phi'_i$  的值减去  $(km_i + b)$ , 获得矫正相位  $\Phi_i$ :

$$\Phi_i = \Phi'_i - km_i - b \quad (4)$$

经过线性变换,杂乱的 CSI 原始测量相位转换成了矫正相位,为下一步实现定位提供了可能。图 1 展示了同一根天线在 3 个不同位置得到的原始测量 CSI 相位和经过

线性变换处理后的矫正相位。

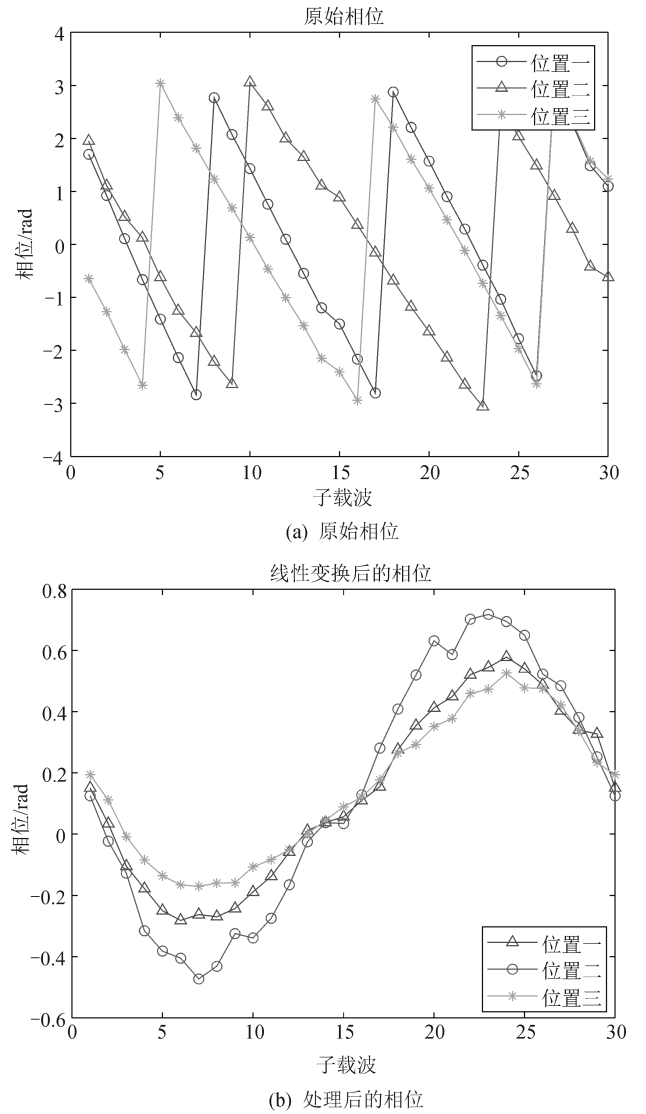


图 1 3 个位置的原始相位和经过处理后的矫正相位

Fig. 1 Original phase and corrected phase after processing at three positions

从图 1 中可以看出,相较于杂乱无章的原始相位,经过线性变换处理后的矫正相位呈现明显的倒“S”型,类似于三角正弦函数的图像,且不同位置的 CSI 相位值波峰、波谷均有明显差异,更具规律性。

图 2 是同一位置 2 根天线接收到的矫正相位,可以看出,对于同一位置 2 根天线接收到的 CSI 矫正相位值比较稳定,重合度高。对于同一个子载波,2 根天线的平均误差不超过 0.017 rad。

通过对图 1 和图 2 的综合分析,可以清楚地看出,线性变换所产生的矫正相位在不同位置之间的差异明显,而且在同一位置的稳定性也很高,这使得 CSI 相位信息成为指纹定位的理想选择。

