

引用本文: 张蕊, 张业荣. 基于双线性插值与 K -means 聚类算法结合的位置指纹定位改进算法[J]. 光通信技术, 2022, 46(5): 45–49.

基于双线性插值与 K -means 聚类算法结合的位置指纹定位改进算法

张蕊, 张业荣

(南京邮电大学 电子与光学工程学院, 南京 210023)

摘要: 为了提升可见光通信(VLC)室内环境下的定位精度, 提出一种基于双线性插值与 K -means 聚类算法结合的位置指纹定位改进算法。该算法首先建立初始指纹, 然后对待定位点所在聚类域中的指纹进行插值计算, 最后将插值后的部分区域指纹作为参考指纹库存, 选择一种匹配算法实现最终定位。在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的室内房间建立 VLC 系统模型, 仿真分析了指纹密集度对定位精度的影响以及改进算法的定位精度对比情况。仿真结果表明: 随着指纹库密集度的降低, 定位精度随之提高; 改进算法使用插值指纹库与比使用初始指纹库的定位精度提高了 21.5%, 同时大大降低了计算复杂度。

关键词: 室内可见光定位; 发光二极管; 位置指纹法; 指纹库密集度; K -means 聚类算法; 双线性插值法

中图分类号: TN92 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2022)05-0045-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2022.05.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Improved location fingerprint position algorithm based on the combination of bilinear interpolation and K -means clustering algorithm

ZHANG Rui, ZHANG Yerong

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023 China)

Abstract: In order to improve the positioning accuracy in the indoor environment of visible light communication (VLC), an improved location fingerprint position algorithm based on the combination of bilinear interpolation and K -means clustering algorithm is proposed. The algorithm first establishes the initial fingerprint, then interpolates the fingerprint in the cluster domain where the location point is located, and finally selects a matching algorithm to achieve the final location by taking the partial regional fingerprint after interpolation as the reference fingerprint inventory. The VLC system model is established in the indoor room of $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$, and the influence of fingerprint density on positioning accuracy and the comparison of positioning accuracy of the improved algorithm are simulated and analyzed. The simulation results show that the positioning accuracy increases with the decrease of the intensity. The positioning accuracy of the improved algorithm using the interpolated fingerprint database is improved by 21.5% compared with that using the initial fingerprint database, and the computational complexity is greatly reduced.

Key words: indoor visible light positioning, light-emitting diode, location fingerprinting, fingerprint database intensity, K -means clustering algorithm, bilinear interpolation

0 引言

近年来,人们对导航和室内定位服务的需求越来越高。为了满足这种泛在的发展需求,世界各国开始

收稿日期: 2021-03-22。

作者简介: 张蕊(1995—),女,硕士研究生,现就读于南京邮电大学电子与光学工程学院,主要从事可见光通信与室内定位技术相关工作。



着重开展室内无线定位研究。目前,最常用的几种室内定位技术有红外线(IR)、超声波、射频识别(RFID)、无线局域网(WLAN)、蓝牙和超宽带(UWB)^[1]。但上述传统的定位技术存在成本过高、定位精度不足和易受电磁干扰等缺点,而可见光通信(VLC)室内定位因其具有不受电磁干扰、保密性好、传输速率高和无需频谱认证等优点成为一种新兴的定位技术,得到了广泛研究^[2]。

VLC 室内定位通过将信号调制到发光二极管(LED)发出的可见光上进行传输。当移动目标进入照

明区域时,带有光检测器的接收端对接收到的调制信号进行解调,从而恢复成原始信号,再通过定位算法得到移动目标的位置,最终完成定位功能。目前,常用的定位算法大致分为4类:几何测量法、场景分析法、近似感知法和图像传感器成像法^[3]。其中,场景分析法又称指纹库法,通过采集特定场景中某些量化后的特征属性并且建立对应的数据库(即指纹库)来实现定位功能^[4]。与其它定位算法相比,指纹库法在一个简单稳定的室内环境中能够实现高精度定位,且该方法对硬件设备要求低。指纹库法的定位精度与指纹库密集程度有一定的关系,本文在探究这种关系的基础上,提出一种基于线性插值与 K-means 聚类算法结合的位置指纹定位算法。

