

基于指纹的可见光室内定位系统融合算法

郭 琛¹, 邵建华^{1,2}, 柯 炜^{1,2}, 张春艳¹, 安 爽¹

(1.南京师范大学物理科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

(2.南京师范大学江苏省光电技术重点实验室, 江苏 南京 210023)

[摘要] 可见光室内定位系统由于墙壁反射和外界噪声存在而产生误差. 对现有的基于指纹识别的可见光室内定位算法进行仿真比较, 提出了将确定型算法与概率分布算法融合的室内定位改进算法. 首先用 KNN 算法选取几个与接收机位置相近的网格点, 对接收信号进行高斯滤波, 而后用贝叶斯算法计算其后验概率, 后验概率最大的点即为估计位置. 这一改进算法不仅降低了贝叶斯算法的复杂度, 也大大提高了 KNN 算法的定位精度, 平均误差为 0.17 m.

[关键词] 室内定位, 指纹, KNN, 贝叶斯

[中图分类号] TN929.1 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2019)01-0058-07

A Visible Light Indoor Positioning Algorithm Based on Fingerprint

Guo Chen¹, Shao Jianhua¹, Ke Wei^{1,2}, Zhang Chunyan¹, An Shuang¹

(1.School of Physics and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2.Key Laboratory for Opto-Electronic Technology of Jiangsu Province, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Errors are caused by wall reflection and noise in the visible light indoor positioning system. Some indoor positioning algorithms based on fingerprint are compared through simulation. An improved indoor positioning algorithm that combines K-Nearest Neighbor and Bayesian theory algorithm is proposed. Firstly, several grid points which are close to the receiver's position are selected by KNN algorithm, after the RSSI sampling value through Gauss filter is processed, then the posterior probability is calculated by Bayesian algorithm. The point with the largest posterior probability is the estimated position. The improved algorithm simplifies the Bayesian algorithm and improves the positioning accuracy of KNN algorithm, with an average error of 0.17 m.

Key words: indoor positioning, fingerprint, KNN, Bayes

随着物联网技术的迅速发展以及数据业务的快速增加, 室内定位系统在位置感知、传感器应用等诸多领域得到了广泛应用. 在过去的二十年中, 研究人员对于定位技术的研究多在使用 GPS、红外线、RFID、Bluetooth、WLAN、超声波等^[1]. GPS 已被广泛用于室外定位, 如汽车导航、手机、船舶、飞机、工程测量等. 由于受无线电波传播、多径衰落及其他干扰的影响, GPS 在室内的定位误差较大. 传统的室内定位技术(如 WLAN、RFID、蓝牙、超声波等), 由于系统不稳定、响应时间长、定位精度低而存在问题^[2].

近年来, 人们对于室内定位的需求日益增大. 可见光定位是室内定位系统中一种新型的短距离定位技术, 由于其不会受到电磁干扰, 因而被认为是室内定位最有前景的方案之一. 可见光通信可用于建筑物内、地下, 甚至是禁止无线电频率的医院. 相比传统的照明设备如白炽灯和荧光灯, 发光二极管(light emitting diode, LED)在使用寿命、高危环境容忍度、低工作电压、低功耗和散热照明等方面更具优势^[3]. 因此, 高功率白光 LED 被认为是一个未来强有力的候选照明技术^[4].

针对可见光通信(visible light communication, VLC)系统^[5], 本文提出了一种改进的基于指纹的室内定位算法. 为了保证足够的定位精度, 该算法采用指纹匹配方法, 分别使用最近邻算法与概率分布算法计算接收机的位置^[6]. 由于接收信号强度(received signal strength, RSS)值易受环境的影响, 需在贝叶斯算法之前先对 RSS 值进行滤波, 从而进一步提出了一种将最近邻算法与贝叶斯算法融合的室内定位的新方法.

收稿日期: 2018-04-17.

