

基于随机森林算法的室内可见光指纹定位方法

曲佳, 王旭东*, 吴楠, 许浩

(大连海事大学 信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 为进一步提高动态目标室内可见光定位追踪系统性能, 提出了一种基于随机森林(RF)算法的室内可见光指纹定位方法。利用发光二极管(LED)的光强信号作为特征构建指纹数据库, 应用指纹库中的数据训练决策树, 引入 RF 算法进行初始定位, 再通过卡尔曼滤波对初始位置估计进行优化, 从而获得更准确的定位轨迹。仿真结果表明: 在 5 m×5 m×3 m 的室内场景下, 通过所提定位方法能获得大部分采样点误差分布在 4 cm 之内的定位效果; 此外, 通过与不同室内可见光定位算法的性能进行对比, 验证了所提算法的技术优势。

关键词: 室内可见光定位; 随机森林算法; 指纹定位; 卡尔曼滤波; 接收信号强度

中图分类号: TN929.1 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2023)01-0001-07

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2023.01.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Indoor visible light fingerprint positioning method based on random forest algorithm

QU Jia, WANG Xudong*, WU Nan, XU Hao

(Information Science Technology College, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China)

Abstract: In order to further improve the performance of dynamic target indoor visible light location and tracking system, a indoor visible light fingerprint location method based on random forest (RF) algorithm was proposed. The light intensity signal of light-emitting diode (LED) was used as the feature to build a fingerprint database, and the data in the fingerprint database was used to train the decision tree. RF algorithm was introduced for initial positioning, and then Kalman filter was used to optimize the initial position estimation, so as to obtain a more accurate positioning trajectory. The simulation results show that in the indoor scene of 5 m×5 m×3 m, the proposed positioning method can obtain the positioning effect that most sampling points error distribution is within 4 cm. In addition, this paper verifies the technical advantages of the proposed algorithm by comparing the performance of different indoor visible light positioning algorithms.

Key words: indoor visible light positioning, random forest algorithm, fingerprint positioning, Kalman filter, received signal strength

0 引言

在智能移动设备广泛普及和应用场景多元化的大背景下, 基于位置的服务^[1]逐渐成为研究热点。传统的室内定位方法包括蓝牙^[2]、红外线^[3]、超宽带^[4]、射频

识别^[5]和 WiFi^[6]等, 这些方法通常存在精度差、成本高和电磁干扰严重等问题。为了解决上述问题, 研究人员提出了应用于室内的可见光定位(VLP)系统, 主要运用在机场、商超和地下矿井等场所。

VLP 技术是在可见光通信(VLC)的基础上建立的, 目前主要用于室内环境的定位。室内 VLP 技术通过建立室内光源网络, 将室内环境信息加载到光信号上, 由发光二极管(LED)信号源发射, 经室内空间被待检测设备的传感器接收, 再采用不同算法分析计算得出待检测设备在室内的位置。VLP 方法包括几何测法^[7]、接近法、指纹定位法^[8]和图像定位法^[9]。文献[10]提出了一种基于近似完美三角点测试(APIT)算法多 LED 照明节点的室内 VLP 方法, 该方法属于几何测量

收稿日期: 2022-10-12。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(批准号: 61371091)资助。

作者简介: 曲佳(2000—), 女, 山东青岛市人, 硕士研究生, 本科毕业于东北电力大学, 期间获得了第 13 届全国三维数字化创新设计大赛吉林赛区二等奖。现就读于大连海事大学信息科学技术学院信息与通信工程专业, 主要研究方向为室内可见光定位。

* 通信作者: 王旭东(1967—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为光无线通信调制技术、可见光无线通信及定位技术、基于人工智能的无线通信物理层设计。



曲佳,王旭东,吴楠,等.基于随机森林算法的室内可见光指纹定位方法

法,利用信号传输时间作为节点间距大小的判断凭证,并结合 APIT 定位算法完成 APIT 与测试前后的合法筛选,得出定位最小多边形区域后,再对该区域不断优化,最终得出被定位节点的估计坐标。在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的立体空间环境中,室内信噪比(SNR)分布均值为 12 dB 左右的情况下,定位误差保持在 0.24 m 左右,该 VLP 方法的定位精度较差。文献[11]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,属于接近法。首先,采用 K 近邻(KNN)算法选取几个与接收机位置相近的参考点,对接收信号进行高斯滤波后采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,且不需要假设每个位置的先验概率相等,更加贴合实际情况,同时大大提高了 KNN 算法的定位精度,平均误差为 0.17 m ,但该算法实现过程较为复杂。文献[12]提出了一种基于卷积神经网络(CNN)的可见光指纹定位方法。该方法利用参考节点 LED 的光强信号作为特征,构建指纹数据库,引入一维 CNN 学习模型进行训练。将测量的接收信号强度(RSS)数据输入到 CNN 模型定位中,实现高精度位置估计,平均定位误差为 4.44 cm 。虽然 CNN 的应用,较好地解决了全连接前馈神经网络定位精度低、稳定性差的问题,但 CNN 的训练层数取决于实际应用场景,普适性较差。