1 系统模型

1.1 可见光传输系统模型

本文采用的室内可见光系统如图1所示。室内定位场所为5 m×5 m×3 m的房间区域,4个LED灯均匀分布在天花板上,一个光电探测器(PD)在平面上接收来自LED发射出的信号^[5]。4个LED的光照辐射区相互重叠,确保辐射区域内的每一个定位节点都能同时接收到4个LED发射出的信号。设4个LED发射端 $Tx_i(i=1,2,3,4)$ 坐标分别为 $A(x_a, y_a, z_a)$ 、 $B(x_b, y_b, z_b)$ 、 $C(x_c, y_c, z_c)$ 、 $D(x_d, y_d, z_d)$,接收端Rx坐标为 (x, y, z) 。为了保证定位节点能够区分来自不同LED发出的信号,可以采用开关键控(OOK)^[6]、脉冲位置调制(PPM)以及色移键控(CSK)等技术对信号进行编码^[7]。

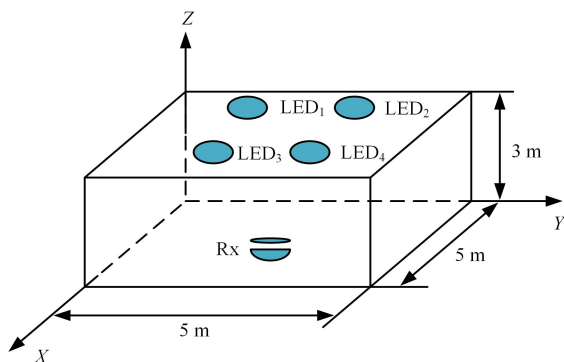


图1 室内LED照明模型

1.2 可见光信道模型

在VLC室内定位系统中,LED作为发射源所发射的信号传播路径主要分为视距路径(LOS)和非视距路径(NLOS)^[8]。为了更接近现实情况,本文采用LOS+

NLOS的信道模型,在NLOS信道中只考虑一次反射情况。假设LED灯是朗伯辐射,其朗伯传输模型如图2所示。 d 是LED发射端到接收端的直线距离, d_1 是LED到墙面反射点的直线距离, d_2 是反射点到接收端光接收机的直线距离, θ_1 和 ψ_1 分别是LED发射端到墙面的反射点的发射角和接收角, θ_2 和 ψ_2 分别是墙面反射点到光接收机的发射角和接收角, FOV 是视场角, h 是房间高度。

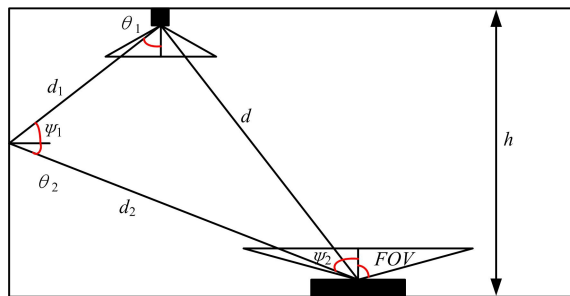


图2 信道模型

光信号从发射端到接收端的LOS信道增益可以表示为

$$H(0) = \begin{cases} \frac{A_r(m+1)}{2\pi d^2} \cos^m \theta_s(\psi) g(\psi) \cos \psi, & 0 < \psi < FOV \\ 0 & \end{cases} \quad (1)$$

其中, θ 是发射角, ψ 是接收角, m 是辐射瓣的模式数, $m = -\frac{\ln 2}{\ln(\cos \theta_{1/2})}$; A_r 是光接收机有效面积, $T_s(\psi)$ 是接收端光学滤波器增益, $g(\psi)$ 是光学聚光器增益, $\cos \psi$ 是接收角的余弦值, $\theta_{1/2}$ 是半功率角^[9]。

