

基于聚类的能量自持续可见光定位算法

原程林, 路慧敏*, 黄嘉成, 王建萍

北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083

摘要 将 Kmeans 聚类算法和传统的 K 近邻(KNN)算法相结合, 提出一种适用于能量自持续室内可见光定位(VLP)系统的融合算法。该算法兼顾低复杂度和高精度, 在使用 Kmeans 聚类算法对专门设计的指纹库进行划分实现粗定位的基础上, 使用 KNN 定位算法进行精准定位。将所提 Kmeans-KNN 融合算法引入到搭建的能量自持续 VLP 系统, 分析不同条件下系统的定位性能。结果表明, 与传统 KNN 定位算法相比, 采用 Kmeans-KNN 融合算法后, 系统的平均定位误差位为 0.141 m, 定位精度明显提高, 同时算法计算量减少了 94.7%, 系统耗能因此大幅降低, 利于 VLP 系统高精度能量自持续定位的实现。

关键词 光通信; 自由空间光通信; 能量自持续; 指纹定位; Kmeans 聚类算法; K 近邻算法

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1006001

Energy Self-Sustaining Visible Light Positioning Algorithm Based on Clustering

Yuan Chenglin, Lu Huimin*, Huang Jiacheng, Wang Jianping

School of Computer & Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract This study combined the Kmeans clustering algorithm with the traditional K-nearest neighbor (KNN) algorithm and proposed a Kmeans-KNN fusion algorithm suitable for energy self-sustaining indoor visible light positioning (VLP) systems. This algorithm considered both low complexity and high precision. Based on using the Kmeans clustering algorithm to divide the specially designed fingerprint library to achieve coarse positioning, the KNN algorithm was used for precise positioning. This study further introduced the proposed Kmeans-KNN fusion algorithm into an energy self-sustaining VLP system and analyzed the positioning performance of the system under different conditions. The results show that compared with the traditional KNN algorithm, the Kmeans-KNN fusion algorithm's positioning accuracy is significantly improved; the average positioning error of the system is 0.141 m. In addition, the calculation amount of the proposed algorithm is reduced by 94.7%. Therefore, the system energy consumption is significantly reduced, which is conducive to the realization of high-precision energy self-sustaining of the VLP system.

Key words optical communications; free-space optical communication; energy self-sustaining; fingerprint positioning; Kmeans clustering algorithm; K-nearest neighbor algorithm

OCIS codes 060.2605; 040.5350; 200.2605

1 引言

随着智能终端的日益普及和移动互联网的快速

发展, 可见光定位(VLP)作为一种新兴技术, 因具有精度高、成本低、节能环保等优势, 已经成为定位相关行业的研究热点。常用的定位技术主要依托于全

收稿日期: 2020-10-19; 修回日期: 2020-11-12; 录用日期: 2020-12-08

基金项目: 国家自然科学基金(61671055)、北京科技大学顺德研究生院科技创新专项资金(BK20BF013)

* E-mail: hmlu@ustb.edu.cn

球定位系统(GPS)和无线电技术,传统的室内定位方法包括射频识别技术、超声波技术、蓝牙技术、无线局域网技术等^[1],但这类基于电磁波的定位容易产生比较大的误差并且容易受到电磁干扰的影响,所以并不适用于室内的精准定位^[2-3]。而基于可见光传输的 VLP 技术能避免上述问题,为降低定位终端的能源消耗进而减小系统对电源的依赖,VLP 终端也向着无源化发展。作为一种常用的光伏器件,硅光电池是一种很好的光能接收器,并且无须额外供能,便可将光信号转换为电信号进而同时完成信号接收^[4]。基于硅光电池的自供能系统可应用于物联网系统的方方面面^[5-6]。