相较于其它 VLP 方法,指纹定位法成本和系统复杂程度低且定位精度高。为了满足适用于室内定位的需求,且进一步提高定位性能,本文提出一种基于随机森林(RF)算法的室内可见光指纹定位方法。

1 定位模型

1.1 系统模型

设室内定位场所为 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的实验区域,VLP 系统模型如图 1 所示。接收端采用光电检测器件(PD)接收光强信号。定位时,接收端根据 RSS 信息进行位置估计。将发射端的照明设备 LED 安装于房间的天花板处,这样来自不同 LED 光照形成的辐射区能彼此重叠,以此来确保平面内的任意一个定位点都能够同时接收到不同 LED 所发出的光照信息。考虑到室内 LED 的实际布置情况,本文采用 4 个 LED 作为发射端,同时选择正方形拓扑。设定发射端 LED 编号为 $T_{xi}(i=1 \cdots 4)$,各 LED 坐标为 $T_{x1}(1.25, 1.25, H)$ 、 $T_{x2}(1.25, 3.75, H)$ 、 $T_{x3}(3.75, 1.25, H)$ 、 $T_{x4}(3.75, 3.75, H)$, H 为天花板到接收平面的垂直高度。只考虑二维空间定

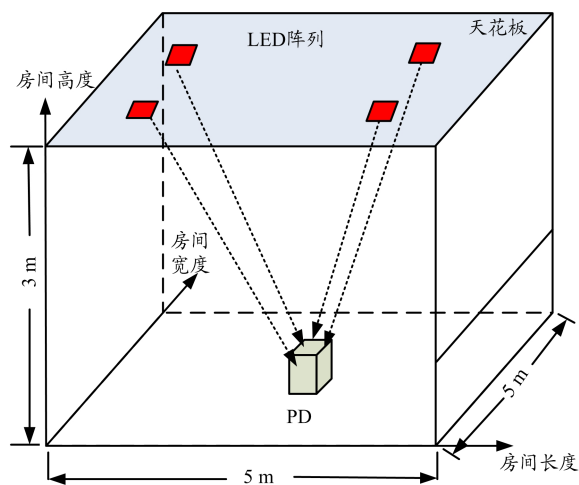


图 1 VLP 系统模型

位,定位点可位于地面上的任意位置,坐标为 (x, y) 。

1.2 信道模型

根据文献[13]可知,在 VLC 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,本文首先考虑视距(LOS)链路信道模型,即发射端和接收端之间不存在障碍物的影响,光信号直接在收发两端传输,信道没有多径效应的影响,LOS 链路信道模型如图 2 所示。

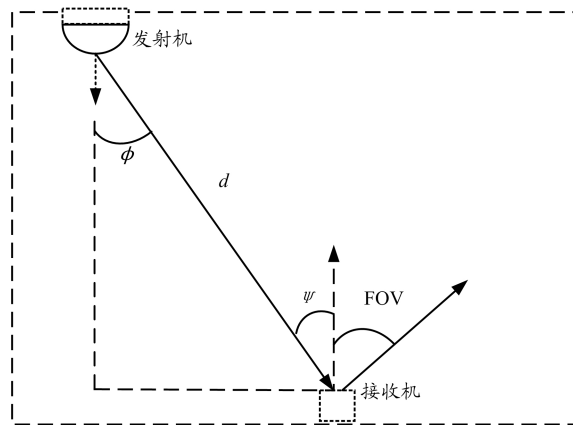


图 2 LOS 信道模型

引入 Lambertian 辐射模型^[14], LOS 信道的直流增益可表示为

$$H(0) = \frac{(m+1)}{2\pi d^2} A \cos^m \phi T_s(\psi) g(\psi) \cos \psi \quad (1)$$