光信号从发射端到接收端的NLOS信道增益可以表示为

$$H_{ref}(0) = \begin{cases} \frac{(m+1)A_r}{2\pi d_1^2 d_2^2} \rho d A_w \cos^m \theta_1 \cos \psi_1 \cos \theta_2 \times \\ T_s(\psi_2) g(\psi_2) \cos \psi_2, & 0 \leq \psi_2 \leq FOV \\ 0, & \psi_2 > FOV \end{cases} \quad (2)$$

其中, ρ 为墙壁反射系数, dA_w 为反射面积微元。

2 基于双线性插值与 K-means 聚类结合的位置指纹定位改进算法

2.1 双线性插值法

双线性插值法^[10]是2个方向上的线性插值的组合叠加。设未知函数 f 在 $Q_{11}=(x_1, y_1)$ 、 $Q_{12}=(x_1, y_2)$ 、 $Q_{21}=(x_2, y_1)$ 以及 $Q_{22}=(x_2, y_2)$ 的函数值已知,若想得到函数 f 在 $P=(x, y)$ 上的函数值,可以通过双线性插值法实现。

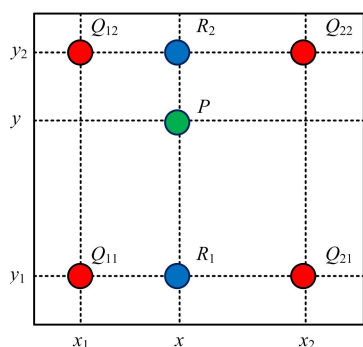


图3 双线性插值法原理

双线性插值法的原理如图3所示。首先,在 x 轴方向上进行2次线性插值;然后,以 R_1 和 R_2 为已知数据,在 y 轴上进行一次线性插值。

双线性插值法的结果与插值点周围4个邻近点相关,与插值顺序无关。若先进行 y

轴方向插值,再在 x 轴方向插值,得到的结果一样。虽然双线性插值法的计算量较大,但是没有灰度不连续的缺点,计算出的结果较为准确。

2.2 K-means 聚类算法

K-means 聚类算法又称为 K 均值算法,属于机器学习无监督学习类^[11]。该算法的基本思想是:首先选择 K 个样本点作为聚类中心,再按照某种聚类准则使样本点向各中心聚集,从而得到初始聚类;然后判断初始分类是否合理,若不合理,则修改分类。如此反复进行修改聚类的迭代算法,直至合理为止^[12]。具体实现步骤如下:

任意选择 K 个初始聚类中心 $z_1(1), z_2(1), \dots, z_K(1)$, 通常这 K 个初始聚类中心是从样本中任取 $z_k(1)$ 表示第一轮迭代中第 K 个聚类中心。将样本集的每一个样本按照最小距离原则分配给 K 个聚类中心,即在第 m 次迭代时,若 $\|x - z_j(m)\| < \|x - z_i(m)\|, i, j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$, 则样本在第 m 次迭代后属于以第 j 个聚类中心为代表的聚类域,新的聚类中心为

$$z_i(m) = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in f_i(m)} x \quad (3)$$

其中, N_i 为第 i 个聚类域中的样本个数, $f_i(m)$ 为第 m 次迭代时以第 i 个聚类中心为代表的聚类域。采用均值向量作为新的聚类中心,使误差平方和准则函数达到最小值。

当 $z_i(m+1) = z_i(m)$ 时,算法收敛,迭代完毕;否则将返回式(3)继续迭代。

2.3 指纹库法与 K 邻近算法

通常情况下,指纹库法主要分为2个阶段:离线阶段和在线阶段。离线阶段中,首先将房间的定位区域分成若干个网格,每个网格表示一个待测点位置;然后,对每个网格点采集一个或者多个特征数据作为该点的指纹信息,将采集到的所有指纹信息建立成一个指纹

库,与网格点的位置坐标一一对应。在线阶段中,待测点位置处的光电探测器采集来自不同 LED 的光信号,将该信号的某些特征与指纹库中存放的指纹信息进行匹配,再将匹配到的特征最相似指纹的位置作为待测点的位置坐标。本文中相似度用最小欧式距离来表示。在 VLC 室内可见光定位中,通常采集接收信号强度(RSS)作为指纹库中的特征信息^[13],本文采集到的 RSS 为指纹处在 LOS 和 NLOS 信道中的接收光功率。指纹库法的定位流程如图4所示。