借鉴传统的无线定位,室内 VLP 也可通过三边定位、到达时间差(TDOA)^[7]、到达角度(AOA)定位等算法来实现^[8-9]。其中 TDOA 系统通常要求发射源之间准确同步,以提供较高的准确性,而 AOA 与三边定位系统都需要更先进的接收机架构,这些架构必须能够高精度地测量仰角。针对 VLP 系统依赖于光传输的特点,研究者们给出了方便简洁的基于接收信号强度(RSS)的指纹定位方法^[10-11],该方法可将自供能接收机接收到的信号功率作为指纹,很容易计算待测点位置,但计算量较大并且精度低^[12-13]。此外,近年来研究者对室内可见光传输系统的能量自持续进行了探究和实现^[14-15],高效采集光源所产生光能的同时将能量用于对接收端的供能^[16]。在文献[17]中,作者详细分析了太阳能电池的参数特性,探究硅光电池作为接收器用于可见光自供能通信一体化的可行性。科研人员同时也搭建出用于室内的无线自供能系统,通过对接收端各种电路模块的功耗选择和控制,实现室内自供能方

案设计^[18]。文献[19]在基于硅光电池的系统上,通过预失真脉冲幅度调制增强接收端可见光传输性能,显著缓解太阳能电池缓慢充放电的问题,以此优化自供能系统的能量采集效率和通信传输质量。为了在采集光能的同时不影响通信信号的接收,很多报道将信号分离为直流(DC)和交流(AC)分量,分别用于能量采集和信号接收^[17]。但考虑到太阳能电池板的光灵敏度比光电二极管(PD)差,高精度的定位算法结果并不理想,同时大计算量的复杂算法需要较大的能量损耗,能量自持续的 VLP 系统的实现还需要进一步的研究。

本文将机器学习中的 Kmeans 聚类算法与传统的 K 近邻(KNN)算法相结合,提出兼顾复杂度和精度的 Kmeans-KNN 融合的定位算法,该算法能有效减少定位阶段的计算量,有助于实现自供能条件下的高精度室内定位。之后将该 Kmeans-KNN 融合算法引入到搭建的能量自持续室内 VLP 仿真平台,分析了 KNN 参数 K 和信噪比不同时系统的定位结果,并进一步与传统 KNN 算法进行比较。

2 系统模型和算法原理

2.1 系统模型

基于 Kmeans-KNN 融合算法的能量自持续室内 VLP 系统模型如图 1 所示,室内定位空间为 $6\text{ m} \times 6\text{ m} \times 2\text{ m}$,发射端有 4 个 LED 在照明的同时完成数据传输,4 个 LED 位置坐标分别为 LED1(2, 2, 2),LED2(2, 4, 2),LED3(4, 2, 2)和 LED4(4, 4, 2),接收机放置在定位空间内的任意位置($x, y, 0$)处,通过 $15\text{ cm} \times 15\text{ cm}$ 大小的太阳能电池板采集 4 个 LED 辐射光能量。考虑到指纹定位中要获

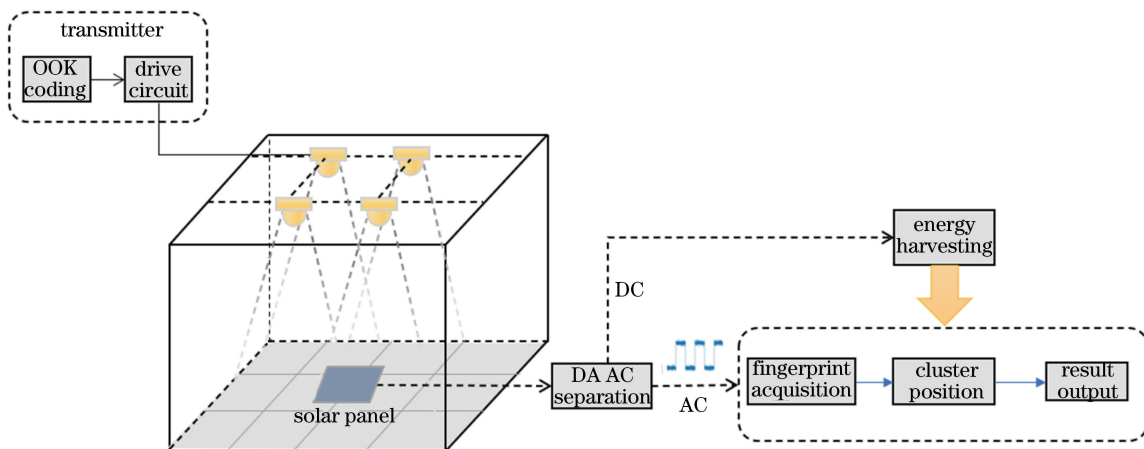


图 1 基于 Kmeans-KNN 融合算法的能量自持续室内 VLP 系统示意图

Fig. 1 Schematic of energy self-sustaining indoor VLP system based on Kmeans-KNN fusion algorithm