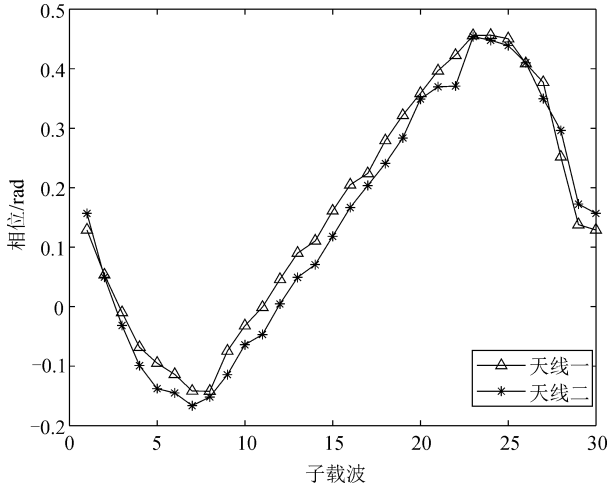


图 2 同一位置 2 根不同天线的矫正相位

Fig. 2 Correction phase of two different antennas at the same position

## 2 基于指纹库匹配的室内定位方法

基于指纹库的 CSI 定位技术通过分析接收天线的信号状态构建一个包含特征值的指纹库,并通过对比这些特征值来确定待测点的位置。实施室内指纹定位技术通常需要经历“离线建库”和“在线匹配”两个步骤。

### 2.1 离线建库阶段

首先,在实验区域内选定  $m$  个参考点,并且从这些参考点采集对应的 CSI 数据,提取相位特征值,同时记下每个参考点的实际坐标,将 CSI 的相位信息进行数据预处理,最后以图 3 所示的格式保存到数据库中。

|       |       |          |          |     |          |
|-------|-------|----------|----------|-----|----------|
| $x_1$ | $y_1$ | $F_{11}$ | $F_{12}$ | ... | $F_{1n}$ |
| $x_2$ | $y_2$ | $F_{21}$ | $F_{22}$ | ... | $F_{2n}$ |
| ...   | ...   | ...      | ...      | ... | ...      |
| $x_m$ | $y_m$ | $F_{m1}$ | $F_{m2}$ | ... | $F_{mn}$ |

图 3 指纹库格式

Fig. 3 Fingerprint library format

### 2.2 在线匹配阶段

在线匹配阶段,首先从实验环境中选取适当的待测点,然后按照顺序采集待测点的 CSI 相位信息,经数据预处理后,将处理后的 CSI 相位值输入数据库进行运算,再匹配定位算法,计算得到待测点的位置坐标,最终实现定位,整体研究思路如图 4 所示。

## 3 指纹匹配算法

指纹匹配算法首先获取指纹特征,再把待测点数据与数据库进行匹配,最终通过计算得到待测点的位置。

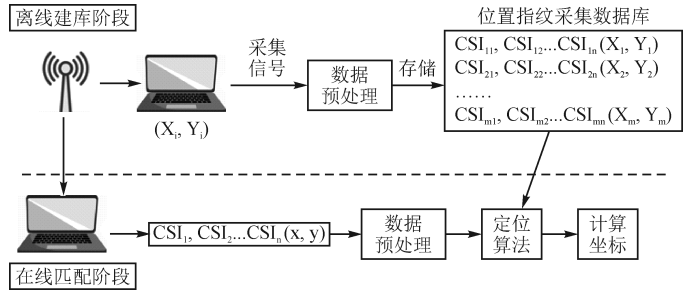


图 4 CSI 指纹地图定位算法

Fig. 4 CSI fingerprint map localization algorithm

WKNN 算法<sup>[13]</sup>是简单高效的算法之一,它由 NN 算法和 KNN 算法改进而来,根据待测点与前  $K$  个参考点特征的类似程度对每个参考点赋予不同的权重,可以有效提高定位的准确度。WKNN 定位公式为:

$$(X, Y) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{D_i + \epsilon} \frac{1}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{D_j + \epsilon}} (X_i, Y_i) \quad (5)$$

式中,  $D_i$  代表接收端与第  $i$  个测试点之间的欧氏距离。  $\epsilon$  代表一个很小的正常数,  $(X_i, Y_i)$  代表第  $i$  个参考点的精确坐标,  $(X, Y)$  代表 WKNN 算法的计算值。

## 4 实验结果与分析

本文选用会议室大厅对定位方案进行验证,实验环境大小为  $4 \text{ m} \times 4 \text{ m}$ ,天线和电脑接收端高度均设置为  $0.8 \text{ m}$ 。

### 4.1 采样密度对定位效果的影响

在指纹定位方案中,采样密度的大小与定位效果的好坏紧密相关。理论上,指纹采样点越密集,构建的指纹库信息越丰富,定位精度就越高。但实际上,由于采样工作量的原因,不可能将采样点设置得无限密集,同时,过于密集的采样点可能导致算法失真,从而增大定位误差,不能计算出待测点的真实位置。

