

# 基于 Wi-Vi 指纹的智能手机室内定位方法

黄刚<sup>1</sup> 胡钊政<sup>1</sup> 蔡浩<sup>2</sup> 陶倩文<sup>1</sup> 李祎承<sup>1</sup>

**摘要** 室内定位是近些年国内外研究的热点,但是目前的室内定位技术在适用性、稳定性和推广性方面仍然存在诸多问题.针对目前室内定位技术的不足,面向公共室内场景的人员自定位问题,本文创新性地提出以室内广泛存在、均匀分布的消防安全出口标志为路标(Landmark),提出以 Wi-Vi 指纹—WiFi 与视觉(Vision)信息相融合的指纹,为位置表征的多尺度定位方法.该方法首先利用室内广泛存在的 WiFi 无线信号进行粗定位,缩小定位范围;然后在 WiFi 定位的基础上通过视觉全局和局部特征匹配实现图像级定位和验证;最后参考消防安全出口标志的空间坐标精确计算用户的位置信息.实验中,通过市面上流行的不同型号智能手机在 12 000 平米办公楼和 4 万平米商场分别进行实地定位测试.测试结果表明:该方法可以达到实时定位的要求,图像级定位准确率均在 97% 以上,平均定位误差均在 0.5 米以下.本文所提出的基于 Wi-Vi 指纹智能手机定位方法为高精度室内定位问题建议了一种新的解决思路.

**关键词** 室内定位, 定位指纹, 视觉定位, 多尺度定位

**引用格式** 黄刚, 胡钊政, 蔡浩, 陶倩文, 李祎承. 基于 Wi-Vi 指纹的智能手机室内定位方法. 自动化学报, 2020, 46(2): 320–331

**DOI** 10.16383/j.aas.2018.c170189

## Smartphone-based Accurate Indoor Positioning From Wi-Vi Fingerprints

HUANG Gang<sup>1</sup> HU Zhao-Zheng<sup>1</sup> CAI Hao<sup>2</sup> TAO Qian-Wen<sup>1</sup> LI Yi-Cheng<sup>1</sup>

**Abstract** Indoor positioning is a hot research topic in recent years. Existing methods still have the problems of poor applicability and low stability in different indoor situations. Aiming at solving the localization problem for public indoor environment, this paper for the first time proposes to use exit signs as landmarks that are widely distributed in the indoor environment. By applying these landmarks, a novel multi-scale positioning method is proposed based on Wi-Vi Fingerprint – WiFi and vision integrated fingerprint. The proposed method consists of coarse positioning from WiFi matching, image-level positioning and verification from holistic and local visual feature matching, and positioning refinement from metric positioning based on the space coordinates of exit sign. The proposed method has been tested in an indoor office building of 12 000 square meters and a shopping mall of 40 000 square meters, respectively, by using different smartphones. Experimental results show that the proposed Wi-Vi fingerprint method can achieve real-time positioning with more than 97% accuracy rate for image-level positioning. In both test scenarios, the average positioning errors are less than half meters. The proposed Wi-Vi fingerprint method suggests a new solution to accurate indoor positioning.

**Key words** Indoor positioning, WiFi fingerprint, vision-based positioning, multi-scale positioning

**Citation** Huang Gang, Hu Zhao-Zheng, Cai Hao, Tao Qian-Wen, Li Yi-Cheng. Smartphone-based accurate indoor positioning from Wi-Vi fingerprints. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(2): 320–331

近年来,随着位置信息服务(Location based service, LBS)需求的增加,面向智能手机的高精度

室内定位成为国内外研究的热点<sup>[1–2]</sup>.室外环境可以利用 GPS 进行定位,然而室内环境无法很好地接收 GPS 信号,给室内定位带来了挑战.国内外学者提出了很多室内定位系统(Indoor positioning system, IPS)试图解决室内场景的定位问题,但是在适用性、稳定性和推广性方面仍然存在很多问题.

目前智能手机室内定位方法按技术类别可以分为基于无线网络、基于测量传感器和基于视觉的定位方法<sup>[3–6]</sup>.其中基于无线网络的定位方法主要使用的技术有 WiFi、蓝牙等<sup>[7–10]</sup>,其中 WiFi 定位是目前文献中最为广泛使用的定位方法.利用 WiFi 进行定位主要有 2 种策略,一是通过信号传播模型,利用 WiFi 信号的接收信号强度(Received signal strength indication, RSSI)或信道状态信息<sup>[11–12]</sup>

收稿日期 2017-04-10 录用日期 2018-01-14  
Manuscript received April 10, 2017; accepted January 14, 2018  
国家自然科学基金(51679181),湖北省技术创新项目重大专项(2016AAA007),湖北省留学人员科技活动项目择优资助经费(2016-12)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (51679181), the Major Project of Technological Innovation in Hubei Province (2016AAA007), and the Science-technology Funds for Overseas Chinese Talents of Hubei Province (2016-12)

本文责任编辑 徐德

Recommended by Associate Editor XU De

1. 武汉理工大学智能交通系统研究中心 武汉 430063 2. 武汉理工大学计算机科学与技术学院 武汉 430063

1. Intelligent Transport Systems Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063 2. College of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063

(Channel state information, CSI) 计算与接入点 (Access point, AP) 距离进行定位. 二是通过构建 WiFi 指纹地图, 利用当前 WiFi 信号与指纹地图的匹配进行位置估算. He 等<sup>[13]</sup> 提出基于无线信号等强度线的三边测量定位方法 INTRI (Indoor trilateration using signal contours), 该方法构建 AP 的信号等强度线, 利用三边测量原理, 最小化当前位置与信号等强度线距离对当前位置进行估算. 李炜等<sup>[14]</sup> 设计了一套基于客户端/服务器架构的 Android 室内定位系统, 其定位思想是生成 WiFi 指纹数据库后, 通过 KNN (K-nearest neighbor) 算法算出与指纹数据库中欧式距离最近的  $k$  个参考位置点, 再计算这  $k$  个参考点的几何中心得到估计位置. 基于测量传感器的定位方法, 如行人航迹推算算法 (Pedestrian dead reckoning, PDR) 和地磁定位等, 使用智能手机已集成的测量传感器进行定位. 然而传统的 PDR 算法由于使用陀螺仪作为方向传感器, 误差会随着时间的推移累积, 定位精度较差; 地磁定位易受环境干扰, 鲁棒性较差. 目前倾向于与其他定位方式进行融合以获得较好的定位效果<sup>[15-17]</sup>. Shen 等<sup>[15]</sup> 利用室内环境中广泛存在的 RSSI 资源对 PDR 算法的航向进行修正, 获得了较好的效果. 但该方法依然是相对定位, 需要人为给出初始位置. 近些年, 利用智能手机搭载的摄像机进行视觉定位的方法越来越受到研究者的重视, 按照采用的技术不同, 可以分为基于图像匹配的定位和基于可见光通信的定位. Elloumi 等<sup>[18]</sup> 提出了一种基于 Harris 特征点和 ZNCC (Zero-mean normalized cross correlation) 匹配算法的视觉定位方法, 该方法预先在场景中选取 Harris 特征点较多的位置作为关键帧, 定位时提取当前图像的 Harris 特征点, 通过 ZNCC 匹配算法寻找最近关键帧, 并通过扩展卡尔曼滤波优化得到最终位置. Guan 等<sup>[19]</sup> 提出了基于室内场景中特殊标识的 SURF (Speed up robust features) 特征匹配定位方法, 该方法由离线采集数据和在线匹配 2 部分组成, 将当前图像与离线数据库中的特殊标识图像进行 SURF 特征点匹配, 获取匹配和单应矩阵后, 估计用户当前的位置. Fang 等<sup>[20]</sup> 提出一种基于可见光通信的定位方法, 该方法需要在场景中布设 VLP (Visible light positioning) 灯具, 该灯具可以发射具有 UID (Unique identifier) 的可见光信号, 利用智能手机内置摄像机对可见光进行捕获, 可以获得 VLP 灯具的 UID 信息, 通过 VLP 灯具在场景中的位置和几何解算即可获取智能手机在当前场景中的位置.