通讯联系人: 邵建华, 教授, 研究方向: 通信技术. E-mail: shaojianhua@njnu.edu.cn

1 室内可见光系统定位原理

1.1 系统模型

本文研究的室内可见光定位系统,由固定在天花板上的4个LED发射带有位置信息的光信号,经编码调制后由接收机携带光电探测器(photo detector, PD)接收光信号,经解码、解调等信号处理后恢复出原始信号,再由相应的定位算法分析得到接收机的位置^[7].可见光定位系统的结构框图如图1所示.

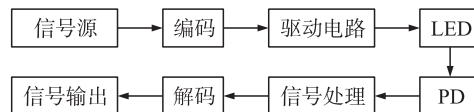


图1 结构框图

Fig.1 Structure diagram

1.2 信道模型

本文主要采用基于朗伯模型的信道增益.光信号从发射端传播到接收端途中,传播路径包括直射和反射部分,且在信号传播过程中会有外界光被接收端所接收,形成了可见光定位系统中的噪声.噪声成分由散粒噪声和热噪声组成,具体参数如表1所示^[8].

表1 参数设置
Table 1 Parameters

符号	意义	数值	符号	意义	数值
q	电子电荷	1.6×10^{-19} C	T_a	绝对温度	300 K
D	等效噪声带宽	400 MHz	G	开环电压增益	10
I_b	背景电流	5 pA	η	探测器单位面积的固定电容	112 pF/cm ²
I_z	噪声带宽因子	0.562	Γ	FET 沟道噪声因子	1.5
κ	玻尔兹曼常数	1.38×10^{-23}	g_m	跨导	30 m/s

热噪声的功率为:

$$\sigma_{th}^2 = \frac{8\pi\kappa T_a}{G} \eta A_R I_z D^2 + \frac{16\pi^2 \kappa T_a \Gamma}{g_m} \eta^2 A_R^2 I_z D^3. \quad (1)$$

散粒噪声的功率为:

$$\sigma_{sh}^2 = 2q\lambda P_{rs} D + 2qI_b I_z D. \quad (2)$$

式中, A_R 为光电检测器接收面积,约为 1.0 cm^2 ; I_z 为带宽影响因子,约为 0.086 8; P_{rs} 为信号功率.

反射面采用冯反射模型,如图2所示.该模型既可适用于理想漫反射面建筑(如墙壁、天花板),也可适用于光滑表面(如光滑的瓷砖地板、硬木家具的光滑漆面)和镜面.

该模型中,入射光线以 $1-\beta$ 的概率被反射面吸收,以 $\beta \cdot r_d$ 的概率发生漫反射,以 $\beta \cdot (1-r_d)$ 的概率发生镜面反射,其中 β 为反射面的反射系数, r_d 为发生漫反射的能量占总反射能量的比例^[9].反射光强的空间分布由式(3)表示:

$$R(\psi_1, \phi_2) = \beta P_i \left[\frac{r_d}{\pi} \cos(\phi_2) + (1-r_d) \frac{s+1}{2\pi} \cos^s(\phi_2 - \psi_1) \right], \quad (3)$$

式中, ψ_1 为入射角; ϕ 为观测角; β 为反射系数; P_i 为入射光功率; s 为表征反射光方向性的模式参数.

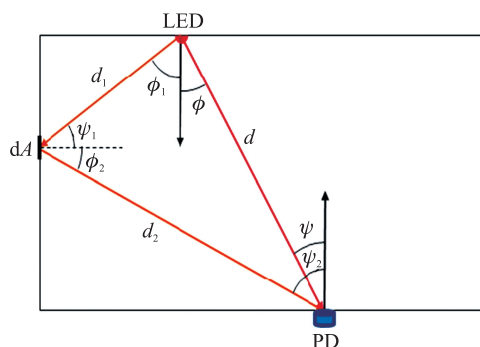


图2 直射和反射模型

Fig.2 Model of LOS and reflection

2 指纹定位算法

目前的室内定位算法主要有基于到达时间、到达角度、到达时间差的模型定位以及基于接受信号强度(RSSI)的指纹识别定位算法^[10].指纹识别定位是根据不同位置接收到的信号强度,建立相应的位置指纹数据库,通过将实时采集的信号强度与数据库中储存的信号强度进行对比,根据一定的匹配算法实现定位.