以 WKNN 算法为例,在  $4 \text{ m} \times 4 \text{ m}$  的实验环境下,探究采样密度对于定位精度的影响。采样间隔分别选取  $0.3 \text{ m}$ 、 $0.4 \text{ m}$ 、 $0.5 \text{ m}$ 、 $0.6 \text{ m}$ 、 $0.7 \text{ m}$  和  $0.8 \text{ m}$ ,对应的采样点个数分别为 196、121、81、64、49 和 36,具体采点方式如图 5 所示。

图 5 中,黑色五角星代表信标节点,而黑色实心点则是用于指纹采样点的位置。黑色三角形为待测点,实际坐标分别为  $(0.75, 0.75)$ 、 $(0.75, 3.25)$ 、 $(1.25, 1.75)$ 、 $(1.75, 2.25)$ 、 $(2.25, 2.25)$ 、 $(2.75, 1.75)$ 、 $(3.25, 0.75)$ 、 $(3.25, 3.25)$ 。

实验误差如表 1 所列,误差对比如图 6 所示。

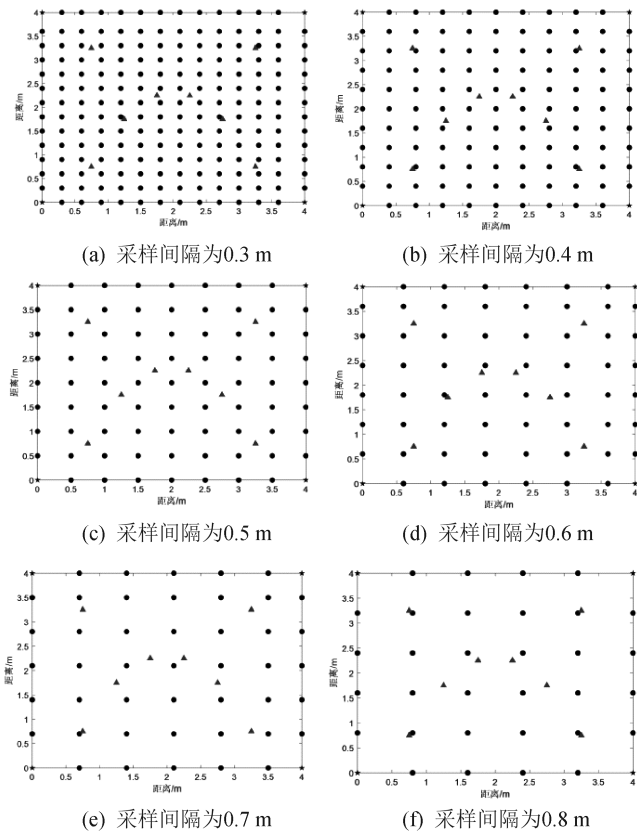


图 5 CSI 指纹数据采样点图  
Fig. 5 CSI Fingerprint Data Sampling Point Map

表 1 不同采样密度的实验误差

Table 1 Experimental errors for different sampling densities

| 采样<br>间隔/m | 采样点<br>个数 | 采样密度<br>(个/m <sup>2</sup> ) | 最大<br>误差/m | 最小<br>误差/m | 平均<br>误差/m |
|------------|-----------|-----------------------------|------------|------------|------------|
| 0.3        | 196       | 12.3                        | 0.59       | 0.22       | 0.38       |
| 0.4        | 121       | 7.6                         | 0.51       | 0.18       | 0.34       |
| 0.5        | 81        | 5.1                         | 0.57       | 0.21       | 0.36       |
| 0.6        | 64        | 4.0                         | 0.65       | 0.26       | 0.45       |
| 0.7        | 49        | 3.1                         | 0.71       | 0.31       | 0.49       |
| 0.8        | 36        | 2.3                         | 0.87       | 0.35       | 0.57       |

从表 1 和图 6 中可以发现,使用 WKNN 算法进行匹配,当采样间隔为 0.4 m 时,是一个重要拐点。当采样间隔在 0.8 ~ 0.4 m 范围内,随着采样间隔变小,采样点增多,定位精度逐步提高。当采样间隔为 0.4 m 时,采样点为 121 个,采样密度为 7.6 个/m<sup>2</sup> 时,定位效果最好,平均误差为 0.34 m。当采样间隔小于 0.4 m 时,因参考点过于密集,导致算法匹配失真情形加重,定位平均误差又开始增大。

