

激光与光电子学进展

室内可见光指纹定位系统中改进的加权 K 最近邻算法

梁哲豪*, 石磊**, 唐杰, 李佳豪, 曹跃翔

空军工程大学信息与导航学院航空通信教研室, 陕西 西安 710077

摘要 针对室内可见光指纹定位系统中加权 K 最近邻(WKNN)算法用欧氏距离不能有效表示各测量点间实际距离的问题,提出了一种基于加权欧氏距离度量的改进 WKNN 算法。该算法根据接收信号强度随实际距离变化的衰减特性,为不同的信号强度差值分配不同的加权系数。仿真结果表明,在相同的环境条件下,相比基于欧氏距离和曼哈顿距离的 WKNN 算法,改进算法的平均定位误差分别降低了 37.5% 和 34.3%。

关键词 光通信; 可见光定位; 室内定位; 指纹定位; 加权 K 最近邻算法

中图分类号 TN92 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1706005

Improved Weighted K Nearest Neighbor Algorithm for Indoor Visible Light Fingerprint Positioning System

Liang Zhehao*, Shi Lei**, Tang Jie, Li Jiahao, Cao Yuexiang

Aviation Communication Teaching and Research Office, College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, Shaanxi, China

Abstract Aiming at the problem that the Euclidean distance in the weighted K nearest neighbor (WKNN) algorithm can not effectively represent the actual distance relationship between measurement points in the indoor visible light fingerprint positioning system, an improved WKNN algorithm based on weighted Euclidean distance measurement is proposed in this paper. The algorithm assigns different weighting coefficients to different signal strength differences according to the attenuation characteristics of the received signal strength varying with the actual distance. The simulation results show that under the same environmental conditions, compared with the WKNN algorithm using European distance measurement and Manhattan distance measurement, the average positioning error of the improved algorithm is reduced by 37.5% and 34.3%, respectively.

Key words optical communications; visible light positioning; indoor positioning; fingerprint location; weighted K nearest neighbor algorithm

1 引言

近年来,应用于室内环境的定位技术受到了各个领域研究人员的关注,在商品定位追踪、人员动向管理、机器人定位导航、安防防护工作等方面的需求也日益增长^[1]。全球定位系统(GPS)受多径衰落、电磁信号干扰等因素的影响,不适合应用于室内环境的精确定位,因此,蓝牙、红外线、超声波、射频识别、超宽带、WiFi等技术也逐渐在室内定位方案中得到了广泛应用,这些技术在成本、精确性、稳定性等方面的优势不同,且每种技术均存在一定的局限性^[2-5]。快速发展起

来的可见光通信(VLC)技术具有不受电磁干扰、无电磁辐射、成本与复杂度低等突出优点,非常适合应用于室内环境的定位方案中^[6-7]。

目前基于光电探测器(PD)的VLC室内定位技术主要分为几何测距方法和指纹匹配方法。几何测距方法先通过不同方法获取接收端到每个信号发射端的距离,再利用三角测量法计算出信号接收端的位置。常用的几何距离测量方式有接收信号强度(RSS)法、到达时间(TOA)法、到达时间差(TDOA)法和到达角度(AOA)法。受室内环境范围的限制,信号的传播时间很短,这就需要TOA与TDOA技术的时间必须严格

收稿日期: 2021-12-16; 修回日期: 2021-12-28; 录用日期: 2022-03-03

基金项目: 国家自然科学基金(61971436)

通信作者: *664938947@qq.com; **slfy2012@163.com

同步, AOA 技术需要成本较高的传感器来保证精度, RSS 技术的复杂度低、易于实现, 但单独应用于定位技术时的定位精度相对较低^[8-11]。指纹定位法是结合 RSS 技术与匹配算法的一种定位方法, 针对室内这种环境特征较为固定的情境有着更高的定位精度。该方法先对室内固定位置进行离线数据采集, 将不同位置的特征参数, 如信号强度、到达时间、到达角作为离线指纹保存起来, 按一定的规定建立数据库; 然后在实际定位阶段, 将测量位置接收到的特征参数与离线指纹数据库中存储的数据进行比对, 并采用特定的数据匹配算法进行匹配, 最终实现定位。现存的指纹定位方法一般采用确定性方法, 主要有最近邻(NN)算法、 K 最近邻(KNN)算法、加权 K 最近邻(WKNN)算法^[12-14]。