取每个 LED 光源的强度值,发射端使用现场可编程门阵列(FPGA)同步驱动 4 个 LED 小灯轮流点亮,同时需要为每个 LED 所发射的信号添加标签,以此在接收端区分接收到的不同光源的光功率。在视距链路(LOS)中,光信号传输使用朗伯辐射模型,接收光功率可表示为

$$P_r = \frac{P_t(m+1)A_2}{2\pi d_1^2} \cos^m \phi \cos(\psi) T_s(\psi) G(\psi), \quad (1)$$

式中:朗伯辐射系数 $m = -\ln 2 / \ln(\cos \phi_{1/2})$, $\phi_{1/2}$ 为半角发光功率; A 为光探测器的物理接收面积; d 为发射端到接收端的传输距离; ϕ 和 ψ 分别为辐射角和入射角; $T_s(\psi)$ 和 $G(\psi)$ 分别为光滤波器增益和光集中器增益; P_t 为 LED 的平均发射功率。接收到的光信号中包含 DC 分量和 AC 分量,这里通过分离电路提取 AC 分量用于定位端,并通过低功耗的能量采集模块对 DC 分量进行采集,经初步实验验证,此系统可确保接收机在无源条件下进行供电。而接收端将获取的 AC 分量用于记录定位空间内参考点的指纹数据,并采用 Kmeans-KNN 融合算法得到定位结果并输出。

2.2 算法原理

传统的 KNN 算法的定位精度低,并且在定位时要对指纹库所有数据进行计算,较大的计算量会带来过多的能量损耗。所提算法在 KNN 算法基础上通过二级 Kmeans 聚类算法对参考点进行划分初定位,然后使用 KNN 算法精准定位,该算法能有效减少定位阶段的计算量,有望实现自供电条件下的高精度室内定位。首先构建指纹库阶段,在定位空间每隔 s 设定一个参考点,共 q 个,在每个参考点上接收端分别获取 4 个 LED 的光强值 (R_1, R_2, R_3, R_4) 。如上所述,采用交流信号的幅度代替传统指纹定位的光强,交流信号的幅值会因光源工艺不同和光信号传播等因素有所差异,为消除此类差异带来的定位误差,需要通过 4 个 LED 在定位平面内的最大光强值 $M_i (i=1, 2, 3, 4)$ 分别对所获取的幅值进行归一化,进而第 $j (j < q)$ 参考点的指纹数据 Kmeans 聚类特征向量 \mathbf{P}_j 可表示为

$$\mathbf{P}_j = \begin{bmatrix} \frac{R_1^j}{M_1} & \frac{R_2^j}{M_2} & \frac{R_3^j}{M_3} & \frac{R_4^j}{M_4} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

进而在定位空间内,所有参考点的特征向量组成的样本集矩阵 \mathbf{R}_1 可表示为

$$\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \frac{R_1^1}{M_1} & \frac{R_2^1}{M_2} & \frac{R_3^1}{M_3} & \frac{R_4^1}{M_4} \\ \frac{R_1^2}{M_1} & \frac{R_2^2}{M_2} & \frac{R_3^2}{M_3} & \frac{R_4^2}{M_4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{R_1^q}{M_1} & \frac{R_2^q}{M_2} & \frac{R_3^q}{M_3} & \frac{R_4^q}{M_4} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Kmeans 算法从 \mathbf{R}_1 中随机选择 n 个样本作为初始均值向量 $\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n\}$, 计算样本 \mathbf{P}_j 与各均值向量 \mathbf{u}_p 的欧氏距离 $D_{pj} = \sqrt{(\mathbf{P}_j - \mathbf{u}_p)^2}$, 根据距离最近的均值向量,确定 \mathbf{P}_j 的簇标记,将样本 \mathbf{P}_j 划入相应的簇。在划分的簇中计算簇的中心点,并将其作为新的均值向量,对上述算法继续迭代,直到均值向量基本保持不变,则可将所有指纹点划分到对应的簇中。