基于 WiFi 的室内定位方法优点是采用了 WiFi 信号的地址信息, 可以很稳定地确定一个定位范围, 但此类方法的定位精度普遍较低, 多达 10 米的定

位误差, 且 WiFi 信号受环境干扰较大, 定位精度的鲁棒性较差. 基于视觉的方法的优点是易于在智能手机上集成, 但传统的基于图像匹配的视觉定位方法由于需要进行大量的图像特征点提取与匹配工作, 算法耗时较高, 定位精度受图像匹配正确率的影响较大, 图像匹配正确时可以达到亚米级定位精度, 然而一旦发生误匹配, 将产生较大定位误差; 基于可见光通信的定位方法受环境光噪声和 VLP 光源反射的影响较大, 鲁棒性较差, 且需要在场景中布设特制的 VLP 灯具, 定位成本较高.

因此, 越来越多的研究者倾向于将视觉定位与其他定位方式进行融合<sup>[21-23]</sup>, 以提升算法效率或定位的鲁棒性. Hu 等<sup>[21]</sup> 虽然融合了 WiFi 和视觉定位, 但在视觉定位中只采用全局描述符对场景进行描述, 对场景的表征能力较差, 使得鲁棒性较差, 容易产生误匹配. Dong 等<sup>[22]</sup> 提出一种 WiFi 定位与视觉定位相融合的方法, 该方法利用 WiFi 指纹和 SfM (Structure from motion) 技术构建室内 3D 模型, 通过当前获取的 WiFi 指纹和图像与 3D 模型的匹配计算当前位置. 该方法虽然通过融合 WiFi 指纹定位减少了视觉匹配的工作量, 但为了保证定位精度, 需要通过自身采集大量场景图像或者收集众包数据 (Crowdsourcing data) 建立场景 3D 模型, 3D 模型的加载需耗费大量时间, 并且该算法的整体耗时会随着场景面积和用于三维重建的图像数量的增加而增加, 无法实时获得定位结果. 李乃鹏<sup>[23]</sup> 提出一种 WiFi 和视觉融合的监控方法对室内场景中的用户进行定位和跟踪. 场景中预设的 AP 会对智能手机发出的 Probe request 进行侦测, 获取用户智能手机接收到的不同 AP 的 RSSI, 再根据信号特征、运动趋势和运动轨迹的匹配估算用户在场景中的位置, 在此基础上利用基于颜色直方图的粒子滤波图像跟踪技术完成对用户的跟踪. 该方法由于采用的是 10 秒 1 次的 Probe request, 所获取的 RSSI 数据稀疏, 无法解决用户移动速度较快和无规则轨迹移动情况下的定位问题, 且视觉部分利用包围框对目标位置进行估计, 定位精度受距离影响较大.

本文针对目前文献中方法的不足, 面向公共室内场景, 如办公楼、商城和停车场等场所, 人员自定位问题, 提出了基于 Wi-Vi 指纹: WiFi 特征与视觉 (Vision) 特征相融合的定位指纹的定位方法. 该方法采用多尺度定位的思想, 首先利用室内环境中广泛存在的 WiFi 无线网络进行粗定位, 缩小定位范围; 然后在 WiFi 定位的基础上进行图像级定位并验证; 最后根据图像拍摄位姿和路标的坐标进行精确定位. 本文的特色与新颖之处在于: 1) 以室内广泛存在、均匀分布且受消防规范强制规定的消防出口标志为路标, 利用出口标志作为室内环境内的一

种理想地图采样点. 本文通过详细的算法论证, 证明这种新的定位路标可以提供一种稳定高效的关键帧定位. 2) 本文提出了基于 Wi-Vi 指纹的多尺度定位方法, 该方法充分利用 WiFi 定位与视觉定位的优点, 通过优化所采用的 KNN 算法的  $k$  值, 在保证定位精度的基础上兼顾定位效率, 可以进行实时的高精度定位. 3) 本文在多尺度定位中的图像级定位部分采用快速有效的全局 ORB (Oriented fast and rotated brief) 匹配算法和局部 ORB 验证算法, 能够有效地提升算法的整体效率和鲁棒性.

## 1 本文算法

### 1.1 Wi-Vi 指纹

Wi-Vi 指纹是 WiFi 特征与视觉特征相融合的定位指纹. 如图 1 所示, Wi-Vi 指纹融合了 WiFi 特征、出口标志的视觉特征和场景的全局和局部视觉特征, 其意义在于, 在每一个出口标志附近都有唯一的 WiFi 特征和视觉特征, 且每一个出口标志在场景中有唯一的位置参考坐标. 由于 Wi-Vi 特征在每个出口标志的坐标点上具备唯一性, 满足定位指纹的基本要求, 可以利用 Wi-Vi 指纹对每个消防安全出口标志进行唯一的位置表征.



图 1 WiFi 与视觉相融合的定位指纹 — Wi-Vi 指纹  
Fig. 1 WiFi and vision integrated positioning fingerprint — Wi-Vi fingerprint

Wi-Vi 指纹利用消防安全出口标志作为定位参考的路标, 一方面消防安全出口标志是由消防规范强制规定的、在室内场景广泛且均匀分布的标识<sup>[24-25]</sup>, 很容易在视距范围内寻找到消防安全出口标志. 另一方面, 消防安全出口标志在室内场景中的位置相对固定, 能够提供重要的位置参考信息. Wi-Vi 指纹  $F_{Wi-Vi}$  可表达为式 (1) 所示, 其中  $W_i$  表示 WiFi 指纹,  $I_i$  表示图像数据,  $C_i$  表示位置坐标.

$$F_{Wi-Vi} = \{W_i; C_i; I_i\} \quad (1)$$

其中, WiFi 指纹  $W_i$  可以表述为:

$$W_i = \{(MAC_1, \overline{RSSI}_1), (MAC_2, \overline{RSSI}_2), \dots,$$

$$(MAC_{m_i}, \overline{RSSI}_{m_i})\} \quad (2)$$

式中,  $m_i$  中为采样点  $i$  处采集到的 WiFi 个数,  $MAC_{m_i}$  和  $\overline{RSSI}_{m_i}$  为其对应的 MAC (Media access control) 地址和 RSSI 值. 消防安全出口标志提供绝对参考坐标, 即  $C_i$  中包含了消防安全出口标志 4 个顶点坐标:

$$C_i = \{(x_c^{(1)}, y_c^{(1)}, z_c^{(1)}); (x_c^{(2)}, y_c^{(2)}, z_c^{(2)}); (x_c^{(3)}, y_c^{(3)}, z_c^{(3)}); (x_c^{(4)}, y_c^{(4)}, z_c^{(4)})\} \quad (3)$$

根据消防安全出口标志 4 个顶点在场景和图像中的坐标可以计算其单应矩阵  $H_i$ , 作为图像数据  $I_i$  中的一部分. 对消防安全出口标志所在场景的图像进行全局和局部特征点检测和描述符提取, 生成图像特征  $f_i$ ,  $H_i$  和  $f_i$  构成 Wi-Vi 指纹中的图像数据:

$$I_i = \{H_i; f_i\} \quad (4)$$

### 1.2 Wi-Vi 指纹定位方法

Wi-Vi 指纹定位方法分为 Wi-Vi 指纹地图生成和基于 Wi-Vi 指纹定位 2 个阶段, 如图 2 所示.

Wi-Vi 地图生成阶段, 以消防安全出口标志为路标, 拍摄出口标志所在场景的图片, 同时采集 WiFi 数据, 并采集出口标志在整个室内场景内的空间坐标, 以此生成 Wi-Vi 指纹地图. Wi-Vi 指纹定位阶段, 利用智能手机采集当前的 WiFi 和图像数据, 通过与 Wi-Vi 指纹地图的多尺度匹配获取当前的位置信息.

#### 1.2.1 Wi-Vi 指纹地图生成

Wi-Vi 地图生成阶段用于生成整个场景的 Wi-Vi 地图, 所生成的 Wi-Vi 地图 3 要素为 WiFi 指纹、图像数据和位置坐标. 因此, 其生成过程为以场景中每一个出口标志为一个采样点, 形成一个采样点集合  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ , 有别于传统的对地图网格化后进行遍历采样, 我们只对采样点集合  $S$  中的区域进行离散采样. 每一个采样点索引  $s_i$  记录 3 部分数据, 分别是 WiFi 信息、图像信息和消防安全出口标志顶点位置坐标.

