













此时有  $P_{com}(\overline{p_0 p_1}) = P_{pf}(p_0 / s_1)$ . 直观上看,当用户在办公室或其他室内环境中行走时,来自先前 RP 的许多路径可到达当前候选点.因此,根据先前的图示和基本原理,当前候选点的概率可以被定义为等式(10).

$$P(R) = \sum_{path \in PATH(R)} P_{com}(path) \tag{10}$$

其中,  $PATH(R)$  为所有以  $R$  为终点的候选路径的集合.如果直接计算,该公式的时间复杂度为  $O(k^{n-1})$  ( $k$  为候选点个数,  $n$  为历史测量次数) 并且存在大量重复计算.为了简化计算,我们将保留之前计算的路径概率,然后拼接最后一段路径,假设  $R_{n-1,i}$  是第  $n-1$  次测量的候选参考点,  $R_{n-1,i}$  是第  $n$  次测量的一个参考点,于是有:

$$\left. \begin{aligned} P(R_{n,j}) &= \sum_{i=1}^k \sum_{path \in PATH(R_{n-1,i})} P_{com}(path) P_{com}(\overline{R_{n-1,i} R_{n,j}}) \\ &= \sum_{i=1}^k \left( P_{com}(\overline{R_{n-1,i} R_{n,j}}) \sum_{path \in PATH(R_{n-1,i})} P_{com}(path) \right) \\ &= \sum_{i=1}^k P(R_{n-1,i}) P_{com}(\overline{R_{n-1,i} R_{n,j}}) \end{aligned} \right\} \tag{11}$$

因此,每一次测量时都要保存  $k$  个参考点的指纹概率和路径概率,算法的空间复杂度为  $O(kn)$ .其中,  $P(R_{n-1,i})$  在第  $n-1$  次测量时已经计算过,因此,  $P(R_{n,i})$  复杂度降为  $O(k)$ .由于第  $n$  次测量一共有  $k$  个候选点,所以最终的时间复杂度为  $O(k^2)$ .

### 3.3 实例分析

本节通过实例分析概率模型对定位精度的影响.连续两次测量匹配得到的候选参考点如图 7 所示,其中,红色叉号是单纯根据指纹匹配得到的定位结果,如  $O_{pf}$ ;蓝色叉号是综合了轨迹信息得到的结果,如  $O$ .表 1 和表 2 分别为第  $n$  次和第  $n+1$  次测量各候选参考点的信息;两次测量间预估轨迹  $\alpha_{n+1}=(4,1)$ ,其权重为  $\alpha_{n+1}=0.5$ .

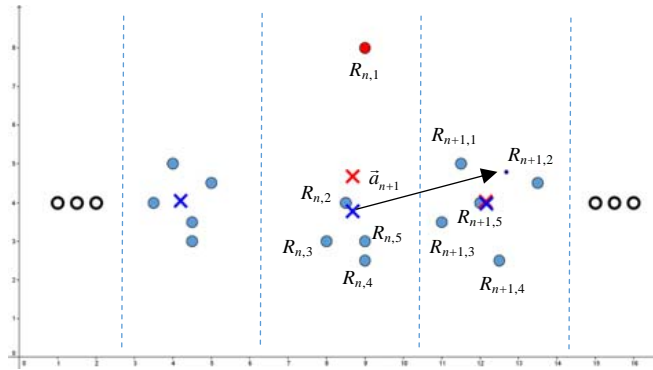


Fig.7 Comprehensive probability model based positioning  
图 7 综合模型定位

Table 1 Reference points in the  $n$ th measurement

表 1 第  $n$  次测量参考点

参考点	$R_{n,1}$	$R_{n,2}$	$R_{n,3}$	$R_{n,4}$	$R_{n,5}$
坐标	(9,8)	(8.5,4)	(8,3)	(9,2.5)	(9,3)
$p_{pf}$	0.9	0.7	0.6	0.4	0.4

Table 2 Reference points in the  $(n+1)$ th measurement

表 2 第  $n+1$  次测量参考点

参考点	$R_{n+1,1}$	$R_{n+1,2}$	$R_{n+1,3}$	$R_{n+1,4}$	$R_{n+1,5}$
坐标	(11.5,5)	(13.5,4.5)	(11,3.5)	(12.5,2.5)	(12,4)
$p_{pf}$	0.6	0.7	0.5	0.4	0.8

根据表 1 和表 2 计算得到的轨迹概率见表 3,其中,第  $i$  行第  $j$  列表示向量  $\overline{R_{k,i}R_{k+1,j}}$  的轨迹概率.