指纹识别法分为离线指纹库构建阶段和在线定位阶段^[11].离线指纹库构建阶段是对房间中的网格点进行仿真获取RSS测量值及其位置信息来构建指纹库.在线定位阶段通过实时仿真得到的RSS测量值,

利用定位算法将其与指纹库中的数据进行匹配、比较,进而估计接收机的位置.其定位过程如图 3 所示.

2.1 KNN 算法

KNN 算法是一种基于指纹识别的定位算法,首先要采集一个房间内每个网格点的指纹信息,即 RSS 测量值,存储并建立指纹库.在定位阶段,将实时测量的 RSS 测量值与指纹库中各个网格点的 RSS 测量值进行匹配,如式(4)所示计算欧氏距离,选距离最小的 K 个网格点的质心作为接收机的位置^[12]:

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^m (\text{RSSI}_j - \overline{\text{RSSI}_j})^2}, \quad (4)$$

式中, m 为 LED 灯的个数; RSSI_j 为实际接收到的第 j 个信号强度值; $\overline{\text{RSSI}_j}$ 为存储在指纹库中的各个网格点的信号强度值.

2.2 贝叶斯算法

在数理统计中,条件概率表示为:

$$P(AB) = P(A)P(B|A). \quad (5)$$

事件 A 和事件 B 同时发生的概率 $P(AB)$ 等于事件 A 发生的概率 $P(A)$ 乘以事件 A 已经发生的条件下事件 B 发生的概率 $P(B|A)$, 也即 $P(AB)$ 等于事件 B 发生的概率 $P(B)$ 乘以事件 B 已经发生的条件下事件 A 发生的概率 $P(A|B)$. 从而可以得到:

$$P(B|A) = \frac{P(B)P(A|B)}{P(A)}. \quad (6)$$

假设事件 B 是由 n 个独立事件组成的, 则 $P(A)$ 可以用全概率公式进行扩展:

$$P(A) = P(A|B_1)P(B_1) + P(A|B_2)P(B_2) + \dots + P(A|B_n)P(B_n). \quad (7)$$

因此, 贝叶斯公式可以表示为:

$$P(B_i|A) = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{P(A|B_1)P(B_1) + P(A|B_2)P(B_2) + \dots + P(A|B_n)P(B_n)}, \quad (8)$$

式中, $P(B_i|A)$ 为后验概率, 而 $P(B_i)$ 为先验概率. 贝叶斯公式也可以表示为:

$$P(B_i|A) = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{\sum_{i=1}^n P(B_i)P(A|B_i)}. \quad (9)$$

通常, $P(A|B)$ 不等于 $P(B|A)$, 但两者之间有明确的关系, 贝叶斯定理就是这种关系的表述. 其表述了条件概率与随机事件 A 和 B 的边缘概率的关系:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \propto L(A|B)P(A). \quad (10)$$

在线定位阶段, 按照高斯分布计算接收到的 RSS 测量值 $S(\text{RSS1}, \text{RSS2}, \text{RSS3}, \text{RSS4})$, 其概率密度函数可表示为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (11)$$

式中, x 为接收信号的测量值; μ 为接收到的信号强度均值; σ 为标准差. RSS 测量值易受环境的干扰, 如墙壁反射、多径效应等, 导致定位精度不高. 为得到较为平缓的 RSS 测量值, 首先对 RSS 测量值进行高斯滤波, 从而得到较为准确的 RSS 值. 高斯滤波预处理过程即是对房间内的某一网格接收到的 n 个 RSS 值建立高斯模型, 对 RSS 发生概率较高的某一区域内计算几何均值作为 RSS 测量值, 以提高定位精度^[13]. 其中,