其中, m 为朗伯系数, $m = -\ln 2 / \ln(\cos \phi_{1/2})$, $\phi_{1/2}$ 是 LED 的半功率角。 d 为发射端 LED 到接收端 PD 的距离, A 为 PD 的接收面积, ϕ 为发射端的辐射角, ψ 为接收端的入射角 ($0 \leq \psi \leq \psi_{\text{FOV}}$), ψ_{FOV} 为聚光器的视场角, $g(\psi)$ 为聚光器增益, $T_s(\psi)$ 为光滤波器增益。

VLP 系统中, LED 发出的光信号通过 LOS 链路信

道到达接收端,其信号光功率 P_r 可表示为

$$P_r = H(0) \cdot P_t \quad (2)$$

其中, P_t 为 LED 功率。在 LOS 信道下,影响光信号传输的噪声为热噪声及散粒噪声。假设不考虑 LOS 信道中码间干扰的影响,则噪声方差总和 N 可表示为

$$N = \sigma_{sh}^2 + \sigma_{th}^2 \quad (3)$$

散粒噪声方差 σ_{sh}^2 可表示为

$$\sigma_{sh}^2 = 2qRP_rB + 2qI_{bg}I_2B \quad (4)$$

其中, R 表示光/电转换系数, I_{bg} 表示背景光产生的暗电流, q 表示电子电荷量, I_2 表示噪声带宽系数, B 表示等效噪声带宽。

热噪声方差 σ_{th}^2 表示为

$$\sigma_{th}^2 = \frac{8\pi k T_D C_{pd} A I_2 B^2}{G} + \frac{16\pi^2 k T_D \Gamma}{g_m} C_{pd}^2 A^2 I_3 B^3 \quad (5)$$

其中, T_D 为热力学温度, k 为玻尔兹曼常数, C_{pd} 为光电检测器单位面积电容, G 为开环电压增益, g_m 为跨导系数, Γ 为场效应管信道噪声系数。LOS 信道模型的仿真参数如表 1 所示。

表 1 LOS 信道模型的仿真参数

参数	取值	参数	取值
LED 功率 P_t /W	1	暗电流 I_{bg} / μ A	5100
接收机视角 FOV/($^\circ$)	60	每单位面积的 固定电容 C_{pd} /(pF $\cdot$ cm $^{-2}$)	112
发射机半功率角 $\varphi_{1/2}$ /($^\circ$)	70	开环电压增益 G	10
PD 接收面积 A /cm 2	1	跨导系数 g_m /mS	30
光学滤波器增益 T_f /W	1	噪声带宽 I_2	0.562
滤波器带宽 B /MNZ	100	噪声带宽 I_3	0.086
热力学温度 T_D /K	298	噪声系数 Γ	1.5

若设光/电转换系数为 γ , 可见光信道中接收端电信噪比可表示为

$$SNR = \frac{(\gamma \cdot P_r)^2}{\sigma_{th}^2 + \sigma_{sh}^2} \quad (6)$$

位于第 i 个测量位置接收到的 4 个 LED 灯发出的光功率可表示为

$$P_i = [p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, p_{i4}] \quad (7)$$

2 定位实现原理

2.1 指纹定位

指纹定位法是将室内定位平面均匀地划分成若

干个小方格, 在每个位置的参考点上使用 PD 接收并记录来自不同发射端 LED 的信号。本文提出的可见光指纹定位法分为 2 个阶段: 在线阶段和离线阶段^[15]。虽然指纹定位法在前期需要大量时间和精力去收集数据建立指纹数据库, 但指纹特征信息是通过原有的设备来获取, 不需要使用其它硬件设施。此外, 指纹数据库的升级和维护操作方便, 这使指纹定位法相较于其它定位方法具有一定的优势。

在离线阶段构建指纹数据库时, 在接收平面上每隔 u m 采样, 将接收平面划分为 N 个 $u \times u$ 的网格。记录每个网格的位置坐标作为标签向量, 位置坐标可表示为 (x_i, y_i) , $i=1 \sim N$ 。每一个位置坐标都有一组对应的 RSS 向量, 以此来形成一条指纹数据, 构建的指纹数据库如表 2 所示。在线阶段定位时, 将测得的待定位数据通过相应的算法与指纹数据库中的数据比较, 便可得到待测点的位置。

表 2 指纹数据库

参考点	坐标		RSS			
1	x_1	y_1	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}
2	x_2	y_2	p_{21}	p_{22}	p_{23}	p_{24}
3	x_3	y_3	p_{31}	p_{32}	p_{33}	p_{34}
...	...	...	...	...	...	...
N	x_N	y_N	p_{N1}	p_{N2}	p_{N3}	p_{N4}