通过 Kmeans 一级聚类将定位空间内的参考点划分为 8 个簇,如图 2(a) 所示。显然被划分的簇数量越多,定位精度越高,但在噪声和特征向量的选择的作用下,簇中一部分特征向量之间的欧氏距离小,但实际坐标距离较远的参考点也被划分为一个簇内,这会导致在定位阶段待测点依据特征向量寻找所属簇时会被归为错误的簇,定位的误差变大。因此需要在一级聚类基础上对每个簇进行二级聚类的划分,为了防止实际坐标较远但仍会划分为同一簇的情况,在原始特征向量基础上引入每个参考点的坐标值 (x_j, y_j) , 其表达式为

$$\mathbf{P}_j^2 = \begin{bmatrix} \frac{R_1^j}{M_1} & \frac{R_2^j}{M_2} & \frac{R_3^j}{M_3} & \frac{R_4^j}{M_4} & x_j & y_j \end{bmatrix}. \quad (4)$$

二级聚类的特征矩阵 \mathbf{R}_2 为

$$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} \frac{R_1^1}{M_1} & \frac{R_2^1}{M_2} & \frac{R_3^1}{M_3} & \frac{R_4^1}{M_4} & x_1 & y_1 \\ \frac{R_1^2}{M_1} & \frac{R_2^2}{M_2} & \frac{R_3^2}{M_3} & \frac{R_4^2}{M_4} & x_2 & y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{R_1^n}{M_1} & \frac{R_2^n}{M_2} & \frac{R_3^n}{M_3} & \frac{R_4^n}{M_4} & x_n & y_n \end{bmatrix}. \quad (5)$$

二级聚类如图 2(b) 所示,通过 Kmeans 二级聚类,将一级聚类后的每个簇划分为三个二级簇,共 24 个,每个簇的中心点被标注,指纹数据库记录参考点的特征向量 \mathbf{P}_j 和其所属的中心点 $C_q (0 < q < 24)$ 。

建立数据库后,在定位阶段使用 KNN 定位算法,计算待测点的特征向量与每个簇中心点的欧氏距离,以此确定待测点所属的簇,在所确定的簇内计算待测点与参考点的欧氏距离并取距离最小的 K

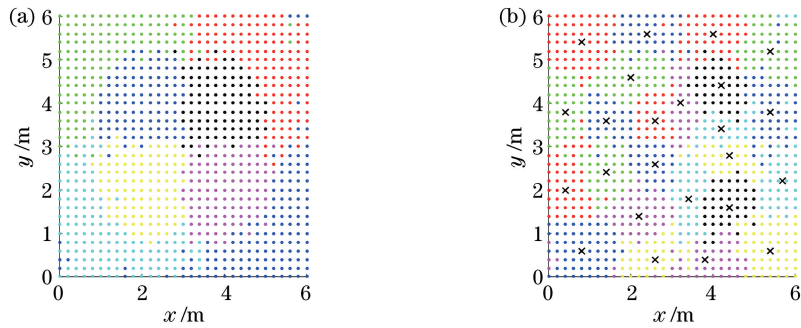


图 2 采用 Kmeans 聚类算法得到的定位区域聚类结果。(a)一级聚类;(b)二级聚类
Fig. 2 Clustering results of the location area obtained by the Kmeans clustering algorithm.
(a) First-level clustering; (b) second-level clustering

个参考点,对获取的参考点坐标 $(x_{i'}, y_{i'}) (i' < n)$ 进行加权平均求和,求得待测点的位置坐标 (X, Y) 为

$$\begin{cases} X = \left(\sum_{i'=1}^n k_{i'} x_{i'} \right) / K \\ Y = \left(\sum_{i'=1}^n k_{i'} y_{i'} \right) / K \end{cases}, \quad (6)$$