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{RSSI}_i, \quad (12)$$

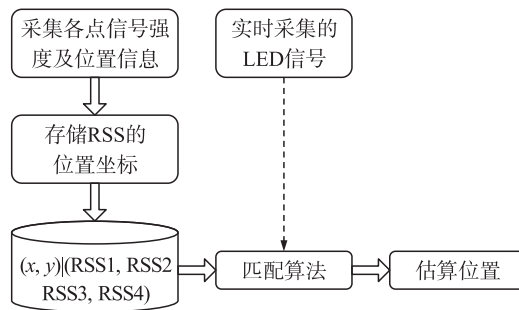


图 3 指纹识别法定位过程

Fig. 3 Positioning process of fingerprint

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\text{RSSI}_i - \mu)^2}. \quad (13)$$

接收到的信号强度 S 在房间内每个网格点 L_i 的概率 $p(L_i|S)$ 可根据贝叶斯定理得到:

$$p(L_i|S) = \frac{p(S|L_i)p(L_i)}{p(S)} = \frac{p(S|L_i)p(L_i)}{\sum_{k=1}^n p(S|L_k)p(L_k)}, \quad (14)$$

式中, $p(S|L_i)$ 为在已知位置 L_i 时 RSSI 为 S 的条件概率; $p(L_i)$ 为在房间内 L_i 处的先验概率. 因待定位点在房间内任意网格出现的可能性是一样的, 故 $p(L_i)$ 在所有网格点的出现是等概率的, 可视为常数, 而 $p(S)$ 对于房间内所有网格点是常数, 因而上式可转化为:

$$p(L_i|S) = p(S|L_i). \quad (15)$$

由于在同一点能够接收到 4 个 LED 灯的信号, 且不同 LED 之间的信号强度是相互独立的, 不存在相互干扰, 则 $p(S|L_i)$ 可用联合概率分布函数表示为:

$$p(S|L_i) = p(S_1|L_i)p(S_2|L_i)p(S_3|L_i)p(S_4|L_i). \quad (16)$$

可以看出, 后验概率最大时对应的点即为所求.

2.3 融合算法

KNN 算法虽实现简单, 但定位误差较大. 贝叶斯算法定位误差小, 但计算复杂, 所涉参数多. 为克服室内环境中的噪声, 本文提出一种融合 KNN 和贝叶斯理论的算法, 以达到理想的定位效果. 首先通过 KNN 算法选取与接收机位置距离较小的 K 个位置点, 缩小范围, 然后对测量的 RSS 值进行高斯滤波处理以达到优化, 再利用贝叶斯算法分别计算选取的 K 个位置点的后验概率, 选择概率最大的点作为接收机的估计位置. 算法表述如下:

```

Input:  $S(\text{RSS1}, \text{RSS2}, \text{RSS3}, \text{RSS4})$ 
For each  $S(i=1, 2, \dots, 100)$ 
  Calculate Euclidean distance  $d[z]$ 
End For
Select the minimum distance of  $K$  locations  $L_1, L_2, \dots, L_k$ 
For  $z=1, 2, \dots, k$ 
  Calculate the matching probability  $p(L_i|S)$  that  $S$  and the  $K$  locations according to Bayesian algorithm
End For Return  $S$  where  $\max p(L_i|S)$ 

```

3 仿真结果与分析

用 Matlab 对本文所提出的 3 种算法进行仿真. 室内定位环境为一个 $5 \text{ m} \times 5 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 的空间, 如图 4 所示. 将测试平面划分成 50×50 的网格, PD 可在任意网格移动.

在可见光系统中, 室内环境因人口密度、人随意走动以及路径效应等因素而变化, 这导致同一个位置处的 RSS 测量值并不唯一, 且在一定值附近波动^[14]. 在同一个位置连续采集 1 000 组信号的接收信号强度, 其统计图如图 5 所示.