2.2 RF 算法

在定位场景变大、指纹数量变多的情况下, 为了提高定位精度, 本文将 RF 算法^[16]引入到可见光指纹定位中。RF 算法包含若干棵决策树, 决策树作为基学习器, 学习不同的特征组合。RF 算法构建模型的过程中经过 bagging 对指纹库开展多次放回抽样, 形成多组数据集。在指纹库内有放回地挑选一定数目的数据, 当作决策树的根节点; 在创建决策树的过程中, 把指纹数据库中参考点各 LED 所对应的 RSS 数据称为指纹特征, 从所有指纹特征内随机挑选出一定数目的指纹特征, 每组数据集再根据不同的指纹特征训练生成决策树, 使得不同决策树之间反映不同的特征, 进而构建 RF 算法模型。在线期间, 对于测试样本, 将实测的接收信号信息放入每一棵决策树进行回归输出, 得出不同特征的最优位置结果, 将 N 棵决策树的输出作算术平均, 得到的结果即为待测点位置坐标。RF 算法解决了传统的 K 近邻算法存在的效率低

曲佳,王旭东,吴楠,等.基于随机森林算法的室内可见光指纹定位方法

下、数据相关性高和处理多维数据误差大的问题,提高了定位场景较大时的定位精度。

2.3 卡尔曼滤波优化

本文采用卡尔曼滤波算法对系统模型的预测真实值与测量值进行优化,使得测量值更加逼近真实值。卡尔曼滤波分为预测过程和更新过程。系统测量方程为

$$Y(k)=CX(k)+V(k) \quad (8)$$

其中, $Y(k)$ 是待测点的测量值, $X(k)$ 是待测点位置信息, C 为观测输出矩阵, $V(k)$ 是观测噪声。

卡尔曼滤波预测过程为

$$X(k|k-1)=AX(k-1) \quad (9)$$

$$P(k|k-1)=AP(k-1)A^T+Q \quad (10)$$

其中, $X(k|k-1)$ 为运用 $k-1$ 时刻下的情况对 k 时刻下情况的预估, $P(k|k-1)$ 为运用 $k-1$ 时刻下的协方差对 k 时刻下的协方差的预估, A 为系统状态转移矩阵, Q 为系统状态协方差矩阵。

卡尔曼滤波更新过程为

$$K(k)=P(k|k-1)C^T(CP(k|k-1)C^T+R)^{-1} \quad (11)$$

$$X(k)=X(k|k-1)+K(k)[Y(k)-CX(k|k-1)] \quad (12)$$

$$P(k)=(I-K(k)C)P(k|k-1) \quad (13)$$

其中, $K(k)$ 为系统的卡尔曼滤波增益系数, $P(k)$ 为在 k 时刻下的状态误差的协方差矩阵, R 为观测噪声协方差矩阵。

预测阶段内,卡尔曼滤波依照 $k-1$ 时刻下的最好估计值 $X(k-1)$ 估计在 k 时刻下的状态 $X(k|k-1)$ 及矩阵 $P(k|k-1)$,然后得到下一时刻的估计值。在整个更新阶段,依照 $k-1$ 条件下预测的矩阵 $P(k|k-1)$ 计算出在 k 时刻下的卡尔曼增益系数 $K(k)$,运用 $K(k)$ 对现在 k 的预测值 $X(k|k-1)$ 进行修正并计算出 k 时刻的状态误差的协方差矩阵 $P(k)$,最终得到在待测点处位置坐标优化值 $X(k)$ 。

2.4 定位过程

离线阶段。首先,在定位区域内均匀选取若干个参考点,记录每个参考点的 RSS 和对应的位置坐标来构建指纹数据库;然后,从指纹数据库中随机放回抽样形成多组数据,通过将每组数据进行不同的指纹特征训练决策树,构建 RF 算法模型。

在线阶段。首先,测量待测位置的 RSS,并输入到 RF 算法的每一棵决策树中进行回归输出,对所有决策树的输出作算术平均,得出待测点大致位置坐标;然后,对该结果进行卡尔曼滤波处理得到更精确的位置估计。定位具体流程图如图 3 所示。