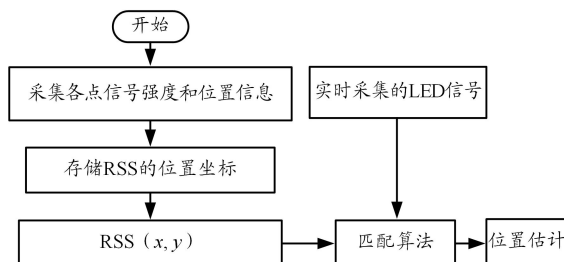


图4 指纹库定位法流程图

K 邻近算法^[14]为位置指纹匹配算法中最经典的算法之一,该算法的主要思路是:将在线采集到的待定位点的特征信息与指纹库中的指纹相比较,选择最邻近的 K 个指纹作为参考;对 K 个指纹的位置坐标求平均,该结果即为待定位点的估计位置, K 值是根据实际所需进行人工选择。 K 邻近算法的定位结果表示为

$$(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i, y_i) \quad (4)$$

其中, K 表示欧式距离最小的指纹数量, (x_i, y_i) 表示第 i 个最邻近指纹的坐标。 K 邻近算法流程图如图5所示。

2.4 改进算法

本文首先将房间接收平面划分成 10×10 个网格,每个网格代表一个指纹,采集指纹处的 RSS 并建立初始指纹库。由于房间设置的 LED 个数为4,为了更好地划分聚类域,故将 K-means 聚类中的 K 值也设置为4。然后,对待定位点所在聚类域中的指纹进行插值计算,根据双

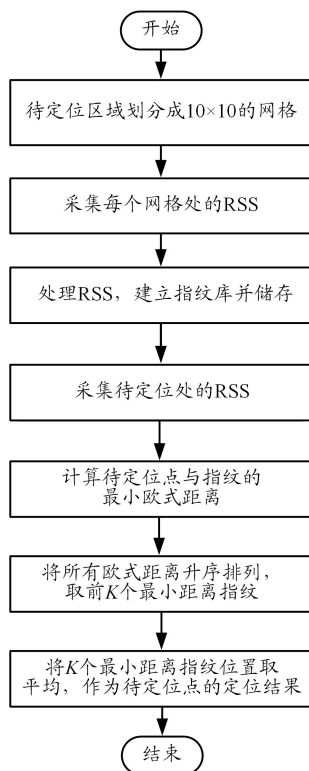


图5 K 邻近算法流程图

张蕊,张业荣:基于双线性插值与 K-means 聚类算法结合的位置指纹定位改进算法

线性插值法原理得到第 i 个插值位置处的 RSS, 如式 (5) 所示^[15]。

$$RSS_i = \sum_{n=1}^4 \frac{1/d_n}{1/d_1+1/d_2+1/d_3+1/d_4} \cdot P_{iR_n} \quad (5)$$

其中, d_n 为插值点到第 n 个参考指纹的物理距离, P_{iR_n} 为第 i 个插值点对应的第 n 个接收功率。

最后, 将插值后的部分区域指纹作为参考指纹库, 选择一种匹配算法实现最终定位。算法的流程图如图 6 所示, 具体算法步骤如下:

① 选择一个适当的 K 值, 对建立的初始指纹库进行 K-means 聚类。

② 采集待定位点处的 RSS, 根据特征信息判断该点所属簇类。

③ 对待定位点所在簇类的指纹进行插值处理, 插值原则是每 2 个指纹中间位置插一个值, 插值数据是由周围邻近 4 个指纹的 RSS 计算得到。

④ 将插值后的所有指纹组建成一个新的指纹库, 称之为插值指纹库, 选择一种匹配算法进行定位。

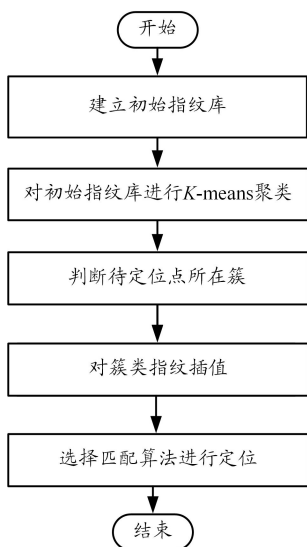


图 6 双线性插值与 K-means 聚类结合的定位改进算法流程图

值取 4, 如图 7 所示。初始指纹库被均匀划分成了 4 个簇类 (黑色圆点为簇 1, 绿色圆点为簇 2, 蓝色圆点为簇 3, 红色圆点为簇 4), 每个簇类中有 25 个指纹。若选择簇 1 进行指纹插值, 插值后的指纹个数就由 25 个增加到 81 个, 插值方式如图 8 所示, 圆圈表示初始指纹库中的指纹, 三角形表示插值指纹。

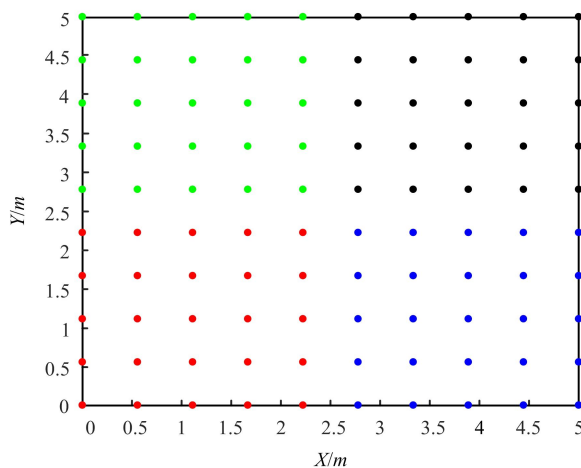


图 7 初始指纹库 K-means 聚类结果

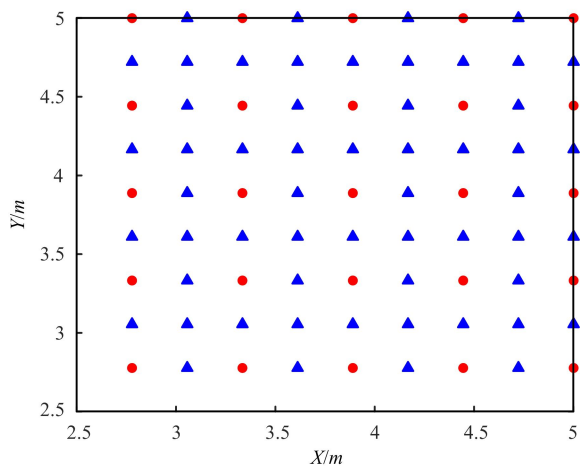


图 8 插值后的部分指纹库

3 仿真结果及分析

3.1 不同密集度指纹库定位的仿真分析

为了研究指纹库密集度对定位精度的影响, 引入密集度 S , 将 S 定义为相邻两指纹之间的物理距离。理论上, 指纹个数越多越密集 (即 S 越小), 定位精度越高^[16]。

将接收平面分别划分为 10×10 、 20×20 、 40×40 个网格, 则密集度 S 分别为 0.5、0.25、0.125。接收平面上均匀选取 10×10 个待定位点, 选择 K 邻近算法作为位置指纹定位中的匹配算法, 且 K 值取 5, 仿真结果如表 1 所示。可以看出, 随着密集度 S 的降低, 定位精度随之提高。

表 1 不同密集度指纹库的定位误差

密集度 S	K 邻近算法定位误差/m
0.5	0.45
0.25	0.34
0.125	0.31

3.2 改进算法的仿真分析

将建立完成的初始指纹库进行 K-means 聚类, K

在待定位区域内随机选择 10 个点, 分别使用初始指纹库和插值指纹库进行定位, 定位结果如表 2 所示, 初始指纹库与插值指纹库的定位误差变化 e 为

$$e = \frac{E_B - E_I}{E_B} \times 100\% \quad (6)$$

其中, E_B 为初始指纹库定位误差, E_I 为插值指纹库定位误差。

由表 2 可知, 使用插值指纹库定位后, 定位精度有一定程度的提升, 定位误差变化 e 平均为 21.5%。假如直接对初始指纹库进行插值, 需要进行 224 次插值计算, 而先聚类后插值只需要进行 56 次插值计算。因