##### 1) WiFi 指纹数据处理

由于多径效应的存在, 为了提高 WiFi 指纹的鲁棒性, 对采集到的同一 MAC 地址的 WiFi 强度值做均值化处理:

$$\overline{RSSI}_{m_i} = \sum_{j=1}^{N_c} \frac{RSSI_{m_i}^{(j)}}{N_c} \quad (5)$$

式中,  $N_c$  为同一采样点所采集的 WiFi 的采样次数,  $RSSI_{m_i}^{(j)}$  为第  $j$  次采集到的该点第  $m_i$  个 MAC 地址所对应的 RSSI 值. 利用式 (2) 和 (5) 即可完成对 WiFi 指纹数据的采集和处理.

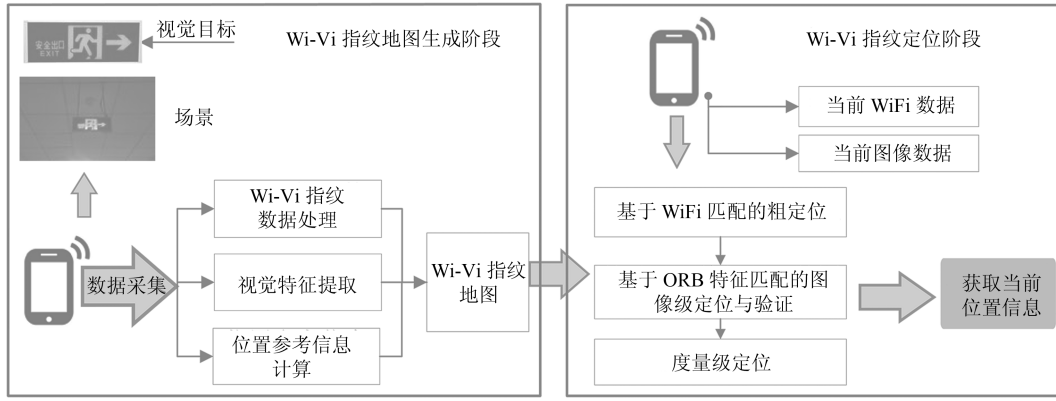


图 2 Wi-Vi 指纹定位技术示意图

Fig. 2 Procedures of Wi-Vi fingerprint based positioning method

### 2) 视觉特征提取

为了达到实时定位的目的, 本文采用了一种基于 ORB 算法<sup>[26]</sup> 的快速、高效的图像匹配算法. ORB 算法采用 FAST 算子用于特征点检测, 并给 FAST 算子赋予方向, 采用 rBRIEF 算子用于特征描述符计算. 本文采用全局 ORB 算法对图像进行匹配, 并利用局部 ORB 算法对图像匹配的结果进行验证. 传统的视觉地图对所采集的地图图像并不进行额外处理, 只赋予相应的索引, 在进行图像匹配时通过索引调用图像进行特征点检测、描述符提取和匹配等操作. 本文为了提高定位算法的整体运行效率, 将耗时的地图图像特征提取在离线阶段完成, 即在 Wi-Vi 地图生成阶段, 提取地图图像的全局 ORB 描述符、局部 ORB 特征点及其对应的描述符, 并将以上数据存储至 XML 文件, 定位时通过读取 XML 文件获取相应的图像特征数据.

局部 ORB 特征点的检测和描述符的提取方法较为成熟, 本文采用 FAST-9 检测子检测局部 ORB 特征点, 描述符的提取参照文献 [26] 中的方法. 全局 ORB 描述符提取时, 首先将图像缩放成标准的图像块  $P(x, y)$ , 并将图像块的中心点作为特征点所在的位置, 直接略过耗时的 FAST 特征点检测. 在中心特征点的基础上提取图像的 ORB 描述符, 该描述符即是对消防安全出口标志所在场景的表征. 图像块的描述符通过像素点之间的  $\tau$  测试进行计算:

$$\tau(P; x, y) := \begin{cases} 1, & P(x) < P(y) \\ 0, & P(x) \geq P(y) \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $P(x)$  为图像  $P$  中  $x$  点处的灰度值, 经过  $\tau$  测试即可获得图像块的描述符:

$$f := \sum_{i=1}^n 2^{i-1} \tau(P; x, y) \quad (7)$$

### 3) 位置参考信息计算

以整个室内场景建立世界坐标系, 消防安全出口标志 4 个顶点在场景中的坐标通过消防施工图纸标注和人工校验获得, 根据小孔成像模型建立图像坐标系与世界坐标系之间的关系:

$$[u_m \ v_m \ 1]^T \cong K[R \ t][X_w \ Y_w \ Z_w \ 1]^T \quad (8)$$

其中,  $[u_m \ v_m \ 1]^T$  和  $[X_w \ Y_w \ Z_w \ 1]^T$  分别为同一消防安全出口标志顶点在图像坐标系和场景世界坐标系中的坐标,  $K$ 、 $R$ 、 $t$  分别为相机的内参数、旋转矩阵和平移向量.

消防安全出口标志 4 个顶点处于一个平面上, 根据平面单应性, 设该单应平面处于  $Z = 0$  的平面坐标系中:

$$[u_m \ v_m \ 1]^T \cong H[X_h \ Y_h \ 1]^T \quad (9)$$

其中,  $[u_m \ v_m \ 1]^T$  和  $[X_h \ Y_h \ 1]^T$  分别为同一消防安全出口标志顶点在图像坐标系和平面坐标系中的坐标,  $H$  为单应矩阵. 则设场景世界坐标系与平面坐标系的关系为:

$$[X_w \ Y_w \ Z_w]^T = R_p[X_h \ Y_h \ 0]^T + t_p \quad (10)$$

其中,  $R_p$  和  $t_p$  分别为 2 个坐标系之间的旋转矩阵和平移向量, 通过式 (9) 和式 (10) 可以将图像点通过平面单应性映射至场景世界坐标系.

#### 1.2.2 Wi-Vi 指纹定位算法

基于 Wi-Vi 指纹的定位算法分为 3 个步骤, 分别是基于 WiFi 匹配的粗定位、基于图像匹配的图像级定位和度量级定位 (Metric positioning). 定位时, 用户在当前出口标志附近获取当前 WiFi 信息和图像信息. 当前获取的 WiFi 信息与 Wi-Vi 指纹地图中的 WiFi 信息进行匹配, 确定粗定位范围; 在粗定位的范围内, 进一步进行图像级定位和验证, 确定用户拍摄的出口标志在采样点集合  $S$  中的序号,

最后根据该序号出口标志对应的空间坐标和图像拍摄位姿确定用户在场景的精确位置.

### 1) 基于 WiFi 匹配的粗定位

WiFi 信息中的 MAC 地址是一种强烈的位置约束,在一定程度上能够反应采集当前 WiFi 的位置与采样点之间的空间距离关系.本文同时考虑 MAC 地址匹配数量和 RSSI 匹配的强弱,提出一种 WiFi 匹配算法:

$$M(A, B) = \prod_{i=1}^N (1 + \lambda) \exp \left( - \left( \frac{A_i - B_i}{A_i} \right)^2 \right) \quad (11)$$

其中,  $N$  为 MAC 地址匹配数量,  $A_i$  和  $B_i$  为第  $i$  个匹配到的 MAC 地址对应的当前 WiFi 的 RSSI 和地图 WiFi 的 RSSI,  $\lambda \geq 0$  为经验值.  $(1 + \lambda)$  反应了 MAC 地址匹配数量带来的影响,  $\exp(-((A_i - B_i)/A_i)^2)$  反应了同一个 MAC 地址下的 RSSI 差值所带来的影响.为了方便计算,公式可以化简为:

$$L(A, B) = \ln(M(A, B)) = N \ln(1 + \lambda) - \sum_{i=1}^N \left( \frac{A_i - B_i}{A_i} \right)^2 \quad (12)$$

$L(A, B)$  反映了当前 WiFi 与 Wi-Vi 指纹地图中 WiFi 的匹配程度,可以很容易看出,当  $L(A, B)$  值越大时, WiFi 匹配程度越高,  $L(A, B)$  值取得最大值时,说明用户当前所在的位置靠近取得最大值时采样点的位置.但是由于 WiFi 定位的误差较大,当短距离内存在多个出口标志时,只选用最大匹配值会造成较大的定位误差.因此,在 WiFi 粗匹配时引入 KNN 算法思想,以 KNN 算法的  $k$  值作为返回的 WiFi 匹配数量,即将  $L(A, B)$  值进行从大到小排列,取前  $k$  个值所对应的图像序号进入下一步图像级定位.