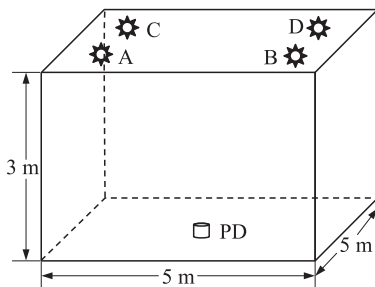


图 4 系统模型

Fig. 4 System model

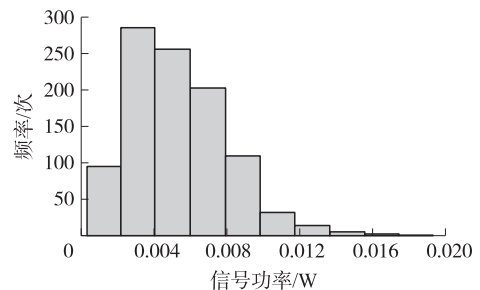


图 5 接收信号强度统计图

Fig. 5 Histogram of RSSI

相对于直射光的强度,室内环境受一次反射光和外界噪声的影响较大. 采用 KNN 算法对平面内某一网格点计算 100 次可以发现,在信噪比相同的情况下, K 的取值不同,定位结果也大不相同. 图 6 给出了房间内某一区域的仿真结果,圆形符号表示待定位点的位置,星形符号表示用 KNN 算法计算出来的估计位置. 当 $K=1$ 和 $K=6$ 时,定位误差分别为 0.16 m 和 0.18 m,此时的信噪比均为 25 dB.

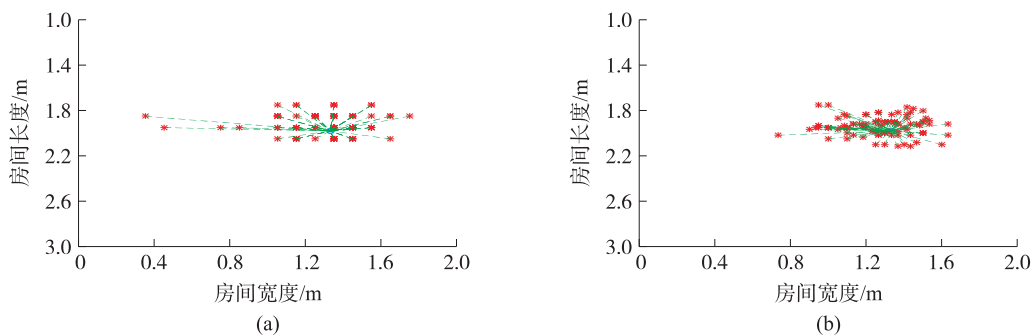


图 6 KNN 算法分别在 $K=1$ 和 $K=6$ 时的定位结果

Fig. 6 Performance of KNN as $K=1$ and $K=6$

图 7 给出了 K 取值不同的情况下 KNN 算法的定位结果. 同样对某一个网格点计算 100 次求得平均误差,通过观察可以发现,在 $K=2$ 时定位误差最小,为 0.15 m.

在反射光与外界噪声的干扰下,贝叶斯算法的定位也存在一定的误差. 图 8 给出了房间内某一区域的仿真结果. 对网格内某一个点计算 100 次的定位结果如图 8(a) 所示,平均误差为 0.11 m. 采用高斯滤波对 RSS 值进行预处理,选择高概率区范围为 $0.2 \leq F(x) \leq 0.8$,即 $\mu - 0.85\sigma \leq x \leq \mu + 0.85\sigma$. 此时经过贝叶斯算法定位,定位精度为 0.05 m,结果如图 8(b) 所示. 其中,圆形符号表示待定位点的位置,星形符号表示用贝叶斯算法计算出来的估计位置.