现有匹配算法中通常基于 RSS 的欧氏距离(ED)或曼哈顿距离(MD)进行度量, 而这两种距离度量均无法准确表示实际距离关系, 不能满足室内可见光定位系统的定位需求。已有研究表明, 采用平方弦距离(SCD)度量可以大幅提高 WKNN 算法的定位精度, 但指纹数据库的离线采集复杂度较高^[15-16]。因此, 本文从加权重系数出发, 通过参考室内可见光信号的传播特性, 选取更适合室内环境 VLC 定位技术的距离度量加权重系数, 以提升系统的定位精度。

2 室内可见光指纹定位系统

图 1 为一个典型的室内 VLC 系统模型。其中, L 、 W 、 h 分别为房间的长、宽、高, LED 的数量和位置可根据室内空间的尺寸调整。采用经典的室内 VLC 四灯模型, 将 LED 作为信号发射端, 能同时起到照明、通信、定位的功能, 且每个 LED 灯都被分配了与其对应的 ID 信息。接收端通过光电探测器接收并分析光信

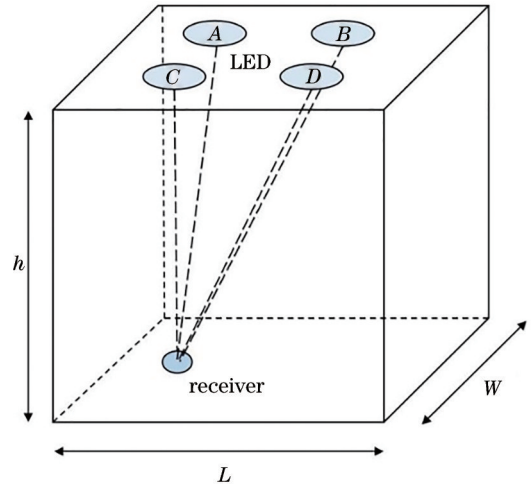


图 1 室内 VLC 系统的模型

Fig. 1 Model of the indoor VLC system

号, 以获取每个 LED 灯的位置信息与接收信号强度值。

VLC 系统在传输数据时采用强度调制直接检测(IM-DD)技术, 接收端光电探测器的输出信号 $y(t)$ 可表示为

$$y(t) = h_{\text{LED}}(t) \otimes h_c(t) \otimes x(t) + n(t), \quad (1)$$

式中, t 为传输信号的时间, $h_{\text{LED}}(t)$ 为发射端 LED 的脉冲响应, $h_c(t)$ 为可见光信道的脉冲响应, $x(t)$ 为输入信号, $n(t)$ 为加性高斯白噪声(AWGN)。

由文献[17]可知, 在可见光通信系统中, 直射信号强度约占全部信号的 95%, 远大于反射信号强度。为便于研究计算, 忽略反射光信号, 只考虑直射链路(LOS)模型, LED 灯的辐射模式符合朗伯(Lambertian)辐射模型^[18]。其中, LOS 信道的直流增益 $H(0)$ 可表示为

$$H(0) = \begin{cases} \frac{(m+1)A_r}{2\pi d^2} \cos^m(\theta) \cos(\psi) T(\psi) g(\psi), & 0 \leq \psi \leq X_{\text{FOV}} \\ 0, & \psi > X_{\text{FOV}} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: θ 为辐射角, ψ 为接收角; 假设接收端平面与 LED 的辐射面平行, 则 $\cos(\theta) = \cos(\psi) = h/d$, 其中, h 为接收端与 LED 之间的垂直距离(房间的高度), d 为发射端与接收端的直线距离; A_r 为接收端的有效面积, X_{FOV} 为光接收端视场角, $g(\psi)$ 为光学聚光器增益, $T(\psi)$ 为接收端光学滤波器增益; m 为朗伯模型光源阶数, 由半功率角 $\Phi_{1/2}$ 确定。只考虑 LOS 信道时, 信道的脉冲响应 $h_c(t)$ 可直接用直流增益 $H(0)$ 表示。

离线阶段指纹数据库的构建: 将目标室内场所均匀分成若干个方块, 设置合理的采样点, 在各个采样点采取合适的采集方法, 收集并记录每个可测量的、LED 发射端的 RSS, 将采样点坐标与处理后的 RSS 汇总存储起来, 形成指纹数据库^[19-20]。实验中的 RSS 使