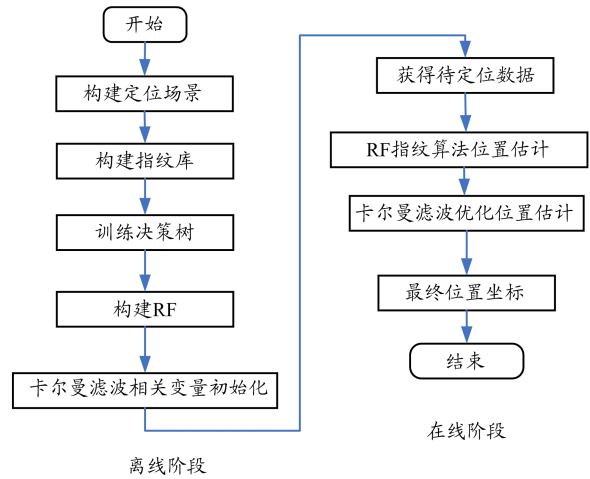


图3 定位流程图

3 定位性能分析

3.1 决策树数量选取

本文在 $5\text{ m}\times 5\text{ m}\times 3\text{ m}$ 的室内场景中进行仿真,信道仿真参数参照表 1。先将定位区域划分为 676 个 $0.2\text{ m}\times 0.2\text{ m}$ 的网格,该区域内收集每个网格接收到的来自 4 个 LED 的 RSS 和每个网格对应的位置坐标作为指纹来建立指纹数据库。为了评估定位模型的性能,定义均方根误差(RMSE)函数为

$$RMSE=\sqrt{E[(x-\hat{x})^2+(y-\hat{y})^2]} \quad (14)$$

其中, $E[\cdot]$ 为统计平均运算符;在二维平面内对定位算法进行误差分析,不考虑定位点高度,则 (x,y) 为定位点的真实坐标, $(\hat{x},\hat{y})$ 为定位点的估计坐标。

针对决策树选取存在的过拟合问题,RF 算法选取了许多决策树通过进行投票的模式来优化决策树,其中树的数量是决定算法定位准确度的重要因素。不同决策树个数对定位结果的影响如图 4 所示。可以看出,

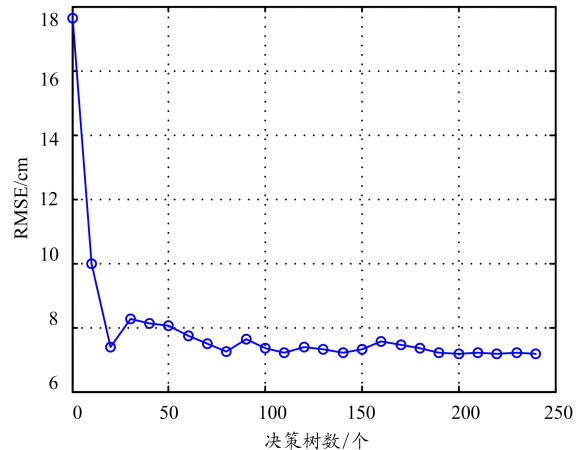


图4 不同决策树个数定位误差比较

随着选取的决策树个数增多,定位误差不断下降并逐渐趋于平缓。为了获得较高的定位精度,本文仿真实验设定的决策树个数为 200。

3.2 仿真实验

本文分别对卡尔曼滤波前后的 RF 算法的定位性能进行对比分析。首先,对不断位移的物体开展定位和追踪;如果待测物体在地面进行匀速位移,物体的起始位置是(0 m,1 m),其沿 x 轴、 y 轴的运动速度依次是 0.12 m/s、0.06 m/s;然后,对物体每隔 1 s 进行 1 次采样,2 种算法分别采样 40 次,得出的待测目标运动轨迹如图 5 所示。可以看出,卡尔曼滤波优化后所估算的目标移动轨迹与其真实轨迹的重合度更高。卡尔曼滤波前后各个采样点的误差对比情况如图 6 所示。可以看出,经滤波处理后大部分采样点的定位误差远小于滤波前的定位误差。卡尔曼滤波前后采样点的累计概率分布(CDF)情况如图 7 所示。可以看出滤波后的 CDF 曲线左移。滤波前定位误差低于 3.5 cm 的占比为 16.25%,滤波后定位误差低于 3.5 cm 的占比为 92.5%。