### 2) 基于 ORB 特征匹配的图像级定位与验证

WiFi 粗匹配中返回了  $k$  张地图图像,提取这  $k$  张地图图像和当前定位帧的全局 ORB 描述符,并分别计算这  $k$  张地图图像描述符与当前帧描述符之间的 Hamming 距离:

$$D_R(f^1, f^2) = \sum_{i=1}^{256} XOR(f^1, f^2) \quad (13)$$

其中,  $f^1$  和  $f^2$  分别为地图图像和当前帧图像的全局 ORB 描述符,通过计算的 Hamming 距离对比,利用 KNN 算法将 Hamming 距离最近地图图像作为图像级定位结果.

ORB 全局特征匹配虽然很大程度上提升了图像级定位的效率,但是由于只提取了图像中的一个特征点,对于相似场景的区分能力较弱.为了提高算法的鲁棒性,本文在图像级定位的基础上进行基于 ORB 局部特征匹配<sup>[26]</sup>的验证.验证时只对当前图像和图像级定位所确定的最近地图图像进行一对一的匹配,根据所匹配到的特征点的数量进行验证.设定阈值  $Num_T$ ,当匹配到的特征点数目  $Num_{matched} \geq Num_T$ ,则认定验证成功并进行下一步度量级定位;反之则需要用户重新进行定位.

### 3) 度量级定位

图像级定位验证成功后进行度量级定位, Wi-Vi 指纹地图生成时会存储地图图像拍摄时的位姿  $H_i$ ,通过图像级匹配可以获取最近的地图图像序号,即可通过图像序号索引获取当时图像拍摄时的位姿  $H$ .通过 RANSAC (Random sample consensus) 算法计算得到当前帧图像与指纹地图图像之间的单应矩阵  $H_{ml}$ ,满足以下关系:

$$[u_m \ v_m \ 1]^T \cong H_{ml} [u_l \ v_l \ 1]^T \quad (14)$$

$[u_m \ v_m \ 1]^T$  和  $[u_l \ v_l \ 1]^T$  分别为地图图像与当前帧图像所建立的图像坐标系,则通过下列公式,可以获得当前帧图像与世界坐标系之间的关系:

$$[u_l \ v_l \ 1]^T \cong H_{ml}^{-1} H [X_h \ Y_h \ 1]^T \cong H_l [X_h \ Y_h \ 1]^T \quad (15)$$

对于小孔成像模型有:

$$H_l \cong K [r_1 \ r_2 \ 1]^T \quad (16)$$

其中,  $K$  为摄像机内参数矩阵,当前图像拍摄的位姿可以通过如下公式计算:

$$\left\{ \begin{array}{l} R = \left[ \begin{array}{ccc} \frac{K^{-1} H_l^{(1)}}{\|K^{-1} H_l^{(1)}\|} & \frac{K^{-1} H_l^{(2)}}{\|K^{-1} H_l^{(2)}\|} & \frac{K^{-1} H_l^{(3)}}{\|K^{-1} H_l^{(3)}\|} \end{array} \right] \otimes \\ \frac{K^{-1} H_l^{(2)}}{\|K^{-1} H_l^{(2)}\|} \\ t = K^{-1} \frac{H_l^{(3)}}{\|K^{-1} H_l^{(1)}\|} = K^{-1} \frac{H_l^{(3)}}{\|K^{-1} H_l^{(2)}\|} \end{array} \right. \quad (17)$$

通过当前图像拍摄的位姿,可以通过以下公式获取相机在场景世界坐标系中的位置:

$$Position = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} [-R_p R^{-1} t + t_p] \quad (18)$$

其中,  $\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$  为正交投影矩阵,通过式 (18) 即

求解出相机在场景世界坐标系中的二维坐标。

## 2 实验结果

### 2.1 实验设计

根据所提出的定位算法, 在 Android 平台上进行定位软件设计, 利用所设计的 Android application 在办公楼和商场这 2 类典型室内场景中进行测试. 实验的目的在于测试本文所提出的多尺度定位算法的性能, 包括 WiFi 定位算法、图像级定位算法和度量级定位算法. 并与国内外最新的相关文献进行对比, 对本文算法进行比较和分析. 如图 3 所示为基于 Wi-Vi 指纹定位的 Android 软件使用示意图. 所设计的 Android 定位软件能够返回 WiFi 定位结果, 图像级定位结果和经过度量级定位修正后的最终定位结果, 其中 WiFi 定位和图像级定位的真值为当前出口标志的编号, 最终定位结果的真值为当前位置在室内场景内的坐标, 通过人工测量获得. 定位时, 不同的实验人员持不同类型的手机 (MIUI 1、MIUI 2A、HUAWEI P7、SAMSUNG T710、MEIZU MX5) 使用定位软件, 所选用的 5 款手机涵盖了目前市面上常见的品牌、配置和 Android 版本, 其配置从低配双核 1.5 GHz (MIUI 1) 至高配 8 核 2.2 GHz (MEIZU MX5) 不等, 操作系统从 Android 2.3 (MIUI 1) 至 Android 5.0 (MEIZU MX5) 不等, 以此对本文所提出的算法和软件进行评估.

选用的场景分别是武汉某大学校区办公楼和武汉奥山世纪广场. 选用办公楼的 4 楼和 5 楼进行实验, 如图 4 所示, 为办公楼 4 楼和 5 楼的 CAD 平面图. 4 楼有 17 个消防安全出口标志, 5 楼有 16 个消

防安全出口标志, 共计 33 个消防安全出口标志, 实验中对 2 个楼层中的消防安全出口标志进行了预先编号.

选用奥山世纪城 3 楼和 -1 楼作为实验场景, 其 CAD 平面图如图 5 所示, 3 楼建筑面积约为 2 万平方米, 共有 20 个消防安全出口标志, -1 楼的建筑面积约为 2 万平方米, 共有 60 个消防安全出口标志. 实验中对消防安全出口标志进行了预先编号.



(a) 利用智能手机拍摄消防安全出口标志  
(a) Use the Android application to shoot the exit sign  
(b) 将消防安全出口标志置于候选框内  
(b) Put the sign in a white selection window on the image

图 3 基于 Wi-Vi 指纹定位的 Android 软件使用示意图  
Fig. 3 Illustration of the Wi-Vi based Android application

如图 6 所示为所选用场景采集的 WiFi 数据分布图 6 (a)~6 (c) 和图像数据图 6 (d)~6 (e). 采集的 WiFi 数据包括 MAC 地址和对应的 RSSI 值, 采集的图像分辨率为 800 × 600 Pixel. 办公楼场景的特点是人员流动较大, WiFi 信号比较多, 但大多数 WiFi 信号强度都不高. 且经常有来往人员自设热点, 信号的变动比较大, 部分出口标志的间隔很小, 最小间隔为 3 米. 所选用的奥山世纪城 3 楼为商铺