**Table 3** Trajectory probabilities of reference points

**表 3** 参考点轨迹概率

	$R_{k+1,1}$	$R_{k+1,2}$	$R_{k+1,3}$	$R_{k+1,4}$	$R_{k+1,5}$
$R_{k,1}$	0.411 8	0.446 2	0.144 3	0.200 0	0.320 0
$R_{k,2}$	0.764 7	0.811 9	0.558 8	0.794 5	0.823 5
$R_{k,3}$	0.794 2	0.723 1	0.735 3	0.853 7	1.000 0
$R_{k,4}$	0.735 3	0.824 7	0.529 4	0.823 5	0.794 1
$R_{k,5}$	0.705 9	0.866 7	0.500 0	0.794 1	0.764 7

根据之前的结论, $R_{n+1,j}$  的概率计算公式为

$$P(R_{n+1,j}) = (1 - \alpha_{n+1})P_{pf}(R_{n+1,j}/s_{n+1}) + \alpha_{n+1} \sum P(R_{n,i})P_{dsp}(\overline{R_{n,i}R_{n+1,j}}/a_{n+1}) \quad (12)$$

其中,第 1 项为指纹匹配概率的贡献,第 2 项为轨迹概率的贡献.

下面我们分析第 2 项的  $\sum P(R_{n,i})P_{dsp}(\overline{R_{n,i}R_{n+1,j}}/a_{n+1})$  部分.

从表 3 中可以看出,每列中第 1 行的数值都是最小值,即每列中  $P_{dsp}(\overline{R_{n,i}R_{n+1,j}}/a_{n+1})$  的值最小.因此在和式  $\sum P(R_{n,i})P_{dsp}(\overline{R_{n,i}R_{n+1,j}}/a_{n+1})$  中, $R_{n,1}$  的贡献  $P(R_{n,1})P_{dsp}(\overline{R_{n,1}R_{n+1,j}}/a_{n+1})$  是最小的.可见,在第  $n+1$  次定位程中,我们通过轨迹概率对偏差点  $R_{n,1}$  的影响进行了降低,同时对其他点进行相应提升,从而提高了定位精度.

分析图 7 可以看出,概率模型可以弱化环境变化对定位结果的负面影响.图中第  $n$  次测量指纹定位与综合模型定位的位置相差很大,这是因为由于环境变化,当前定位出现了偏差较大的候选点  $R_{n,1}$  时,若仅采用指纹匹配算法选择匹配度较高的候选点,会产生很大偏差,且会对后续定位产生误差积累,对最终结果产生较大的影响.但通过轨迹信息,便将  $R_{n,1}$  对综合定位的贡献大幅度降低,使偏差点并不会对后续定位产生太大的影响.当前测量各候选参考点都正常时,由于后续定位中考虑到更多的参考点有利于均衡误差,因此会对后续定位产生积极的影响,有利于提高定位的精度.

#### 4 性能分析评价

本文在真实数据的基础上对算法进行实验分析,通过与其他定位算法进行比较,分析传感器信息对定位精度提高的贡献,并详细分析了预估轨迹精度、候选参考点个数和路径长度对算法精度的影响.

##### 4.1 实验环境

进行实验的楼层平面图如图 8 所示.平面图中,黄色的点为 WiFi 接入点,蓝色的点表示参考点,参考点之间的间隔是 1.5m;红色的点是实时测量阶段随机选取的测量点,用来测试算法精度.在每个参考点和测量点都重复采样 110 次,采样周期为 250ms.