式中:每个坐标值的权值 $k_{i'} = D_{i'} / \sum_{i'=1}^n D_{i'}$ 。

3 结果和讨论

为了验证所提算法的有效性,采用上述系统模型进行仿真实验,定位空间是 $6 \text{ m} \times 6 \text{ m} \times 2 \text{ m}$,4 个 LED 光源均匀分布在天花板,两个 LED 相距 2 m,如不特殊说明,信噪比为 35 dB,LED 发射功率为 20 W。将每个指纹点依次作为待测点进行仿真,分析计算坐标与实际待测点坐标的误差。

考虑到定位阶段 KNN 算法中参数 K 的取值会影响定位精度,首先分析应用 Kmeans-KNN 融

合算法时 VLP 系统的定位误差随 K 值变化的情况。图 3(a)为定位的均方根误差(RMSE)随 K 值变化曲线,可以看出,随着 K 的增大,RMSE 先下降后有一定的增大。这是由于在 KNN 算法中,取一个近邻点作为最终定位结果会使得定位结果只能在参考点上,增大 K 的取值来增加近邻点数量会对定位结果有适当纠正,进而提高定位精度,但当 K 增大到一定数量后,更多的近邻点被加权计算到最终定位结果中,所以 K 在超过一定界限后再继续增大会导致定位误差的增大。此外,从图 3(a)还可以看出,与传统 KNN 算法相比,采用 Kmeans-KNN 融合算法时系统定位结果的 RMSE 明显降低。图 3(b)为不同 K 值时定位误差的累积分布函数(CDF)曲线,在 $K=2,3,4$ 时,定位误差小于 0.4 m 的概率分别为 83.2%,93.4%,85.7%,同样,在图 3(a)中 Kmeans-KNN 融合算法在 $K=3$ 时 RMSE 最小。因此后续计算分析时融合算法中 KNN 的 K 系数取 3。

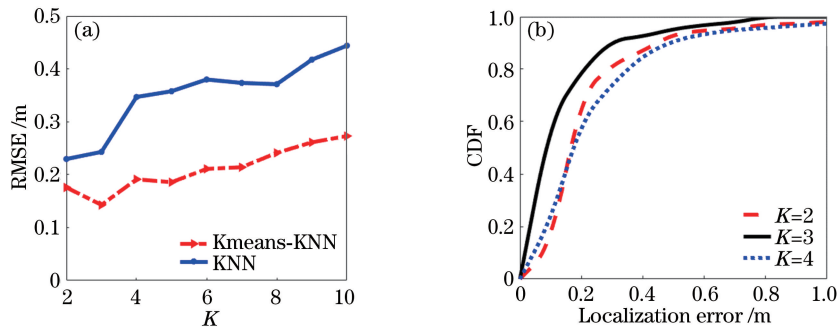


图 3 采用 Kmeans-KNN 融合算法时系统的定位误差随 K 值的变化情况。
(a)与传统 KNN 算法的 RMSE 对比;(b)平均误差的 CDF

Fig. 3 Using Kmeans-KNN fusion algorithm, the positioning error of the system changes with K .
(a) RMSE comparison with traditional KNN algorithm; (b) CDF of average error

进一步对比分析采用 Kmeans-KNN 融合算法和传统的 KNN 算法时,系统在不同信噪比(SNR)

条件下的定位误差情况,如图 4 所示。可以得出,在所关注的信噪比范围内,Kmeans-KNN 算法均优于

传统 KNN 算法,采用两种算法时系统的最大定位误差分别为 0.61 m 和 0.87 m,平均定位误差则分别为 0.303 m 和 0.46 m,即相比 KNN 算法,该定位系统采用 Kmeans-KNN 融合算法时最大定位误差减少 30%,平均定位误差减少 34.1%。这主要是因为 Kmeans-KNN 算法对指纹库进行了二级聚类处理,所以在定位阶段进行粗定位时,部分噪声无法对坐标点的所属簇的判别产生影响,使得最终定位误差保持在一定范围内。而 KNN 算法在不知道坐标点所属区域的情况下对坐标点与全部指纹库进行比对,噪声的存在使得相似的指纹参考点与坐标有较大间隔。所以与传统定位算法相比,Kmeans-KNN 算法在不同信噪比下的定位精度都有所提升。