用接收信号强度的数学统计平均值, 假设第 i 个采样点的数据为 U_i , 可表示为

$$U_i = (x_i, y_i, R_{1i}, \dots, R_{ji}), \quad (3)$$

式中, (x_i, y_i) 为采样点在室内的二维坐标, R_{ji} 为第 i 个采样点第 j 个可测量的 LED 发射端 RSS 平均值。数据库的结构如表 1 所示^[21]。

在线定位阶段, 采用合适的距离度量离线数据库中的 RSS 与实际在线测量 RSS 的关联度^[22-23]。欧氏距离可表示为

$$d_i = \left[\sum_{j=1}^n (R_{ji} - R_j)^2 \right]^{1/2}, \quad i \in \{1, \dots, N\}, \quad (4)$$

式中, R_j 为实际测量的 RSS。

表 1 离线指纹数据库的结构

Table 1 Structure of the offline fingerprint database

| Fingerprint serial number | x -coordinate | y -coordinate | Signal strength of the No. j LED transmitter |
|---------------------------|-----------------|-----------------|--|
| 1 | x_1 | y_1 | R_{j1} |
| 2 | x_2 | y_2 | R_{j2} |
| 3 | x_3 | y_3 | R_{j3} |
| ... | ... | ... | ... |
| i | x_i | y_i | R_{ji} |

匹配算法采用 WKNN 模型,即在 KNN 模型的基础上,对每个被选取的距离度量进行加权,第 i 个参考点的权重系数 w_i 可表示为

$$w_i = \frac{1}{d_i + \epsilon} \cdot \frac{1}{\sum_{j=1}^K \frac{1}{d_j + \epsilon}}, \quad (5)$$

式中, K 为与实际定位目标距离度量最小的有效参考数据量, d_i 为第 i 个指纹参考点与实际定位目标之间的距离度量, ϵ 为一个正数(防止分母为 0)。

3 改进的室内可见光指纹定位算法

WKNN 模型中的距离度量通常选用欧氏距离,但欧氏距离也有明显的缺点,即没有考虑到样品本身属性变化程度对实际距离的影响,应用在室内环境下的可见光定位系统时不同的距离度量可能会影响最终的定位精度。为了分析接收信号强度与实际距离之间的关系,将室内可见光朗伯辐射模型的 LOS 链路表示为

$$P_r(d) = P_t H(0), \quad (6)$$

式中, $P_r(d)$ 为距离 LED 光源 d 处的信号强度值, P_t 为发送端信号强度值。仿真得到室内环境下 LOS 链路可见光接收信号强度随距离 d 的变化曲线如图 2 所示。可以发现,测量位置与 LED 发射端的距离越大,曲线斜率的绝对值越小,信号变化的速率也越慢。WKNN 算法中以 RSS 差值决定距离度量,相同的差值表示相同的距离,但实际上,在信号强度差相同的情况下,距离 LED 发射端越远,计算的实际距离越大。为了使 RSS 表示的距离度量接近实际距离,还需考虑实际测量目标与 LED 发射端之间的距离关系。因此,设计了一种加权距离度量,根据实际测量目标的接收信号强度,为其赋予不同的权值,使基于 RSS 的距离度量更符合实际情况。

根据式(2)和式(6),得到以接收信号强度 P_r 为自变量、实际距离 d 为因变量的函数,可表示为

$$d = 10^{\frac{30 + 10 \lg \left[\frac{(m+1)A_r h^{m+1}}{2\pi} T(\psi)g(\psi) \right] - P_r}{10(m+3)}}, \quad (7)$$