考虑到用户轨迹,本文通过仿真算法随机生成 100 条用户的运动路径,具体算法如下:在平面图中随机选取一个测量点作为起始位置,然后在附近测量点中随机选择一个作为下一个点;考虑到人的真实运动轨迹,会以较大的概率前进,较小的概率转向和后退,且在较短的时间内移动距离一般不会超过 10m,所以将 10m 范围内所有测量点按偏转角度排序,依次进行判定,第 1 个点被选中的概率为 1/2,第 2 个点的选中概率为 1/3,依次类推,若直到最后一个点仍未选中,则直接选择第 1 个点;若路径长度超过 50,则算法停止.为了充分利用所有测量点样本,即要求每个测量点在路径中出现的次数大致相同,我们按照测量点参与次数排序,再生成 100 条路径,共 200 条随机路径进行仿真实验.图 8 显示了其中一条路径.在实验中,实验人员持智能手机沿该生成的路径行走 10 次,获取传感器数据.

假定信号指纹定位精度为 1m,预估位置误差为  $\varepsilon$ ,相应的预估轨迹权重  $\alpha$  的计算如公式(13)所示.

$$\alpha = \frac{1}{1 + \varepsilon} \quad (13)$$

本文用定位坐标与实际坐标的欧几里德距离作为定位精度的评价标准,即



$$E = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \tag{14}$$

其中,(x,y)是位置计算结果,(x<sub>0</sub>,y<sub>0</sub>)是测量点实际位置.



Fig.8 Experimental environment  
图 8 实验环境

### 4.2 性能分析与测试

图 9 描述了 RADAR、Horus、WiFi+INS<sup>[9]</sup>以及本文提出的多传感器辅助定位方法的性能.

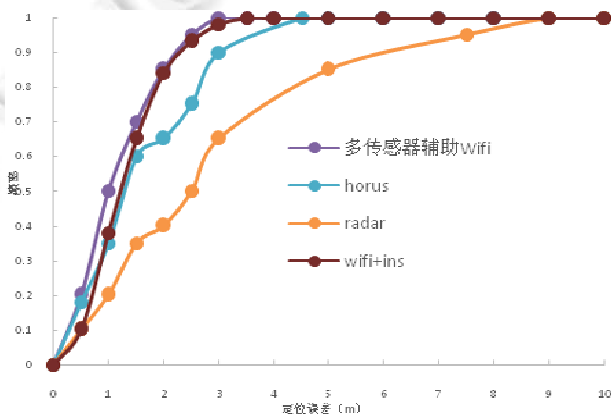


Fig.9 Cumulative distribution function of positioning error  
图 9 定位误差累积分布函数

RADAR 系统定位精度最差,平均误差达到 2.57m;Horus 系统远远优于 RADAR,平均误差为 1.18m;WiFi+INS 方法平均误差为 1.1m;本文提出的多传感器辅助定位的方法优于其他 3 种方法,平均误差为 0.97m.RADAR 之所以最差,是因为其所使用的 KNN 算法只是简单地对候选参考点取均值,没有考虑各参考点的权重.Horus 和本文算法在建立数据库和指纹匹配时都是基于统计概率,因此更精确.相对于 Horus 系统,当误差大于 1.5m 后,本文算法的优势极为明显.这是因为误差越大,指纹匹配概率对综合概率计算的贡献就越低,而预估轨迹信息的贡献提高,提高了定位的精度.这说明定位时使用轨迹信息,可以有效地提高整体定位精度,尤其是可以减小定位出现较大误差的概率.粒子滤波器的时间复杂度为  $O(n^2)$ ,直接受限于重采样的复杂度<sup>[23]</sup>,其中, $n$  为粒子数.本文算法的时间复杂度为  $O(k^2)$ ,其中, $k$  为选取的高匹配概率的项数,即选取前  $k$  个高匹配概率.为了保证算法精确度,随着参考点个数的增加,粒子数  $n$  随之增加,而  $k$  相对较小且相对固定,所以粒子滤波器的时间复杂度远大于

本文算法的时间复杂度.因此,即使误差大于 1.5m 时,WiFi+INS 的方法与本文方法的累积误差概率相当,但鉴于粒子滤波器计算量大、耗时长,并不适合于实时定位.