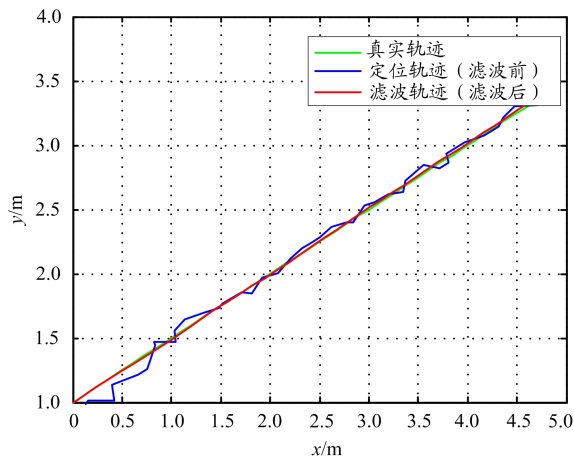


图 5 待测目标运动轨迹

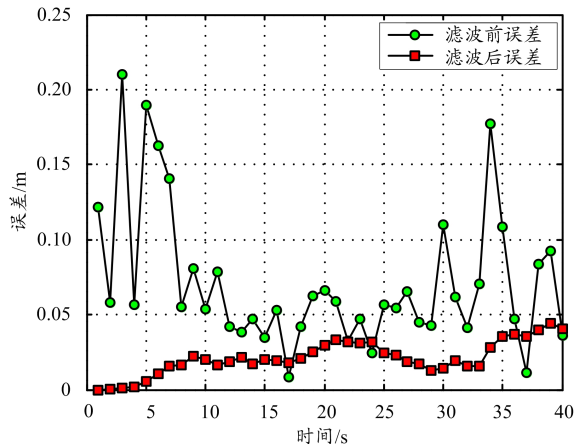


图 6 滤波前后定位误差比较

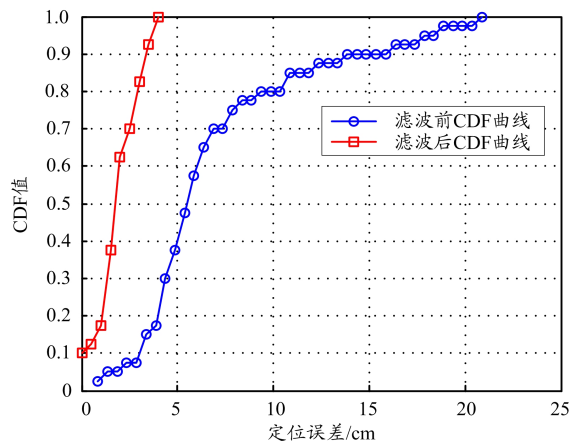
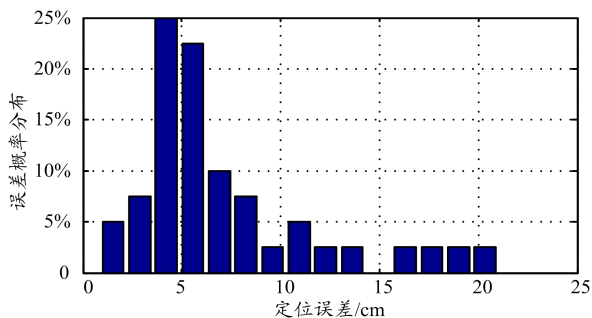


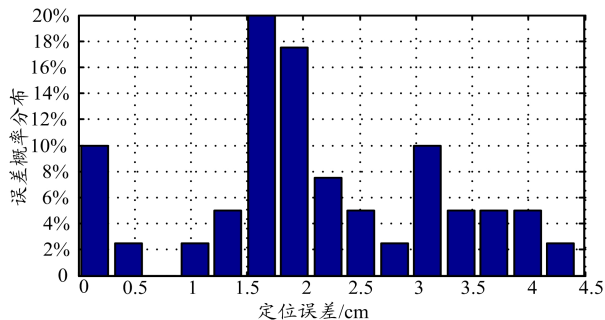
图 7 滤波前后 CDF 比较

卡尔曼滤波前后的定位误差分布情况如图 8 所示。可以看出,滤波完成后大部分采样点误差分布在 4 cm 之内,且误差显著下降,定位效果显著提高。卡尔曼滤波前后的 x 轴和 y 轴的运动轨迹如图 9 所示。可以看出,滤波后的运动轨迹在 x 轴和 y 轴方向上几乎与真实轨迹重合,这说明卡尔曼滤波对移动物体 x 轴和 y 轴都具有优化作用。

同样地,在室内定位的过程中,边缘区域的 SNR 通常非常小,致使误差提升。为了更准确地分析卡尔曼滤波对定位效果的作用,本文挑选室内边缘区域对位移物体开展定位追踪,同时考虑待测目标移动轨迹复