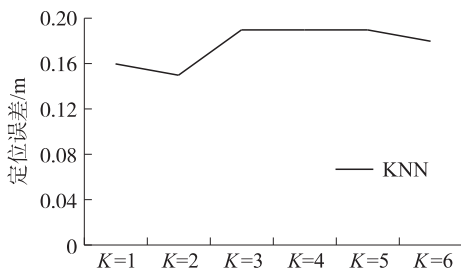


图 7 KNN 算法在 K 取值不同的定位结果比较

Fig. 7 Comparisons of positioning error when K is different

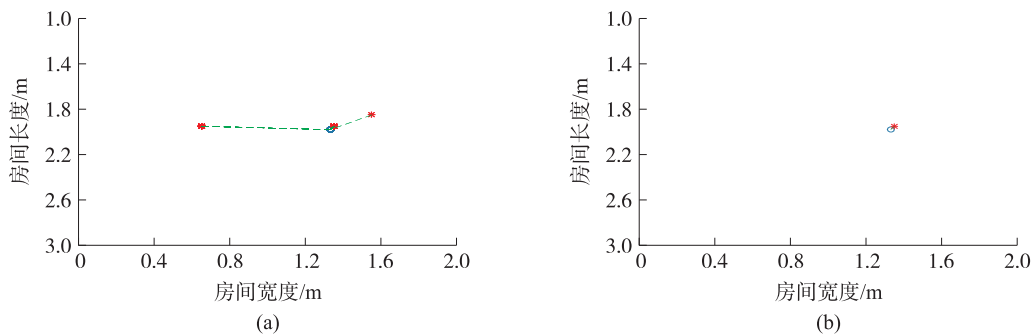


图 8 贝叶斯算法的定位结果

Fig. 8 Performance of the Bayesian algorithm

运用本文中所提出的改进算法,将 KNN 算法与贝叶斯算法进行融合. 考虑到室内反射光及噪声的影响,在房间内某一区域任意取一个点计算 100 次的定位结果如图 9 所示,定位误差为 0.12 m. 其中,圆形符号表示待定位点的位置,星形符号表示用贝叶斯算法计算出来的估计位置.

为了验证所提出算法的有效性,本文在室内选取了 20 个网格点,图 10 给出了在不同网格点的定位误差. 由图 10 可以看出,改进算法的定位误差略大于贝叶斯算法,但小于 KNN 算法. 因此,该算法可以作为提高定位精确度的手段,即在现有算法的基础上简化计算过程,使误差进一步减小.

为了分析比较在可见光室内定位系统中各种算法的性能,本文对每个网格点均进行了定位误差计算,所采用的误差公式^[15]为:

$$\text{Error}=\sqrt{(x-x_j)^2+(y-y_j)^2},$$

(17)

式中, (x,y) 为待定位点的坐标; (x_j,y_j) 为运用算法计算出的估计位置.