对式(7)中的 P_r 进行求导,得到图像的斜率 k 为

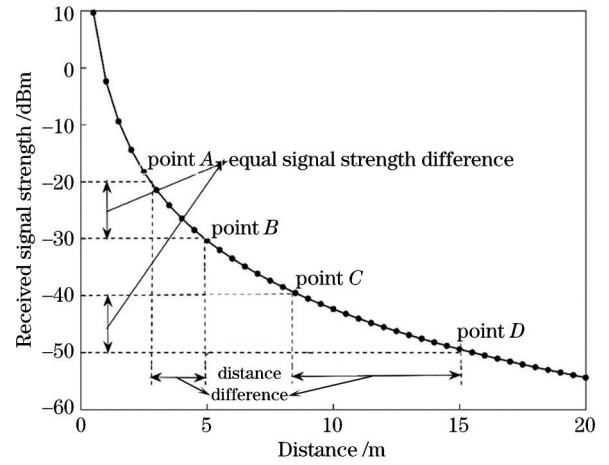


图 2 RSS 与实际距离的关系

Fig. 2 Relationship between RSS and actual distance

$$k = -\frac{\ln 10}{10(m+1)} \cdot 10^{\frac{30 + 10 \lg \left[\frac{(m+1)A_r h^{m+1}}{2\pi} T(\psi)g(\psi) \right] - P_r}{10(m+3)}}. \quad (8)$$

设 $A(P_{r1}, d_1)$ 、 $B(P_{r2}, d_2)$ 两点间斜率为 k_0 , 则实际距离差值与接收信号强度差值之间的关系为

$$|d_1 - d_2| = |k_0 (P_{r1} - P_{r2})|, \quad (9)$$

以两点接收信号强度平均值处的斜率来近似 k_0 , 将 $P_r = (P_{r1} + P_{r2})/2$ 代入式(8)得到 k'_0 , 即所需的加权值。此时,优化后的距离度量可表示为

$$d_i = \left[\sum_{j=1}^n |k'_0 (R_{ji} - R_j)|^2 \right]^{1/2}, \quad i \in \{1, \dots, N\}. \quad (10)$$

4 仿真与分析

在 Matlab 软件中对改进加权值的 WKNN 算法进行了数值仿真,随机选取不同位置,多次重复后取误差平均值,并将其应用于典型 VLC 系统的定位,系统参数如表 2 所示。

表 2 室内 VLC 系统的参数

Table 2 Parameters of the indoor VLC system

| Parameter | Value |
|---|---|
| Room size / (m × m × m) | 5 × 5 × 3 |
| Grid / (cm × cm) | 100 × 100 |
| LED light power / W | 5 |
| Number of LEDs | 4 |
| LED position coordinates (x, y) / m | $A(1.5, 1.5), B(1.5, 3.5),$ $C(3.5, 1.5), D(3.5, 3.5)$ |
| Field of view / (°) | 70 |
| Effective area of receiving terminal / cm ² | 1 |
| Refractive index | 1.5 |
| Half power angle / (°) | 60 |
| Height of receiving terminal / m | 1.2 |

为了验证本算法的有效性,对比了采用不同距离度量的 3 种 WKNN 算法的定位误差,包括采用 MD 度量的 WKNN 算法 (MD-WKNN)、采用 ED 度量的 WKNN 算法 (ED-WKNN) 以及本算法。选取不同的最近邻参考点数 K 时,3 种 WKNN 算法的平均误差如图 3 所示。可以发现,本算法的定位误差明显小于其他 2 种 WKNN 算法。

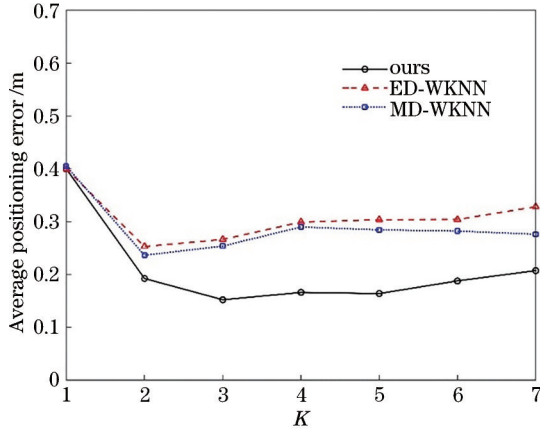


图 3 不同 K 时 3 种 WKNN 算法的平均定位误差
Fig. 3 Average positioning error of 3 WKNN algorithms at different K

取 $K=3$, 得到 3 种 WKNN 算法的定位误差累积概率分布如图 4 所示。可以发现,本算法定位误差的累积概率相较于其他 2 种 WKNN 算法收敛得更快,定位效果更好。