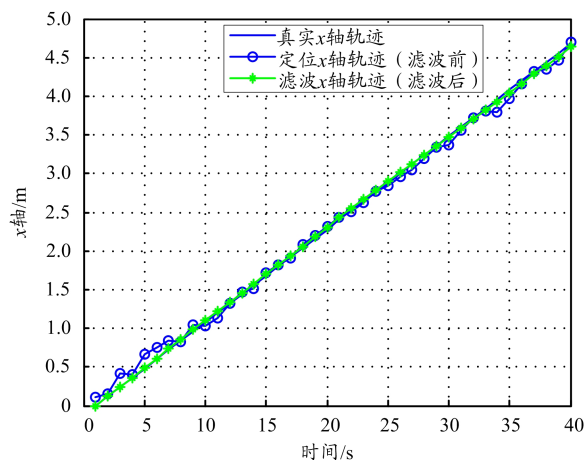


(a) 滤波前

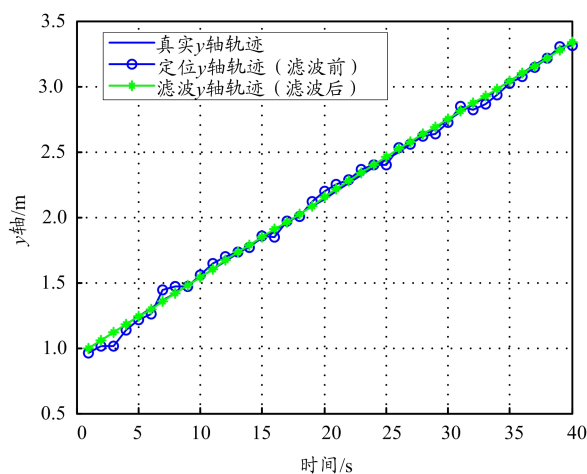


(b) 滤波后

图 8 滤波前后定位误差直方图



(a) 待测目标 x 轴运动轨迹



(b) 待测目标 y 轴运动轨迹

图9 滤波前后待测目标 x 轴、y 轴运动轨迹

杂多样,改变待测目标运动轨迹。假设待测目标在地面上做匀速折线运动,不同方向上的速度均为 0.1 m/s,目标起始区域是房间内边缘区域(0.5 m,4.5 m)。仿真运动轨迹结果如图 10 所示。可以看出,待测目标运动轨迹变为折线,滤波后的目标移动轨迹更接近于真实轨迹。滤波前后 CDF 值比较情况如图 11 所示。可以看出,滤波前后在 85%置信区间(CDF 值为 0.85)的误差分别是 17.55 cm 和 11.5 cm。因此,由上述仿真可知,卡尔曼滤波优化了定位性能。

为了验证所提方法对移动目标定位的有效性,本文将其与传统 KNN 算法的性能进行对比,如表 3 所示。可以看出,本文方法与传统 KNN 算法在卡尔曼滤波前后的定位准确性都获得了非常大的提升,但本文方法的准确性明显优于传统 KNN 算法。传统 KNN 算法滤波前的定位精度为 7.62 cm,滤波后为 2.87 cm,其定位精度提高了 62.3%。本文方法滤波前的定位