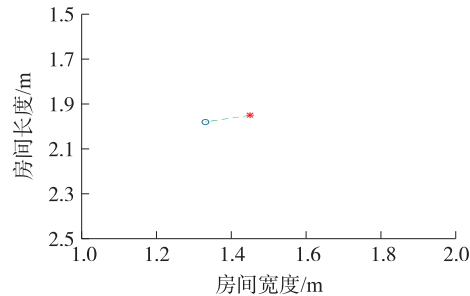


图 9 融合算法的定位结果

Fig. 9 Performance of the improved algorithm

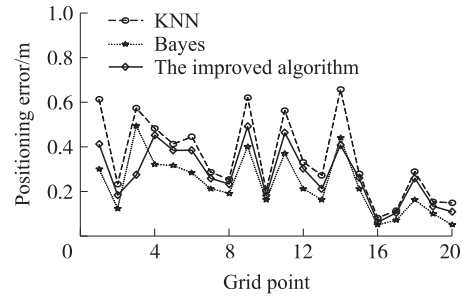


图 10 不同网格的定位误差

Fig. 10 Positioning errors of different algorithms

图 11 给出了 KNN 算法、贝叶斯算法及融合算法的定位误差分布. KNN 算法最大误差为 0.76 m,最小误差为 0.08 m,平均误差为 0.26 m. 贝叶斯算法最大误差为 1.05 m,最小误差为 0.03 m,平均误差为 0.13 m. 融合算法最大误差为 0.68 m,最小误差为 0.05 m,平均误差为 0.17 m. 误差主要来源于系统噪声. 可以看出,在测试平面边缘处,随着信号接收功率信噪比的减小,定位误差增大. 图 12 是在不同信噪比情况下对 3 种算法的平均定位误差进行的比较,由图可知,信噪比越大时平均误差越小.

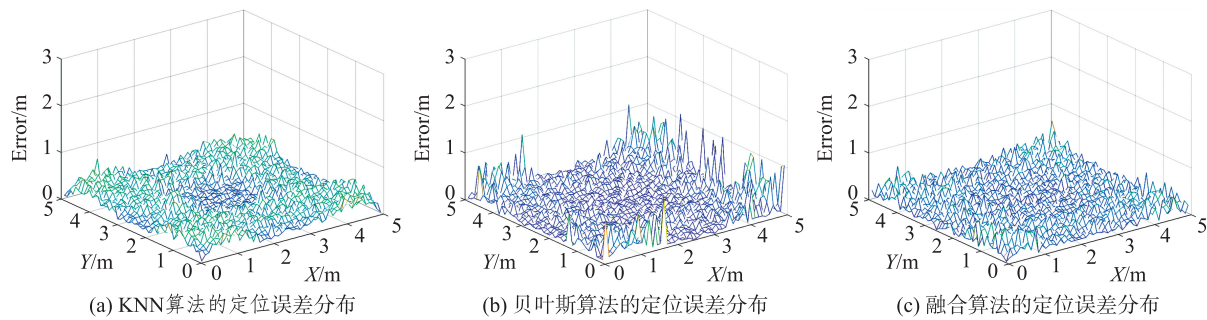


图 11 定位误差分布

Fig. 11 Positioning error distribution

对 3 种可见光室内定位算法在精度、复杂度、速度、功耗等方面进行比较,对比结果如表 2 所示. 由表 2 可知,融合后的算法在保证定位精度的前提下减小了功耗,降低了复杂度,具有一定的优势.

表 2 可见光室内定位算法的比较

Table 2 Comparisons of several algorithms

可见光室内定位算法	精度	复杂度	速度	功耗
KNN 算法	★★★	★★	★★★★★	★★★
贝叶斯算法	★★★★★	★★★★★	★★	★★★★★
融合算法	★★★★	★★★★	★★★	★★★★

注:星号越多,精度越高,复杂度越高,速度越快,功耗越大.

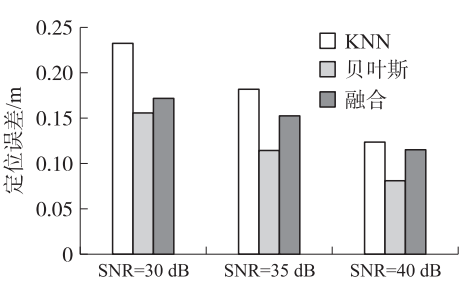


图 12 在不同信噪比情况下定位误差的比较

Fig. 12 Comparisons of positioning error when SNR is different

4 结论

本文分析了现有的指纹识别的可见光室内定位方法,提出了将 KNN 算法和贝叶斯算法融合的改进算法. 在朗伯模型的基础上,采用指纹识别方法在有反射光和高斯噪声等干扰的条件下,进行了 3 种算法的仿真. 通过比较 3 种算法的平均定位误差,证明了所提出的融合算法的优势与可行性.