表 2 初始指纹库与插值指纹库定位误差

序号	所属簇类	E_0/m	E_1/m	误差变化 e
1	簇 1	0.77	0.74	4%
2	簇 3	0.74	0.32	56.8%
3	簇 2	0.53	0.44	17%
4	簇 4	0.6	0.43	28.3%
5	簇 1	0.76	0.64	15.8%
6	簇 3	0.61	0.39	36.1%
7	簇 2	0.8	0.58	27.5%
8	簇 4	0.71	0.68	4.2%
9	簇 1	0.75	0.66	12%
10	簇 3	0.71	0.62	12.7%

此, K-means 聚类算法的结合很大程度上降低了插值过程中的计算量。

4 结束语

基于指纹库密集度对定位精度的影响, 本文提出了基于双线性插值与 K-means 聚类结合的位置指纹定位改进算法, 仿真分析了该算法的性能。仿真结果表明: 改进算法使用插值指纹库与比使用初始指纹库的定位精度提高了 21.5%, 同时大大降低了计算复杂度。

虽然本文选用的双线性插值方法一定程度上能够提高指纹库的密集度, 但是插值的精度有待提高。我们下一步考虑对比其它插值方式, 对线性插值法进行改进与优化, 使得插值更加准确, 有利于定位性能的进一步提升。

参考文献:

[1] 胡晴晴. 基于 LED 可见光的室内定位算法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2016.

[2] 张甜甜. 可见光定位与传输关键技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.

[3] 赵嘉琦, 迟楠. 室内 LED 可见光定位若干关键技术的比较研究[J]. 灯与照明, 2015(1): 34-41.

[4] MANH T V, NGUYEN V T, TRAN T S, et al. Weighted k-nearest neighbour model for indoor VLC positioning[J]. Iet Communications, 2017, 11(6): 864-871.

[5] UYSAL M, CAPSONI C, GHASSEMLOOY Z, et al. Optical wireless communications[M]. Bellingham: SPIE, 2019.

[6] VUCIC J, KOTTKE C, NERRETER S, et al. 230 Mbit/s via a wireless visible-light link based on OOK modulation of phosphorescent white LEDs [C]/IEEE. Proceeding of 2010 Conference on Optical Fiber Communication (OFC/NFOEC). New York: IEEE, 2010: 1-3.

[7] 陈贝贝. 可见光通信的调制技术与定位算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.

[8] ZHANG W, CHOWDHURY M I S, KAVEHRAD M. Asynchronous indoor positioning system based on visible light communications [J]. Optical Engineering, 2014, 53(4): 045105-045114.

[9] ZENG L, O'BRIEN D, LE-MINH H, et al. Improvement of data rate by using equalization in an indoor visible light communication system[EB/OL]. [2021-03-22]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/4536841/citations# citations>.

[10] 郑成德. 数值计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.

[11] VANM T, TUANN V, SONT T, et al. Weighted k-nearest neighbour model for indoor VLC positioning [J]. IET Communications, 2017, 11(6): 864-871.

[12] MUHAMMAD S, TOUQEER A, ZHAO Y, et al. An LED based indoor localization system using k-means clustering[EB/OL]. [2021-03-22]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7838152>.

[13] 王辉. 基于位置指纹的室内可见光定位方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.

[14] LI D, ZHANG B, LI C. A feature-scaling-based k-nearest neighbor algorithm for indoor positioning systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(4): 590-597.

[15] WEI H, YAO H. Indoor visible light location algorithm based on virtual fingerprint database[EB/OL]. [2021-03-22]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8054455>.

[16] 左泽谦, 潘军, 蒋立军, 等. 基于 WIFI 的位置指纹参考节点密度与定位精度关系研究[J]. 世界地质, 2019, 38(2): 532-538.