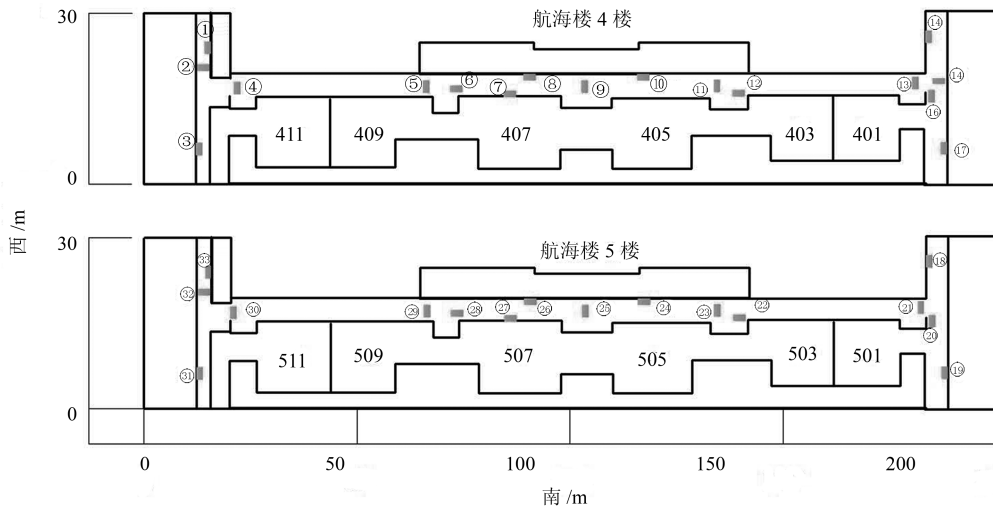


图 4 办公楼 4、5 楼 CAD 平面图 (方块表示标志消防安全出口标志; 预先对每个出口标志进行编号)  
Fig. 4 CAD map of the fourth and fifth floor of office building (Exit signs are represented by blocks; Exit signs are pre-numbered)

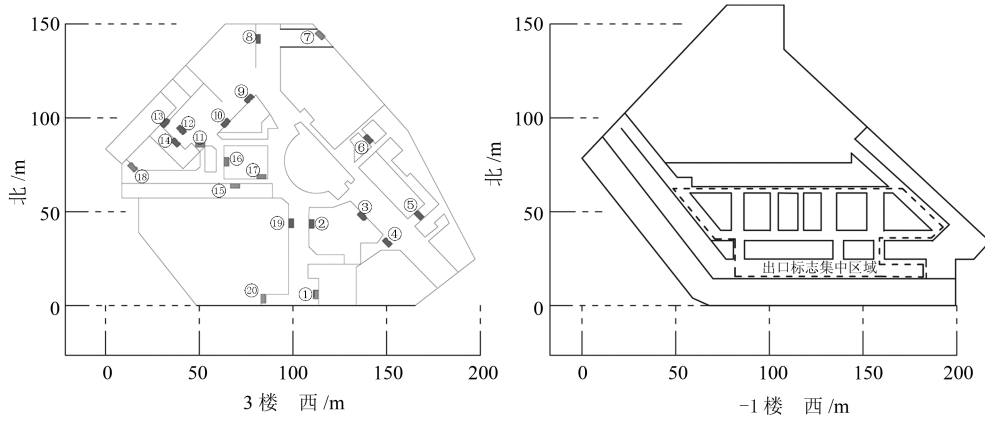
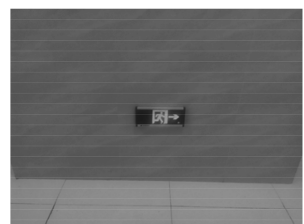
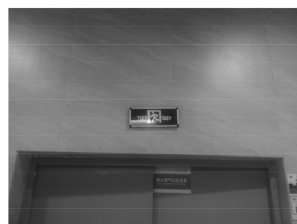
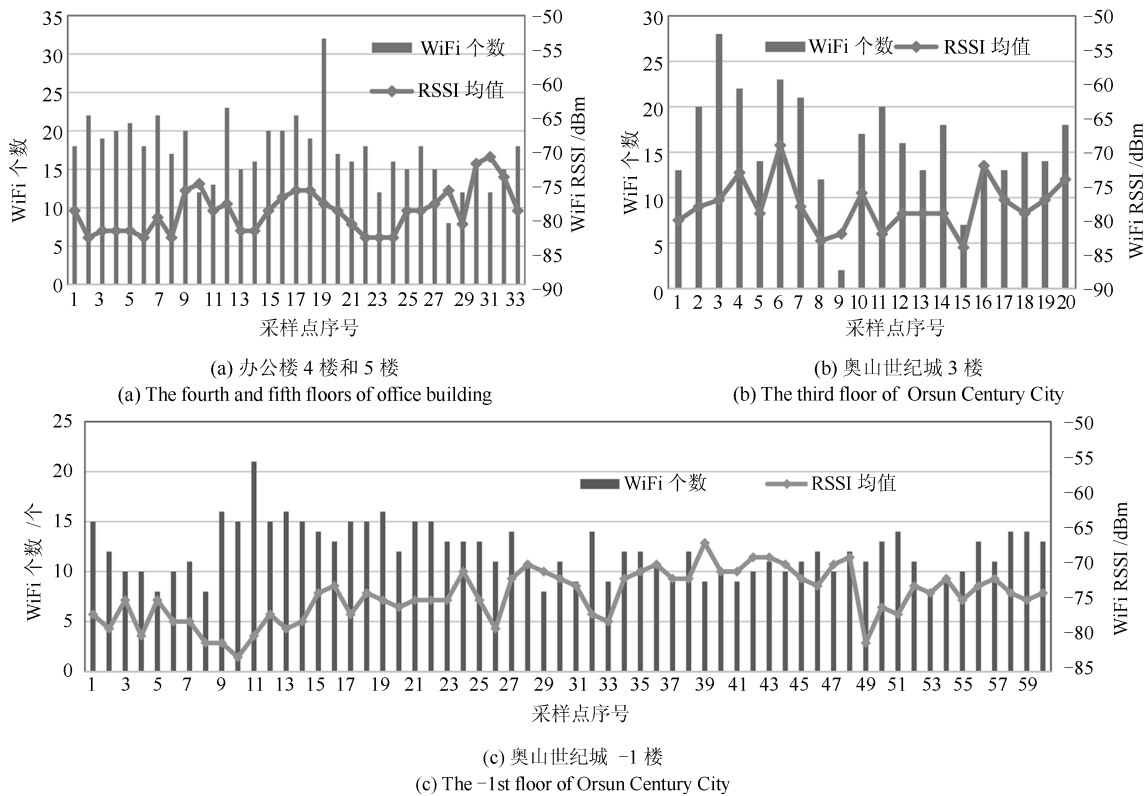


图5 奥山世纪城3楼和-1楼CAD平面图(方块表示消防安全出口标志, -1楼标志过于密集, 仅用虚线标出出口标志集中区域; 预先对每个出口标志进行编号)

Fig. 5 CAD map of the third floor and -1st floor of Orsun century city (Exit signs are represented by blocks, signs of -1st floor are not listed here due to too dense of signs; Exit signs are pre-numbered)



(d) 办公楼 4、5 楼  
(d) The fourth and fifth floors of office building

(e) 奥山世纪城 3 楼和 -1 楼  
(e) The third floor and -1st floors of Orsun century city

图6 实验中采集的 WiFi 数据分布和图像数据

Fig. 6 Collected WiFi data distribution and image data

区, WiFi 信号的数量较办公楼少, 光照变化强烈, 且存在大量相似场景. -1 楼为停车场和美食区, 其特点是 WiFi 数量较少, 但 WiFi 的平均 RSSI 高于办公楼场景, 出口标志相对密集, 最小间隔仅为 1.5 米.

对所采集的数据按照第 1.2.1 节所提出的方法进行处理生成 Wi-Vi 指纹地图. 如表 1 所示, 为节选索引 1 处的 Wi-Vi 指纹, 包括 WiFi 指纹数据、图像数据和参考坐标. 其中 WiFi 指纹包括了 MAC 地址信息和 RSSI 值; 图像数据中包括场景的全局特征、局部特征以及单应矩阵; 参考坐标为消防安全出口标志 4 个顶点在整个场景中的三维坐标.

### 2.2 WiFi 定位结果

实验时利用所设计的 Android 软件在每个出口标志进行 10 次验证, 即利用式 (12) 将当前 WiFi 与 Wi-Vi 指纹地图中的 WiFi 指纹数据进行 10 次匹配. 如图 7 所示为 WiFi 定位结果. 本文利用 KNN 算法获取 WiFi 粗定位范围, 由于生成 Wi-Vi 指纹地图时, 在每个采样点采集了 3 次数据, 因此  $k$  值的取值范围为  $1 \leq k \leq 3n$ , 其中  $n$  为对应场景的采

样点的数目. 当  $k = 3n$  时, 定位结果的准确率必为 100%. 所以, KNN 的  $k$  值越小说明算法的性能越强. 从图 7 可以看出, 在办公楼、奥山世纪城 3 楼和奥山世纪城 -1 楼实验中, 当  $k$  分别等于 8、4、9 时, WiFi 粗定位的结果中必包含正确的采样点索引号.