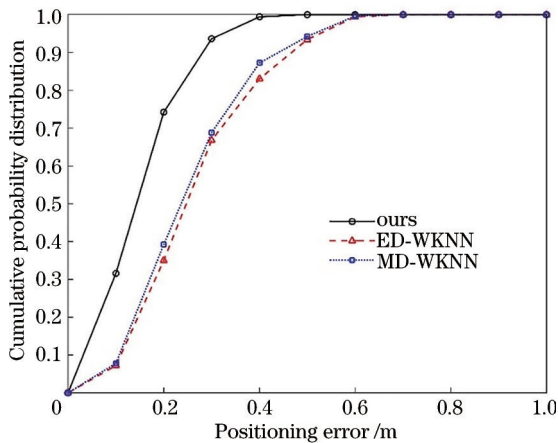


图 4 $K=3$ 时 3 种 WKNN 算法的定位误差累积概率分布
Fig. 4 Cumulative probability distribution of positioning error of 3 WKNN algorithms when $K=3$

当 $K=3$ 时,3 种 WKNN 算法的平均定位误差随信噪比 (SNR) 的变化曲线如图 5 所示。可以发现:当 SNR 小于 15 dB 时,3 种 WKNN 算法的平均定位误差均较大;当 SNR 大于 15 dB 时,平均定位误差变化很小,趋于稳定。整体来看,本算法的定位精度优于其他 2 种算法,这表明在低信噪比时 3 种 WKNN 算法的平均定位误差较大,只有达到一定的信噪比,才能实现最

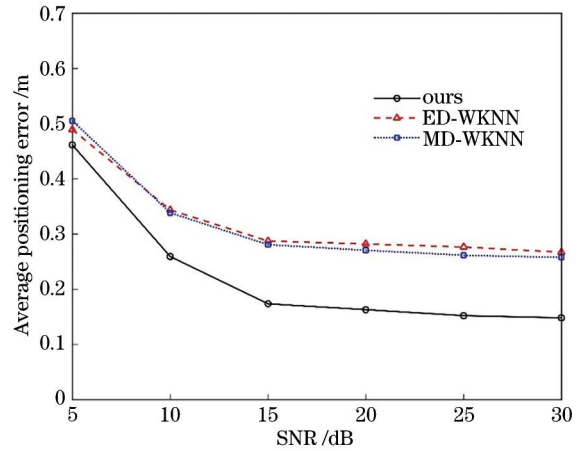


图 5 SNR 对平均定位误差的影响
Fig. 5 Effect of SNR on the average positioning error

优的定位精度。

3 种 WKNN 算法的定位误差统计值如表 3 所示。可以发现,本算法相较于其他 2 种传统 WKNN 算法有着更小的定位误差。相比 ED-WKNN 算法和 MD-WKNN 算法,本算法的平均定位误差分别降低了 37.5% 和 34.3%。

表 3 3 种 WKNN 算法的定位误差统计

Table 3 Positioning error statistics of 3 WKNN algorithms

| Algorithm | Average positioning error / m |
|-----------|-------------------------------|
| ED-WKNN | 0.261 |
| MD-WKNN | 0.248 |
| Ours | 0.163 |

5 结 论

分析了可见光信号在室内环境下的传输特性,提出了一种改进加权欧氏距离度量的 WKNN 算法,依据可见光信号的衰减特性,为不同的接收信号强度差值分配不同权值。仿真结果表明,本算法的平均误差为 0.163 m,相比采用欧氏距离度量和曼哈顿距离度量的 WKNN 算法,平均定位误差分别降低了 37.5% 和 34.3%,显著提高了室内环境下可见光定位指纹匹配系统的定位精度。

参 考 文 献

- [1] 窦林平. 国内 LED 照明应用探讨[J]. 照明工程学报, 2011, 22(6): 51-58.
Dou L P. Discussion on LED lighting application in China [J]. China Illuminating Engineering Journal, 2011, 22(6): 51-58.
- [2] Zhuang Y, Syed Z, Li Y, et al. Evaluation of two WiFi positioning systems based on autonomous crowdsourcing of handheld devices for indoor navigation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(8): 1982-1995.
- [3] Hossain A K M M, Soh W S. A comprehensive study of