#### 4.2 NN、KNN、WKNN 三种定位算法效果比较

使用 WKNN 算法,当采样间隔为 0.4 m 时,定位效

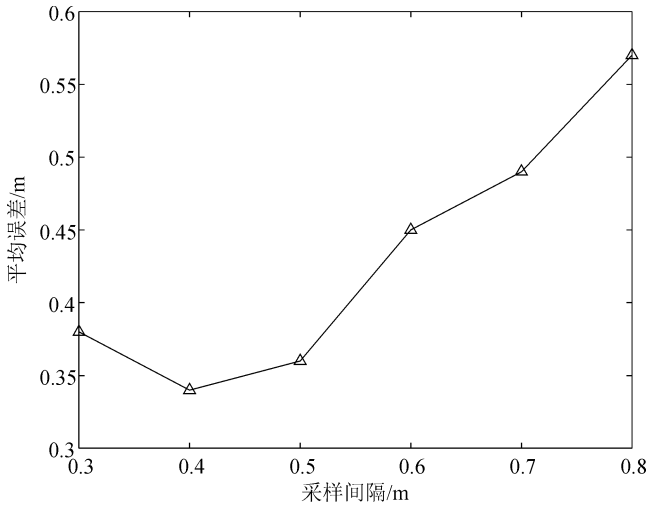


图 6 不同采样间隔的定位误差对比  
Fig. 6 Comparison of positioning errors with different sampling intervals

果最佳,现采用 NN 算法和 KNN 算法对上述结论进行验证。将采样间隔设置为 0.3 m、0.4 m、0.5 m,并换用 NN 算法和 KNN 算法进行匹配计算,实验误差与第 4.1 小节中的 WKNN 算法进行比较,具体结果如表 2~表 4 所列,误差对比如图 7 所示。

表 2 采样间隔为 0.3 m 时,3 种算法实验误差 (单位:m)  
Table 2 Experimental errors of three algorithms at a sampling interval of 0.3 m (Unit: m)

| 算法   | 最大误差 | 最小误差 | 平均误差 |
|------|------|------|------|
| NN   | 0.76 | 0.33 | 0.55 |
| KNN  | 0.60 | 0.25 | 0.41 |
| WKNN | 0.59 | 0.22 | 0.38 |

表 3 采样间隔为 0.4 m 时,3 种算法实验误差 (单位:m)  
Table 3 Experimental errors of three algorithms at a sampling interval of 0.4 m (Unit: m)

| 算法   | 最大误差 | 最小误差 | 平均误差 |
|------|------|------|------|
| NN   | 0.71 | 0.29 | 0.48 |
| KNN  | 0.57 | 0.23 | 0.39 |
| WKNN | 0.51 | 0.18 | 0.34 |

表 4 采样间隔为 0.5 m 时,3 种算法实验误差 (单位:m)  
Table 4 Experimental errors of three algorithms at a sampling interval of 0.5 m (Unit: m)

| 算法   | 最大误差 | 最小误差 | 平均误差 |
|------|------|------|------|
| NN   | 0.79 | 0.35 | 0.57 |
| KNN  | 0.59 | 0.26 | 0.42 |
| WKNN | 0.57 | 0.21 | 0.36 |

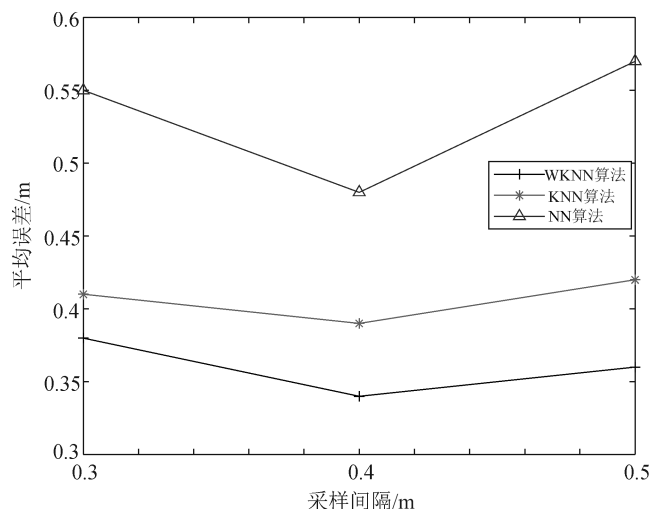


图7 3种算法不同间隔下定位误差对比

Fig. 7 Comparison of positioning errors among three algorithms at different intervals