### 2.3 图像级定位结果实验设计

WiFi 定位返回了粗定位索引, 根据索引在视觉特征 XML 文件中提取对应的视觉特征描述符, 并提取当前图像的视觉特征描述符, 根据第 1.2.2 节式 (2) 中的方法进行匹配和验证. 图 8 所示为节选的 2 张图像的全局特征与局部特征匹配图.

图 8 中左侧图像为 Wi-Vi 指纹地图中的图像, 右侧图像为当前帧图像, 圆点为 2 幅图像的全局特征点, 全局描述符为图中所示的 256 位字符. 图中还展示了部分局部特征点和局部特征描述符. 2 幅图像之间的连线连接匹配到的特征点, 计算得到  $Num_{matched} = 257$ , 大于设定的经验数  $Num_T = 20$ , 验证成功. 如图 9 所示, 为办公楼、奥山世纪城 3 楼和奥山世纪城 -1 楼实验的图像级定位结果. 从图

表 1 Wi-Vi 指纹  
Table 1 Wi-Vi fingerprint

索引	Wi-Vi 特征	值
WiFi 指纹	MAC	[00238975abc0, 24dec63766a0, 24dec637ac40, 24dec638f120, 00238979acc0, 002389799c80, 24dec6379740, 24dec6390fe0, 24dec63905e0, 24dec6376f40, 002389798be0, 00238975b1b0]
	RSSI (dBm)	[-81, -81, -83, -81, -63, -81, -82, -73, -78, -83, -86, -85]
1 图像数据	全局特征	[211, 80, 47, 62, 40, 234, 93, 24, 180, 91, 195, 245, 215, 156, 59, 121, 196, 129, 255, 199, 175, 5, 119, 117, 209, 35, 120, 129, 124, 85, 190, 83]
	局部特征	(416, 306), [157, 73, 7, 244, 149, 70, 239, 252, 148, 226, 66, 66, 113, 99, 49, 227, 88, 100, 50, 239, 105, 212, 61, 174, 41, 139, 239, 4, 63, 121, 48, 160] . . . . .
	单应矩阵	[1.1, 3.2, 336.0; 0, 3.5, 281.0; 0, 0, 1]
	参考坐标 (mm)	(8 000, 7 800, 2 200); (8 000, 8 050, 2 200); (8 000, 8 050, 1 050); (8 000, 7 800, 1 050)

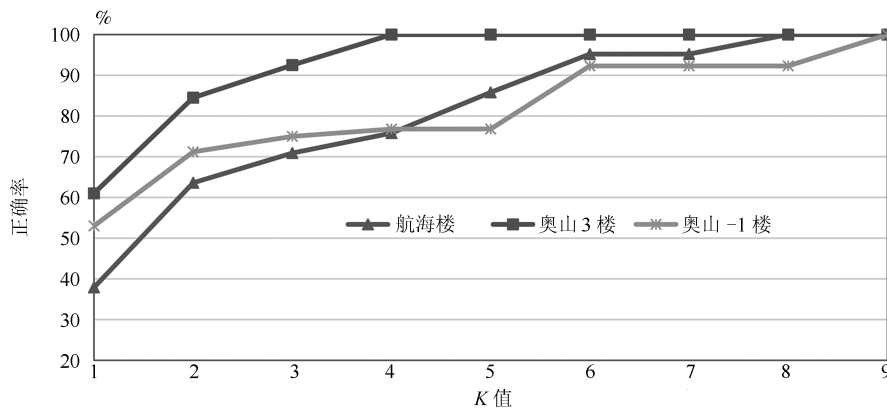


图 7 WiFi 定位结果

Fig. 7 The result of WiFi positioning



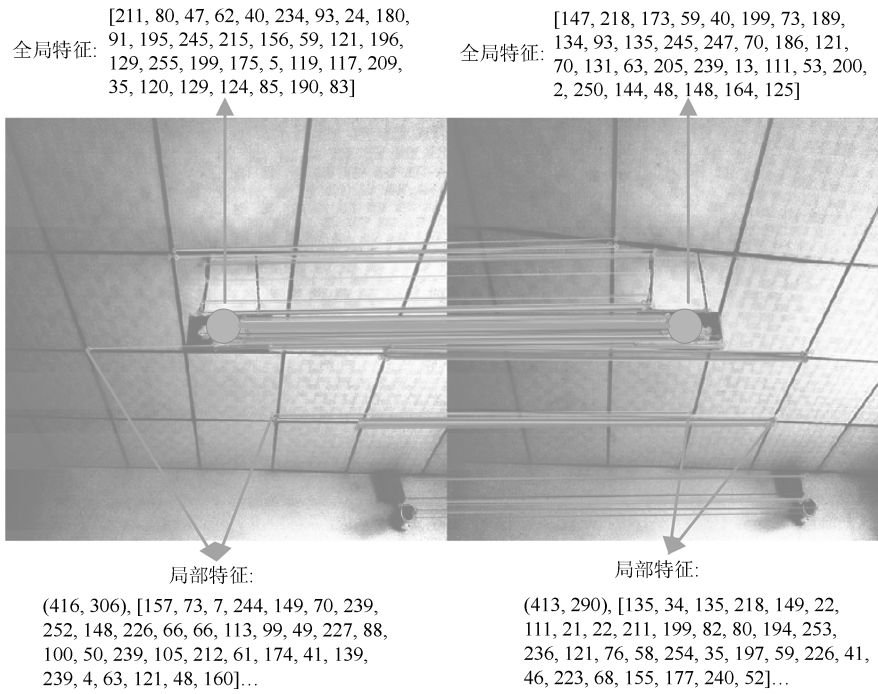


图 8 图像全局特征与局部特征匹配

Fig. 8 Holistic and local feature matching for a pair of image

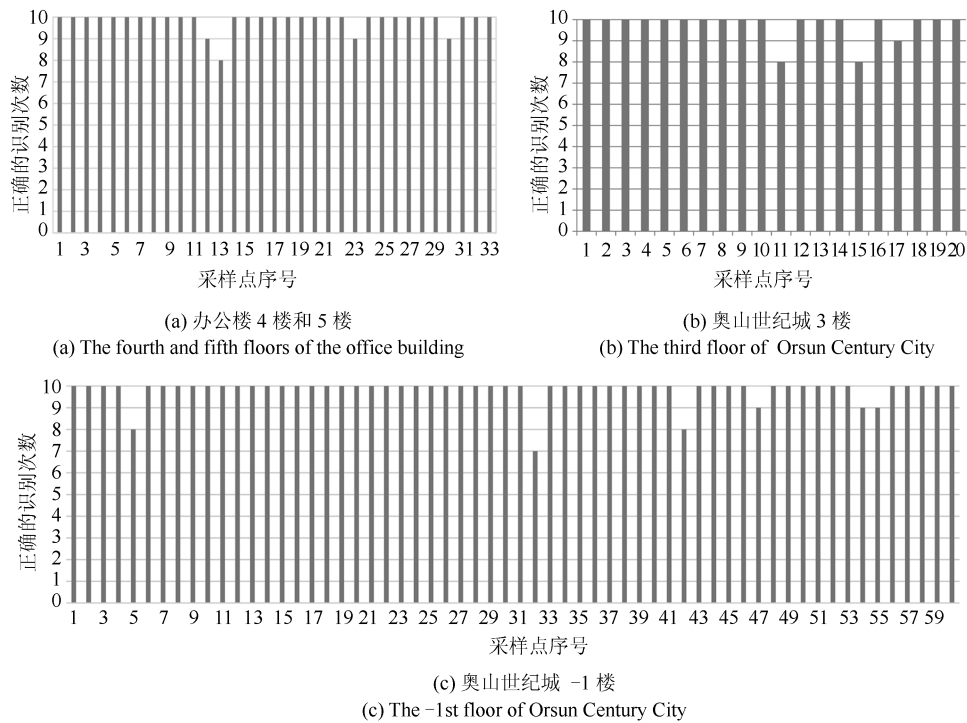


图 9 图像级定位结果

Fig. 9 The results of image-level positioning

9 可以看出, 办公楼 4 楼和 5 楼的图像级定位准确率为 97.9%, 奥山世纪城 3 楼的图像级定位准确率为 97.5%, 奥山世纪城 -1 楼的图像级定位准确率为 98.3%。