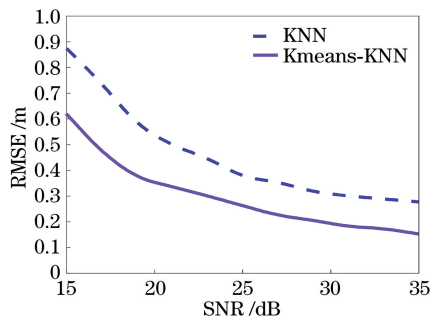
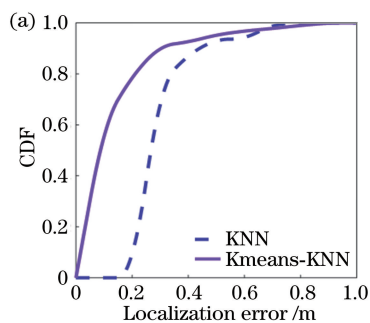


图 4 定位系统的 RMSE 随信噪比的变化情况
Fig. 4 RMSE of the positioning system varying with the signal-to-noise ratio

进一步分析在 K 为 3 的条件下,基于 Kmeans-KNN 融合算法的 VLP 系统的定位结果。图 5(a) 为系统定位误差 CDF 曲线,可以看出,采用 Kmeans-KNN 融合算法和传统 KNN 算法时,系统



定位误差小于 0.2 m 的概率分别为 79.1% 和 10.3%,即进一步表明所提算法能够有效提升系统的定位性能。图 5(b) 为最终的该 VLP 系统在目标区域定位结果分布,其中待测点的横纵坐标间隔均为 0.6 m,如十字图案表示的坐标点所示,将基于 Kmeans-KNN 融合算法计算得到的定位结果在图中用圆形图案表示,最终的平均定位误差为 0.141 m。其中在所有二级簇的中心区域及光照强度较大的区域,定位误差在 0.2 m 以下。而在二级簇的边缘区域及定位区域的四个角落,由于光照强度小,信噪比劣化和聚类效果变差,定位误差会大于 0.2 m。因此可以通过改进聚类算法和提升定位区域角落信号质量,来进一步减小平均误差,提升定位精度。此外,为了实现能量自持续,除了分离出直流分量单独用于能量采集,也需要算法的精简节能。这里也比较 Kmeans-KNN 融合算法与 KNN 算法的计算量,将待测点与参考点之间计算一次欧氏距离作为一次计算,Kmeans-KNN 算法的计算量最小为 51 次,最大为 72 次,而 KNN 算法的计算量与数据库参考点数目相同,为 961 次,Kmeans-KNN 算法在最优情况下的计算量较 KNN 算法减少约 94.7%。而与其他改进算法相比,Kmeans-KNN 算法在计算量上也有明显的改善,与基于支持向量机回归 (SVR) 的定位算法相比,计算量可减少 33.75%,与三边定位结合指纹算法相比,计算量可减少 27.98%。这是由于 Kmeans-KNN 算法对坐标点进行粗定位,无须对坐标点与全部指纹库进行比对,并且随着指纹数据库增大,Kmeans-KNN 算法在计算量上的优势会更加明显。

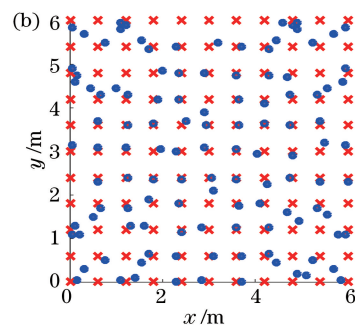


图 5 采用 Kmeans-KNN 融合算法时系统的定位误差。(a) 平均误差 CDF;(b) 定位误差分布
Fig. 5 System positioning error using Kmeans-KNN fusion algorithm. (a) Average error CDF;
(b) positioning error distribution

4 结 论

提出一种面向能量自持续 VLP 系统的

Kmeans-KNN 融合算法,该算法在获取定位空间内的指纹数据库条件下对指纹数据库进行分簇,将定位点划分到某个簇中实现粗定位,再使用

KNN 算法实现精定位。将所提 Kmeans-KNN 融合算法应用到搭建的自持续 VLP 仿真系统,并对算法的定位性能进行分析,可以得出,在 $6\text{ m} \times 6\text{ m} \times 2\text{ m}$ 的定位空间内,所提算法的平均定位误差为 0.141 m ,其定位性能相比传统 KNN 算法明显提高。此外,Kmeans-KNN 融合算法的计算量相比传统 KNN 算法减少了 94.7% ,能够大幅度降低定位系统功耗,进而有助于能量自持续的实现。