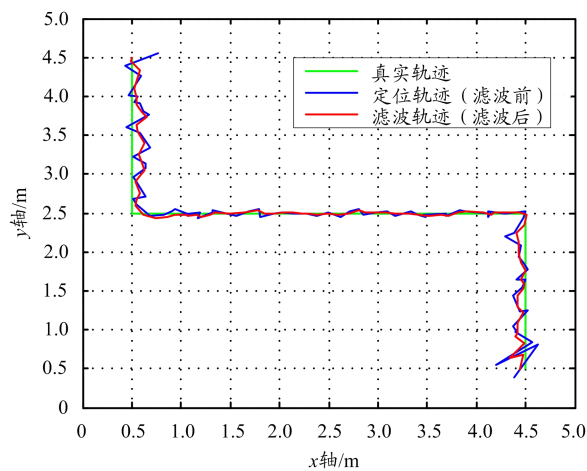


图10 待测目标运动轨迹

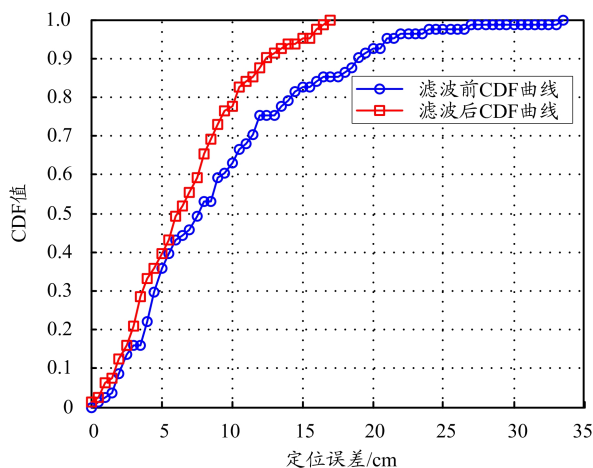


图11 滤波前后 CDF 值比较

表3 不同方法滤波前后定位精度比较

方法	滤波前 定位精度/cm	滤波后 定位精度/cm
传统 KNN 算法	7.62	2.87
本文方法	7.18	2.13

精度为 7.18 cm,滤波后定位精度为 2.13 cm,定位精度提高了 70.3%。

4 结束语

本文提出了一种基于 RF 算法的室内可见光指纹定位方法。首先,该方法使用 PD 检测来自发射端不同 LED 的 RSS,在离线阶段通过在接收平面随机选取多个采样点的 RSS 构建指纹数据库,实现基于光强指纹的定位模型;然后,根据不同的特征训练出若干个决策树构成 RF,再将待定位数据输入到 RF 的每颗决策树进行回归输出,取所有决策树的输出做算术平均,得出

的结果就是对移动的待测定位目标做出大概的位置估计;最后,对位置估计进行卡尔曼滤波优化处理,使得定位误差进一步缩小,从而得到更加准确的结果。仿真结果表明:在 $5\text{ m}\times 5\text{ m}\times 3\text{ m}$ 的室内场景下,所提方法大部分采样点误差分布在 4 cm 之内,能够满足大多数室内动态目标定位服务的需求,并且定位性能优于传统 KNN 算法。本文所提方法较好地解决了指纹定位匹配算法效率及定位精度低的问题。

参考文献:

- [1] SWASTIKASARI M M, SEDIYONO E, ARDJO A S. Design of E-KOST: an android-based mobile application using location based service (Study case:SWCU'S students)[C]//IEEE. proceedings of International Conference on Innovative and Creative Information Technology (ICITech). Salatiga: IEEE, 2017: 1–9.
- [2] PEI L, CHEN R, LIU J, et al. Inquiry-based bluetooth indoor positioning via RSSI probability distributions[C]//IEEE. proceedings of Second International Conference on Advances in Satellite and Space Communications. Athens: IEEE, 2010: 151–156.
- [3] YAO W, MA L. Research and application of indoor positioning method based on fixed infrared beacon [C]//IEEE. proceedings of 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan: IEEE, 2018: 5375–5379.
- [4] 万伟雄,李晓东. 基于 EKPF 的超宽带室内动态目标定位算法[J]. 信息与电脑(理论版), 2021, 33(24): 39–42.
- [5] MANZOOR F, YI H, MENZEL K. Passive RFID-based indoor positioning system, an algorithmic approach[C]//IEEE. proceedings of International Conference on RFID-Technology and Applications. Guangzhou: IEEE,

曲佳,王旭东,吴楠,等. 基于随机森林算法的室内可见光指纹定位方法

2010: 112–117.

- [6] 张亚鹏. 基于位置指纹的消防员室内定位系统设计与仿真[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- [7] YANG S H, JEONG E M, KIM D R, et al. Three-dimensional localization based on visible light optical wireless communication[J]. World Allergy Organization Journal, 2013, 7(1): 468–469.
- [8] 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): 16–21.
- [9] CHEN L, LAIN J. Two-dimensional indoor visible light positioning using smartphone image sensor [C]//IEEE. proceedings of International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW). Taichung: IEEE, 2018: 1–2.
- [10] 党宇超,曹阳,彭晓峰,等. 多 LED 照明节点的室内可见光定位方法研究[J]. 光通信技术, 2020, 44(2): 1–5.
- [11] 郭琛,邵建华,柯伟,等. 基于指纹的可见光室内定位系统融合算法[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2019, 19(1): 58–64.
- [12] 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): 227–234.
- [13] 梁哲豪,石磊,唐杰,等. 室内可见光指纹定位系统中 WKNN 算法改进研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 1(1): 1–11.
- [14] 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): 202–208.
- [15] 刘帅,王旭东,吴楠. 一种基于卷积神经网络的 CSI 指纹室内定位方法[J]. 工程科学学报, 2021, 43(11): 1512–1521.
- [16] MAUNG N, LWI B Y, THIDA S. An enhanced RSS finger printing-based wireless indoor positioning using random forest classifier[C]//IEEE. proceedings of International Conference on Advanced Information Technologies (ICAIT). Yangon: IEEE, 2020: 59–63.