综合表2~表4和图7不难发现,在NN、KNN和WKNN三种算法中,从定位效果来看,WKNN的定位效果最好,最大误差、最小误差和平均误差均优于其他两种算法。KNN算法次之,NN算法效果最差。

从规律性来看,3种算法都呈现同样的规律:当采样间隔大于0.4m时,采样密度越大,定位精度越高;当采样间隔小于0.4m时,随着采样密度增大,定位精度又开始下降;当采样间隔设置为0.4m、参考点设置为121个时,定位误差最小,具有最高的性价比。

## 5 结 语

基于CSI相位的室内定位技术研究是目前室内定位的主要方案之一。采样点的密集程度与定位效果有紧密联系,为了探究最佳采样密度,减小定位误差,本文探讨了基于CSI相位的指纹定位研究方案,通过设置不同的采样间隔调整采样密度,再匹配定位效果较好的WKNN算法。最终发现,在 $4\text{ m} \times 4\text{ m}$ 的环境中,采样间隔设置为0.4m、参考点设置为121个、采样密度为 $7.6\text{ 个}/\text{m}^2$ 时,定位效果最好,误差为0.34m,同时兼顾采样工作量,具有较高性价比。

### 参考文献

- [1] 施闯,赵齐乐,李敏.北斗卫星导航系统的精密定轨与定位研究[J].中国科学:地球科学,2012(6):64-71.  
SHI CH,ZHAO Q L,LI M. Research on Precision Orbiting and Positioning of Beidou Satellite Navigation System[J]. Chinese Science:Earth Science,2012(6):64-71(in Chinese).
- [2] MC NEFF, J G. The global positioning system[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques,2002,50(3):645-652.
- [3] GUO K, QIU Z, MIAO C, et al. Ultra - Wideband - Based

Localization for Quadcopter NaviGation[J]. unmanned systems,2016,4(1):23-34.

- [4] HUANG C H, LEE L H, HO C C, et al. Real - time RFID indoor positioning system based on Kalman - filter drift removal and Heron - bilateration Location estimation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(3): 728-739.
- [5] GUO X, LI L, ANSARI N, et al. Accurate WiFi Localization by Fusing a Group of Fingerprints Via Global Fusion Profile[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018:1.
- [6] 王博远,贾瑞才,贾浩男.高精度位置服务终端技术与应用[J].无线电工程,2016,46(11):5-8.  
WANG B Y, JIA R C, JIA H N. High precision location service terminal technology and application[J]. Radio Engineering, 2016,46(11):5-8(in Chinese).
- [7] HALPERIN D, HU W, SHETH A, et al. Predictable 802.11 packet delivery from wireless channel measurements[J]. ACM Sigcomm Computer Communication Review, 2010, 40(4):159-170.
- [8] XIONG J, JAMIESON K. Array Track: A Fine - Grained Indoor Location System[C]//NSDI. 2013:71-84.
- [9] 刘颜星,郝占军,田冉.基于CSI信号的被动式室内指纹定位算法研究[J].计算机工程与科学,2021,43(8):1398-1404.  
LIU Y X, HAO ZH J, TIAN R. Research on passive indoor fingerprint localization algorithm based on CSI signal[J]. Computer Engineering and Science, 2021,43(8):1398-1404 (in Chinese).
- [10] 王震.基于电力线和Wi-Fi的通信定位系统研究[D].苏州:苏州大学,2018.  
WANG ZH. Research on Communication Positioning System Based on Power Line and Wi-Fi[D]. Suzhou: Suzhou University, 2018(in Chinese).
- [11] 杨帆.基于通用移动终端多源融合技术的室内定位系统设计与实现[D].成都:电子科技大学,2021.  
YANG F. Design and Implementation of Indoor Positioning System Based on Universal Mobile Terminal Multi source Fusion Technology[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2021(in Chinese).
- [12] 邓中亮,尹露,唐诗浩,等.室内定位关键技术综述[J].导航定位与授时,2018,5(3):14-23.  
DENG ZH L, YIN L, TANG SH H, et al. Overview of Key Technologies for Indoor Positioning[J]. Navigation Positioning and Timing, 2018,5(3):14-23(in Chinese).
- [13] 孙沙沙,梁泉泉.基于CSI的室内指纹定位研究[J].通信技术,2019,52(2):318-322.  
SUN SH SH, LIANG Q Q. Research on indoor fingerprint localization based on CSI[J]. Communication Technology, 2019,52(2):318-322(in Chinese).

(责任编辑:薛士然 收稿日期:2023-08-01)