## 2.4 最终定位结果

图像级定位返回与当前图像匹配最近的地图图像, 根据索引号获取对应的单应矩阵  $H$ , 同时根

据匹配到的特征点获取图像之间的单应矩阵  $H_{ml}$ , 利用第 1.2.2 节式 (3) 所示度量级定位获取最终定位结果, 如图 10 所示为最终的定位误差累计分布图. 从图 10 中可以看出, 在办公楼 4 楼和 5 楼实验中, 定位误差小于 0.2 米的定位次数占总实验次数的 76.7%, 定位误差小于 1 米的定位次数占比为 97.9%, 定位误差小于 3 米的定位次数占比为 99.4%; 在奥山世纪城 3 楼实验中, 定位误差小于 0.2 米的定位次数占总实验次数的 70.5%, 定位误差小于 1 米的定位次数占比为 97.5%, 定位误差小于 3 米和 5 米的定位次数占比为 98.5%; 在奥山世纪城 -1 楼的实验中, 定位误差小于 0.2 米的定位次数占总实验次数的 75.5%, 定位误差小于 1 米的定位次数占比为 98.3%, 定位误差小于 3 米的定位次数占比为 98.7%, 定位误差小于 5 米的定位次数占比为 99.7%. 所有场景实验中, 定位误差小于 1 米的占比均在 97% 以上, 最大定位误差均小于 6 米.

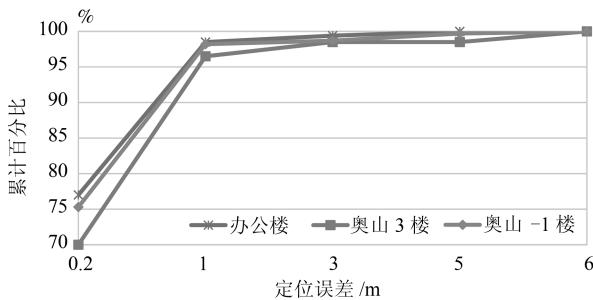


图 10 度量级定位修正后的最终定位结果

Fig. 10 The results of final positioning after matrix positioning

从以上实验数据可以看出: 1) WiFi 粗定位中, 当  $k = 9$  时, 3 个场景的定位准确率全部收敛, 进入图像级定位的候选集被大大减少,  $k$  值的优化有助于提升算法的整体效率和图像匹配的准确率. 2) 通过 WiFi 定位与视觉定位的融合, 很大程度上提升了图像级定位的准确率, 各个场景均达到 97% 以上的图像级定位准确率. 3) 算法的定位误差主要来源于图像级定位, 度量级定位由于完善的理论模型和高鲁棒性算法, 定位精度较高, 在图像级定位返回正确结果的基础上, 定位误差均小于 1 米.

## 2.5 对比实验

办公楼场景实验中, 还与文献 [13–14, 18–19, 22–23] 中的方法进行了定位耗时与定位误差的对比. 文献 [13–14, 18–19, 22–23] 中的方法均可分为离线和在线 2 部分, 其中文献 [13–14] 实验对场景进行  $1\text{m} \times 1\text{m}$  的网格化处理, 以网格为采样点离线采集 WiFi 数据, 以生成文献 [13] 中的 WiFi 信号等强度轮廓线和文献 [14] 中的 WiFi 指纹, 定位时文

献 [14] 中的 KNN 参数  $k$  取 2, 即据匹配到的最近的 2 个点的中心点作为定位结果. 文献 [18–19] 对比实验中, 以制图部分采集的图像作为文献 [18] 中的关键帧和文献 [19] 的地图数据集, 定位部分的测试集作为文献 [18–19] 的测试集, 且设置文献 [18] 中的滑窗大小为 4 张图像. 文献 [22] 中利用 SfM 算法进行 3D 模型建立, 本文采用 VisualSfM<sup>[27]</sup> 进行 3D 模型的建立, 2 帧图像之间的最小匹配点数设置为 15. 文献 [23] 对比实验时, 由于楼道宽度为 3 米, 对场景进行  $3\text{m} \times 3\text{m}$  的划分, STD (Sequence trend determine) 算法中  $\beta$  取值为 5, 表 2 所示为本文方法与文献中方法的对比实验结果. 从表 2 可以看出, 本文算法的平均定位误差为 0.3 m, 文献 [13–14] 中提出的 WiFi 定位方法平均定位误差分别为 4.5 m 和 3.1 m, 文献 [18] 中提出的 Harris + ZNCC 方法平均定位误差为 0.8 m, 文献 [19] 中提出的基于 SURF 特征点匹配的方法平均定位误差为 1.0 m, 本文算法的平均定位误差均小于文献 [13–14, 18–19, 22–23] 中方法的定位误差, 并且本文算法在实验中误差小于 1 m 的实验次数占比为 98%, 均高于文献 [13–14, 18–19, 22–23] 中方法.

表 2 定位误差与定位耗时对比实验

Table 2 Positioning error results and time consuming comparison

方法	平均定位 耗时 (s)	平均定位 误差 (m)	误差 $\leq 1\text{m}$ 的占比 (%)
本文提出的方法	0.6	0.3	98
文献 [13] 的方法	0.1	4.5	30
文献 [14] 的方法	5.0	3.1	31
文献 [18] 的方法	1.8	0.8	77
文献 [19] 的方法	15.1	1.0	94
文献 [22] 的方法	22	3.1	37
文献 [23] 的方法	2.5	2.0	35

从对比实验数据可以看出, 单一的 WiFi 定位算法耗时低, 但是定位误差较大. 视觉定位算法定位误差较小, 但由于图像特征的提取与匹配较为耗时, 其定位耗时较大. 而文献 [22] 中虽然结合了 WiFi 定位与视觉定位, 但其所建立的 SfM 模型过于庞大, 无法进行实时定位, 且所建立的模型本身就存在误差, 导致基于该模型定位的定位误差进一步加大. 因此, 该方法在大型室内场景中应用有一定的局限性, 可以应用于较小的室内场景中. 文献 [23] 在 WiFi 定位部分由于采用的是 10 秒 1 次的 Probe request, 数据稀疏, 且视觉部分只是采用图像中检测的目标框对目标位置进行估计, 算法的整体误差较大. 本文算法与上述文献相比, 充分利用 WiFi 定位与视觉定位的优点, 在 WiFi 定位的基础上采用视觉定位方

法,提升定位精度,且通过优化 WiFi 指纹定位  $k$  值以减少图像匹配计算量. 本文还采用全局 ORB 特征提取与匹配方法,使得 2 张图像的平均匹配耗时从 260 ms 缩短为 5 ms,大大提升算法效率,使得本文算法的整体平均耗时仅为 0.6 s,可以达到实时定位的要求.

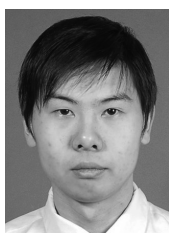
### 3 结论

本文利用消防安全出口标志作为室内环境的数据采样点,提出一种新的定位指纹—Wi-Vi 指纹,并提出基于 Wi-Vi 指纹的多尺度定位算法. 通过不同智能手机在 12 000 平米办公楼和 4 万平米商场进行实地测试,实验结果表明,本文算法在实时定位的基础上,各个实验场景的图像级定位达到 97% 以上的准确率,平均定位误差在 0.5 米以下. 本文所提出的定位方法不仅可以作为一种独立使用的高效的室内定位算法,同时还可与目前主流的定位方法相结合或为其他定位方法提供稳定可靠的关键帧定位,为解决室内定位问题建议了一种新的思路.