参 考 文 献

- [1] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2007, 37(6): 1067-1080.
- [2] Gu Y Y, Lo A, Niemegeers I. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2009, 11(1): 13-32.
- [3] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system [C] // *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, March 26-30, 2000, Tel Aviv, Israel. New York: IEEE Press, 2000: 775-784.*
- [4] Dutta A K. Prospects of nanotechnology for high-efficiency solar cells [C] // *2012 7th International Conference on Electrical and Computer Engineering, December 20-22, 2012, Dhaka, Bangladesh. New York: IEEE Press, 2012: 347-350.*
- [5] Al-Fuqaha A, Guizani M, Mohammadi M, et al. Internet of things: a survey on enabling technologies, protocols, and applications [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 2347-2376.
- [6] Kjellby R A, Johnsrud T E, Loetveit S E, et al. Self-powered IoT device for indoor applications [C] // *2018 31st International Conference on VLSI Design and 2018 17th International Conference on Embedded Systems (VLSID), January 6-10, 2018, Pune, India. New York: IEEE Press, 2018: 455-456.*
- [7] Jung S Y, Hann S, Park C S. TDOA-based optical wireless indoor localization using LED ceiling lamps [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2011, 57(4): 1592-1597.
- [8] Yang S H, Kim H S, Son Y H, et al. Three-dimensional visible light indoor localization using AOA and RSS with multiple optical receivers [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2014, 32(14): 2480-2485.
- [9] Li L Q, Hu P, Peng C Y, et al. Epsilon: a visible light based positioning system [C] // *Proceedings of the 11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation, April 2-4, 2014, Seattle, WA, USA. [S. l.: s. n.], 2014: 331-343.*
- [10] Kjærsgaard M B. A taxonomy for radio location fingerprinting [M] // *Hightower J, Schiele B, Strang T. Location- and context-awareness. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2007, 4718: 139-156.*
- [11] Cao Y P, Li X J, Hu Y Y. Visible light fingerprint-based high-accuracy indoor positioning method [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(16): 160601.
曹燕平, 李晓记, 胡云云. 基于可见光指纹的室内高精度定位方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(16): 160601.
- [12] Chen D Q, Wu X P, Hua Y T. Indoor visible light fingerprint localization scheme with range-assistance [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(6): 060603.
陈道钱, 吴晓平, 华宇婷. 一种测距辅助的室内可见光指纹定位方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(6): 060603.
- [13] Zhao C H, Zhang H M, Song J. Fingerprint based visible light indoor localization method [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(8): 0806002.
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.
- [14] Zhou X, Zhang R, Ho C K. Wireless information and power transfer: architecture design and rate-energy tradeoff [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(11): 4754-4767.
- [15] Liu L, Zhang R, Chua K C. Wireless information and power transfer: a dynamic power splitting approach [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(9): 3990-4001.
- [16] Varshney L R. Transporting information and energy simultaneously [C] // *2008 IEEE International Symposium on Information Theory, July 6-11, 2008, Toronto, ON, Canada. New York: IEEE Press, 2008: 1612-1616.*
- [17] Wang Z X, Tsonev D, Videv S, et al. On the design of a solar-panel receiver for optical wireless communications with simultaneous energy harvesting [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(8): 1612-1623.

- [18] Kjellby R, Cenkeramaddi L R, Johnsrud T E, et al. Design and prototype implementation of long-range self-powered wireless IoT devices [C] // 2018 IEEE International Symposium on Smart Electronic Systems (iSES) (Formerly iNiS), December 17-19, 2018, Hyderabad, India. New York: IEEE Press, 2018: 215-218.
- [19] Abdelhady A M, Amin O, Chaaban A, et al. Spectral-efficiency—illumination Pareto front for energy harvesting enabled VLC systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67 (12): 8557-8572.