本文算法中使用预估轨迹辅助定位,因此其精度将直接影响到算法精度.图 10(a)通过改变路径上各点间预估轨迹精度来对比分析其对算法的影响,利用预估轨迹生成算法随机生成 8 组预估轨迹和相应的权重信息.从图中可以看出,随着轨迹精度的提升,定位精度也相应得到提升.这是因为根据公式(13),预估轨迹的误差越小,其权重 $\alpha$ 越大,对综合概率的贡献越高,定位也越精确.当平均预估轨迹误差达到 0.7m 时,平均定位精度相应达到了 0.97m;但当预估轨迹平均误差小于 0.5m 后,由于权重 $\alpha$ 的大小逐渐稳定,预估轨迹信息对综合概率的贡献逐渐稳定,其对定位精度的影响就不再明显.

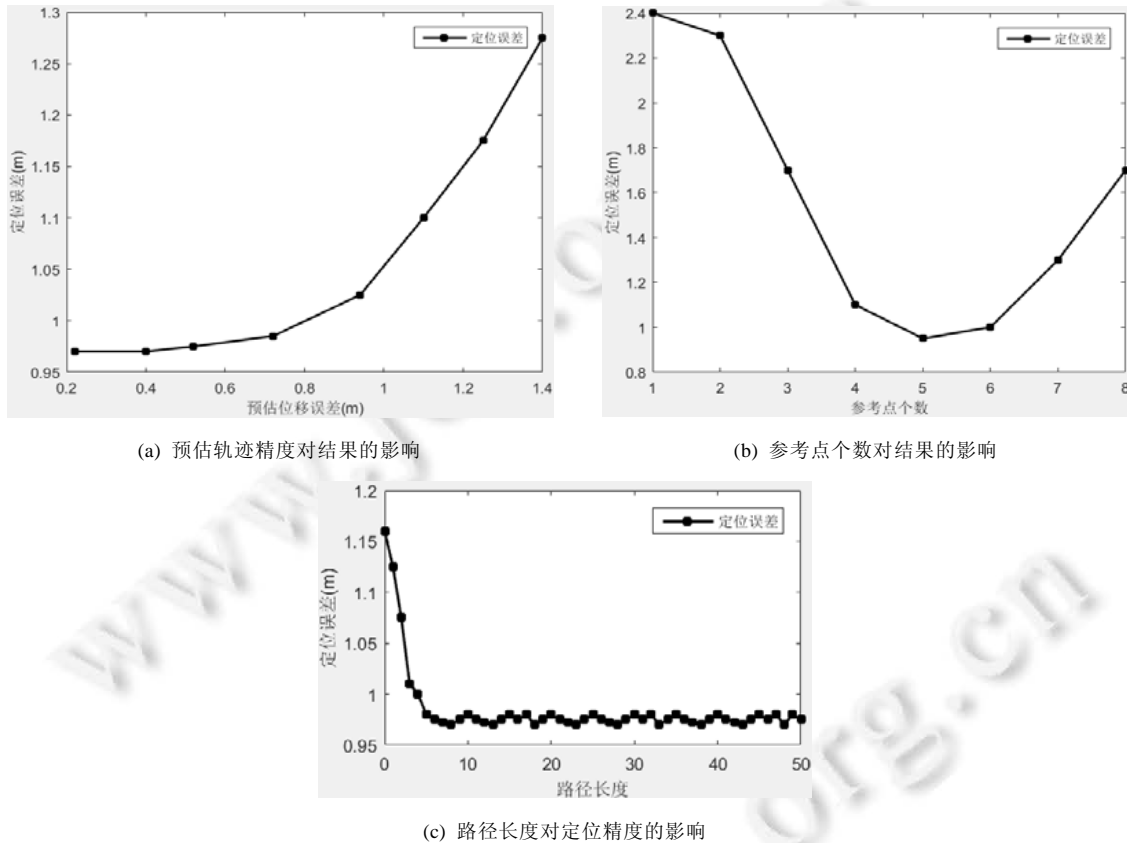


Fig.10 Factors having effects on positioning accuracy

图 10 影响定位精度的因素

图 10(b)描述了不同候选参考点个数对算法的影响.可以看出,当参考点个数  $n=1$  时,定位效果最差.因为只使用匹配度最大的点作为定位结果很容易引入较大误差,尤其是在环境变化较大时,极可能出现偏差大的参考点匹配概率反而高的情况.随着参考点个数的增加,定位精度逐渐提升,当  $n>6$  时,精度反而有所下降,与文献[2]的实验结果一致.这是因为随着参考点个数的不断提升,偏差较大的参考点也被引入到综合概率的计算中,反而对最终结果引入了较大的误差,降低了定位精度.所以候选点个数不是越多越好,其值要根据实际环境以经验方式来确定.