然而,本文中对于测试平面处网格的划分也有一定的局限性. 网格数量的不同对于定位精度也有影响,合理选择网格点是一个关键的问题. 对于贝叶斯算法的仿真是基于先验概率等概分布的,与实际环境有一定差距. 当先验概率不等概分布时的定位结果是否精确是后续的研究重点.

[参考文献](References)

- [1] YANG C. WiFi-based indoor positioning[J]. IEEE Commun Mag, 2015, 53: 150–157.
- [2] 汪苑, 林锦国. 几种常用室内定位技术的探讨[J]. 中国仪器仪表, 2011(2): 54–57.
WANG Y, LIN J G. Indoor location technique based on RFID[J]. China instrumentation, 2011(2): 54–57. (in Chinese)
- [3] ZHOU Z, MOHSEN K, PENG D. Indoor positioning algorithm using light-emitting diode visible light communications[J]. Optical engineering, 2012, 51(8): 1–6.
- [4] 沈芮, 张剑. 基于可见光通信的室内定位方法[J]. 信息工程大学学报, 2014, 15(1): 41–45.
SHEN R, ZHANG J. Indoor location method based on visible light communication[J]. Journal of information engineering university, 2014, 15(1): 41–45. (in Chinese)
- [5] HE X, YE D, PENG L, et al. An RFID indoor positioning algorithm based on bayesian probability and K-nearest neighbor[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1806.
- [6] MA Y W, CHEN J L, CHANG F S, et al. Novel fingerprinting mechanisms for indoor positioning[J]. Int J Commun Syst, 2016, 29: 638–656.
- [7] GONENDIK E, GEZICI S. Fundamental limits on RSS based range estimation in visible light positioning systems[J]. IEEE communications letters, 2015, 19(12): 2138–2141.
- [8] LOU P H, ZHANG H, ZHANG X, et al. Fundamental analysis for indoor visible light positioning system[C]//2012 1st IEEE International Conference on Communications in China Workshops (ICCC). Beijing, China, 2012.
- [9] 张秀楠, 邵建华, 柯炜, 等. 反射与噪声对室内可见光定位系统精度影响及其克拉美罗界[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2017, 40(1): 102–109.
ZHANG X N, SHAO J H, KE W, et al. Errors and the Cramer-Rao bound caused by reflection and noise on visible light positioning system[J]. Journal of Nanjing normal university (natural science edition), 2017, 40(1): 102–109. (in Chinese)
- [10] 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, 39(1): 34–41.
ZHAO J Q, CHI N. Comparative research on several key indoor positioning technologies based on LED visible light communication[J]. Light and lighting, 2015, 39(1): 34–41. (in Chinese)
- [11] 王忠民, 陈振, 潘春华. 一种改进的位置指纹智能手机室内定位算法[J]. 西安邮电大学学报, 2014, 19(1): 71–75.
WANG Z H, CHEN Z, PAN C H. Improved fingerprinting algorithm for smart phone indoor positioning[J]. Journal of Xi'an university of posts and telecommunications, 2014, 19(1): 71–75. (in Chinese)
- [12] KIM H S, SEO W J, BAEK K R. Indoor positioning system using magnetic field map navigation and an encoder system[J]. Sensors, 2017, 17(3): 651.
- [13] 徐潇潇, 谢林柏, 彭力. 一种改进的基于贝叶斯的位置指纹算法[J]. 江南大学学报, 2015, 14(5): 68–71.
XU X X, XIE L B, PENG L. An improved location fingerprint algorithm based on Bayesian[J]. Journal of Jiangnan university (natural science edition), 2015, 14(5): 68–71. (in Chinese)
- [14] KIM H S, KIM D R, YANG S H, et al. An indoor visible light communication positioning system using a RF carrier allocation technique[J]. Journal of lightwave technology, 2013, 31(1): 134–144.
- [15] DENG Z A, WANG G F, HU Y. Carrying position independent user heading estimation for indoor pedestrian navigation with smartphones[J]. Sensors, 2016, 16(5): 677.

[责任编辑: 严海琳]