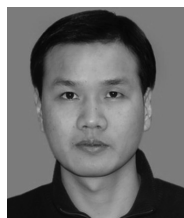
### References

- 1 Wang B, Chen Q Y, Yang L T, Chao H C. Indoor smartphone localization via fingerprint crowdsourcing: challenges and approaches. *IEEE Wireless Communications*, 2016, **23**(3): 82–89
- 2 Chen Rui-Zhi, Chen Liang. Indoor positioning with smartphones: the state-of-the-art and the challenges. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, **46**(10): 1316–1326 (陈锐志, 陈亮. 基于智能手机的室内定位技术的发展现状和挑战. *测绘学报*, 2017, **46**(10): 1316–1326)
- 3 Subbu K, Zhang C, Luo J, Vasilakos A. Analysis and status quo of smartphone-based indoor localization systems. *IEEE Wireless Communications*, 2014, **21**(4): 106–112
- 4 Wang Fei, Cui Jin-Qiang, Chen Ben-Mei, Lee T H. A comprehensive UAV indoor navigation system based on vision optical flow and laser FastSLAM. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1889–1900 (王飞, 崔金强, 陈本美, 李崇兴. 一套完整的基于视觉光流和激光扫描测距的室内无人机导航系统. *自动化学报*, 2013, **39**(11): 1889–1900)
- 5 Davidson P, Piché R. A survey of selected indoor positioning methods for smartphones. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, **19**(2): 1347–1370
- 6 Gui Zhen-Wen, Wu Ting, Peng Xin. A novel recognition approach for mobile image fusing inertial sensors. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(8): 1394–1404 (桂振文, 吴挺, 彭欣. 一种融合多传感器信息的移动图像识别方法. *自动化学报*, 2015, **41**(8): 1394–1404)
- 7 Khalajmehrabadi A, Gatsis N, Pack D J, Akopian D. A joint indoor WLAN localization and outlier detection scheme using LASSO and elastic-net optimization techniques. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, **16**(8): 2079–2092
- 8 Au A W S, Feng C, Valaee S, Reyes S, Sorour S, Markowitz S N, et al. Indoor tracking and navigation using received signal strength and compressive sensing on a mobile device. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, **12**(10): 2050–2062
- 9 Yuan Xin, Wu Xiao-Ping, Wang Guo-Ying. Accurate computation approach of RSSI-based localization with linear least square method. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2014, **27**(10): 1412–1417 (袁鑫, 吴晓平, 王国英. 线性最小二乘法的 RSSI 定位精确计算方法. *传感技术学报*, 2014, **27**(10): 1412–1417)
- 10 Zhuang Y, Yang J, Li Y, Qi L N, N. Smartphone-based indoor localization with Bluetooth low energy beacons. *Sensors*, 2016, **16**(5): Article No. 596
- 11 Xiao J, Wu K S, Yi Y W, Wang L, Ni L M. Pilot: passive device-free indoor localization using channel state information. In: *Proceedings of the 33rd IEEE International Conference on Distributed Computing Systems*. Philadelphia, PA, USA: IEEE, 2013. 236–245
- 12 Song Q W, Guo S T, Liu X, Yang Y Y. CSI amplitude fingerprinting based NB-IoT indoor localization. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, DOI: 10.1109/JIOT.2017.2782479
- 13 He S N, Hu T Y, Chan S H G. Contour-based trilateration for indoor fingerprinting localization. In: *Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. Seoul, South Korea: ACM, 2015. 225–238
- 14 Li Wei, Jin Liang, Chen Xi. Indoor positioning system design and implementation based on Android platform. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2013, **41**(S1): 422–424 (李炜, 金亮, 陈曦. 基于 Android 平台的室内定位系统设计与实现. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2013, **41**(S1): 422–424)
- 15 Shen L L, Hui W W S. Improved pedestrian Dead-Reckoning-based indoor positioning by RSSI-based heading correction. *IEEE Sensors Journal*, 2016, **16**(21): 7762–7773
- 16 Li Nan, Chen Jia-Bin, Yuan Yan. Indoor pedestrian integrated localization strategy based on WiFi/PDR. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2017, **25**(4): 483–487 (李楠, 陈家斌, 袁燕. 基于 WiFi/PDR 的室内行人组合定位算法. *中国惯性技术学报*, 2017, **25**(4): 483–487)
- 17 Liu Z G, Zhang L M, Liu Q, Yin Y F, Cheng L, Zimmermann R. Fusion of magnetic and visual sensors for indoor localization: infrastructure-free and more effective. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, **19**(4): 874–888
- 18 Elloumi W, Latoui A, Canals R, Chetouani A, Treuille S. Indoor pedestrian localization with a smartphone: a comparison of inertial and vision-based methods. *IEEE Sensors Journal*, 2016, **16**(13): 5376–5388
- 19 Guan K, Ma L, Tan X Z. Vision-based indoor localization approach based on SURF and landmark. In: *Proceedings of the 2016 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*. Paphos, Cyprus: IEEE, 2016. 655–659
- 20 Fang J B, Yang Z, Long S, Wu Z Q, Zhao X M, Liang F N, et al. high-speed indoor navigation system based on visible light and mobile phone. *IEEE Photonics Journal*, 2017, **9**(2): Article No. 8200711

- 21 Hu Z Z, Huang G, Hu Y Z, Yang Z. WI-VI fingerprint: WiFi and vision integrated fingerprint for smartphone-based indoor self-localization. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing, China: IEEE, 2017. 4402–4406
- 22 Dong J, Xiao Y, Noreikis M, Ou Z H, Ylä-Jääski A. iMoon: using smartphones for image-based indoor navigation. In: Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. Seoul, South Korea: ACM, 2015. 85–97
- 23 Li Nai-Peng. Research on Wireless Terminal User Identification Algorithm Based on Vision and Wi-Fi Network [Master dissertation], Beijing Jiaotong University, China, 2016 (李乃鹏. 视觉-WiFi 联合无线终端用户识别算法研究 [硕士学位论文], 北京交通大学, 中国, 2016)
- 24 Requirements for the Placement of Fire Safety Signs, GB 15630-1995, 2004 (消防安全标志设置要求, GB 15630-1995, 2004)
- 25 Fire Emergency Lighting and Evacuate Indicating System, GB 17945-2010, 2011 (消防应急照明和疏散指示系统, GB 17945-2010, 2011)
- 26 Rublee E, Rabaud V, Konolige K, Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Barcelona, Spain: IEEE, 2011. 2564–2571
- 27 Wu C C. VisualSFM: a visual structure from motion system [Online], available: <http://ccwu.me/vsfm/>, January 22, 2018



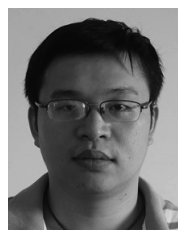
**黄刚** 武汉理工大学博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉和室内/室外定位. E-mail: gh@whut.edu.cn  
(**HUANG Gang** Ph.D. candidate at Wuhan University of Technology. His research interest covers computer vision, indoor/outdoor localization.)



**胡钊政** 武汉理工大学教授. 主要研究方向为计算机视觉, 室内/室外定位和主动视觉监控系统. 本文通信作者.

E-mail: zzhu@whut.edu.cn

(**HU Zhao-Zheng** Professor at Wuhan University of Technology. His research interest covers computer vision, indoor/outdoor localization, active surveillance system. Corresponding author of this paper.)



**蔡浩** 武汉理工大学博士研究生. 主要研究方向为室内/室外定位.

E-mail: caihao@whut.edu.cn

(**CAI Hao** Ph.D. candidate at Wuhan University of Technology. His research interest covers indoor/outdoor localization.)



**陶倩文** 武汉理工大学智能交通中心博士研究生. 主要研究方向为三维计算机视觉, 室内定位与车辆定位.

E-mail: tqw@whut.edu.cn

(**TAO Qian-Wen** Ph.D. candidate at Wuhan University of Technology. Her research interest covers 3D computer vision, indoor localization, and vehicle localization.)



**李祎承** 武汉理工大学博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉, 车载视觉定位. E-mail: ycli@whut.edu.cn

(**LI Yi-Cheng** Ph.D. candidate at Wuhan University of Technology. His research interest covers computer vision, vision based vehicle localization.)