我们还以平均误差作为评价标准,分析路径长度与定位精度的关系.对所有路径中各参考点按序号进行归类,即将各路径中的第  $i$  个参考点归为一类,统计所有路径的平均定位误差.从图 10(c)中可以看出,起始点平均误差较大,达到 1.16m,与 Horus 的定位精度比较接近.这种情况相当于仅测量一次的结果,存在极大的偶然性,这是

因为当路径长度为 1 时,传感器的预估轨迹信息对综合模型的贡献为 0,结果仅由经典的指纹匹配算法确定,只使用匹配度最大的点作为定位结果,很容易引入较大误差,尤其是在环境变化较大时.随着路径变长,预估轨迹信息以一定权重对综合模型做出贡献,均衡定位的误差,定位精度逐渐提升.当路径长度为 8 时,定位精度达到 0.97m.之后,误差值基本维持在这个精度.这说明,随着测量次数的增加,环境变化对定位结果的影响已经很低了,因此,综合模型可以削弱环境变化带来的不利影响.

## 5 总 结

由于室内环境复杂多变,而 WiFi 信号的传输易受环境变化影响,因此仅使用指纹定位可能存在大的偏差.为了提高定位精度并减小环境因素带来的不利影响,本文提出了智能手机内置传感器辅助 WiFi 信号指纹定位的方法,即要利用智能设备上内置的传感器如加速计、陀螺仪等采集数据,预估得到用户轨迹信息,并提出预估轨迹可信度概念用以评估预估轨迹的精确程度;然后,将轨迹信息与信号指纹信息按权重结合起来建立综合概率模型,进行位置匹配,确定最近参考点.实验结果表明,与经典指纹匹配算法 RADAR、Horus 以及 WiFi+INS 的方法相比,我们的方法利用传感器数据能够有效地提高定位精度,且可以减弱环境变化对定位造成的不利影响.