- Bluetooth signal parameters for localization[C]//2007 IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, September 3-7, 2007, Athens, Greece. New York: IEEE Press, 2007: 9860997.
- [4] Fang S H, Wang C H, Huang T Y, et al. An enhanced ZigBee indoor positioning system with an ensemble approach[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(4): 564-567.
- [5] Ruiz A R J, Granja F S, Honorato J C P, et al. Accurate pedestrian indoor navigation by tightly coupling foot-mounted IMU and RFID measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61(1): 178-189.
- [6] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于稀疏度自适应和位置指纹的可见光定位算法[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1806003.
Xu S W, Wu Y, Wang X F. Visible light positioning algorithm based on sparsity adaptive and location fingerprinting[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1806003.
- [7] 赵楚韩, 张洪明, 宋健. 基于指纹的室内可见光定位方法[J]. 中国激光, 2018, 45(8): 0806002.
Zhao C H, Zhang H M, Song J. Fingerprint based visible light indoor localization method[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(8): 0806002.
- [8] Luo P F, Zhang M, Zhang X, et al. An indoor visible light communication positioning system using dual-tone multi-frequency technique[C]//2013 2nd International Workshop on Optical Wireless Communications (IWOW), October 21-21, 2013, Newcastle Upon Tyne, UK. New York: IEEE Press, 2013: 25-29.
- [9] Horiba M, Okamoto E, Shinohara T, et al. An improved NLOS detection scheme for hybrid-TOA/AOA-based localization in indoor environments[C]//2013 IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB), September 15-18, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 37-42.
- [10] Naeem A, Hassan N U, Pasha M A, et al. Performance analysis of TDOA-based indoor positioning systems using visible LED lights[C]//2018 IEEE 4th International Symposium on Wireless Systems within the International Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems, September 20-21, 2018, Lviv, Ukraine. New York: IEEE Press, 2018: 103-107.
- [11] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//Heckbert P S. Graphics gems. Amsterdam: Elsevier, 1994: 474-485.
- [12] Stoks V G, Klomp R A, Terheggen C P, et al. Construction of high-quality NN potential models[J]. Physical Review. C, Nuclear Physics, 1994, 49(6): 2950-2962.
- [13] Guo G, Wang H, Bell D, et al. KNN model-based approach in classification[M]//Meersman R, Tari Z, Schmidt D C. On the move to meaningful internet systems 2003: CoopIS, DOA, and ODBASE. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2003, 2888: 986-996.
- [14] Gholoobi A, Stavrou S. A new WKNN localization approach[J]. International Journal of Simulation Systems Science & Technology, 2015, 16(6): 7.1-7.5.
- [15] Alam F, Chew M T, Wenge T, et al. An accurate visible light positioning system using regenerated fingerprint database based on calibrated propagation model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(8): 2714-2723.
- [16] Bakar A H A, Glass T, Tee H Y, et al. Accurate visible light positioning using multiple-photodiode receiver and machine learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 20165095.
- [17] Komine T, Nakagawa M. Fundamental analysis for visible-light communication system using LED lights[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2004, 50(1): 100-107.
- [18] Ghassemlooy Z, Popoola W, Rajbhandari S. Optical wireless communications: system and channel modelling with Matlab[M]. Boca Raton: Taylor & Francis Group, 2012.
- [19] 王博远, 刘学林, 蔚保国, 等. WiFi 指纹定位中改进的加权 k 近邻算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(5): 41-47.
Wang B Y, Liu X L, Yu B G, et al. Improved weighted k -nearest neighbor algorithm for WiFi fingerprint positioning [J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(5): 41-47.
- [20] 闫保中, 李英帅. 室内 Wi-Fi 定位系统设计及组合算法[J]. 应用科技, 2017, 44(3): 72-77.
Yan B Z, Li Y S. Design and combined location algorithm on indoor Wi-Fi positioning system[J]. Applied Science and Technology, 2017, 44(3): 72-77.
- [21] 张奥博. 基于 WiFi 位置指纹技术的室内定位方法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017: 31-39.
Zhang A B. Research on indoor location method based on WiFi location fingerprint[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2017: 31-39.
- [22] 许浩, 王旭东, 吴楠. 基于卷积神经网络的室内可见光指纹定位方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(17): 1706008.
Xu H, Wang X D, Wu N. Indoor visible light fingerprint positioning scheme based on convolution neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(17): 1706008.
- [23] 原程林, 路慧敏, 黄嘉成, 等. 基于聚类的能量自持续可见光定位算法[J]. 光学学报, 2021, 41(10): 1006001.
Yuan C L, Lu H M, Huang J C, et al. Energy self-sustaining visible light positioning algorithm based on clustering[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(10): 1006001.