## References:

- [1] Hightower J, Borriello G. Location systems for ubiquitous computing. *Computer*, 2001,34(8):57-66.
- [2] Bahl P, Padmanabhan VN. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. In: *Proc. of the IEEE INFOCOM*. IEEE, 2000. 775-784.
- [3] Bahl P, Padmanabhan VN, Balachandran A. Enhancements to the RADAR user location and tracking system. *Microsoft Research*, 2000,2(MSR-TR-2000-12):775-784.
- [4] Youssef M, Agrawada A. The Horus WLAN location determination system. In: *Proc. of the ACM MobiSys*. ACM, 2005. 205-212.
- [5] He T, Huang C, Blum BM, *et al.* Range-Free localization schemes in large scale sensor networks. In: *Proc. of the 9th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM, 2003. 81-95.
- [6] Matic A, Papiatseyeu A, Osmani V, *et al.* Tuning to your position: FM radio based indoor localization with spontaneous recalibration. In: *Proc. of the IEEE PerCom*. New York: IEEE, 2010. 153-161.
- [7] Yoon S, Lee K, Rhee A. FM-Based indoor localization via automatic fingerprint DB construction and matching. In: *Proc. of the ACM MobiSys*. New York: ACM, 2013. 207-220.
- [8] Chung J, Donahoe M, *et al.* Indoor location sensing using GeoMagnetism. In: *Proc. of the ACM MobiSys*. New York: ACM, 2011. 141-154.
- [9] Evennou F, Marx F. Advanced intergration of WiFi and inertial navigation systems for indoor mobile positioning. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2006,Article No.86706.
- [10] Chen Z, Zou H, Jiang H, *et al.* Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization. *Sensors*, 2015,15(1):715-732.
- [11] Deng ZA, Hu Y, Yu J, *et al.* Extended Kalman filter for real time indoor localization by fusing WiFi and smartphone inertial sensors. *Micromachines*, 2015,6(4):523-543.
- [12] Deng ZA, Wang G, Qin D, *et al.* Continuous indoor positioning fusing WiFi, smartphone sensors and landmarks. *Sensors*, 2016, 16(9):Article No.1427.
- [13] Wu C, Yang Z, Liu Y, *et al.* WILL: Wireless indoor localization without site survey. In: *Proc. of the IEEE INFOCOM*. New York: IEEE, 2012. 64-72.
- [14] Rai A, Chintalapudi KK, Padmanabhan VN, *et al.* Zee: Zero-effort crowdsourcing for indoor localization. In: *Proc. of the 18th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. ACM Press, 2012. 293-304.
- [15] Zhou Z, Yang Z, Wu C, *et al.* LiFi: Line-of-sight identification with WiFi. In: *Proc. of the 2014 IEEE INFOCOM*. IEEE, 2014. 2688-2696.
- [16] Liu H, Darabi H, Banerjee P, *et al.* Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2007,37(6):1067-1080.

- [17] Xiao J, Wu K, Yi Y, *et al.* FIFS: Fine-grained indoor fingerprinting system. In: Proc. of the 2012 21st Int'l Conf. on Computer Communications and Networks (ICCCN). IEEE, 2012. 1–7.
- [18] Zhu H, Xiao F, Sun L, *et al.* R-TTWD: Robust device-free through-the-wall detection of moving human with WiFi. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017,35(5):1090–1103.
- [19] Niu XG, Li M, Xiao H, *et al.* WTrack: HMM-based walk pattern recognition and indoor pedestrian tracking using phone inertial sensors. Personal and Ubiquitous Computing, 2014,18(8):1901–1915.
- [20] Mariakakis A, Sen S, Lee J, *et al.* SAIL: Single access point-based indoor localization. In: Proc. of the 12th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2014. 315–328.
- [21] Kamisakata D, Muramatsu S, Iwamoto T, *et al.* Design and implementation of pedestrian dead reckoning system on a mobile phone. IEICE Trans. on Information and Systems, 2011,E94.D(6):1137–1146.
- [22] Jimenez A, Seco F, Prieto C, Guevara J. A comparison of pedestrian dead-reckoning algorithms using a low-cost MEMS IMU. In: Proc. of the IEEE Int'l Symp. on Intelligent Signal Processing (WISP 2009). New York: IEEE, 2009. 37–42.
- [23] Klaas M, Freitas ND, Doucet A. Toward practical  $N^2$  Monte Carlo: The marginal particle filter. Uncertainty in Artificial Intelligence, 2005,94(3):2045–52.



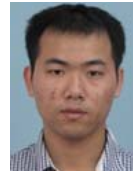
石柯(1973—),男,河南社旗人,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为物联网,无线自组织与传感器网络,网络化嵌入式软件与系统,智能测量与控制.



宋小妹(1993—),女,硕士,主要研究领域为无线室内定位,深度学习.



王信达(1994—),男,硕士,主要研究领域为无线室内定位.



呼文彪(1989—),男,硕士,主要研究领域为无线室内定位,普适计算.