

一种基于 WiFi 相异度的群组感知分析方法



贾玉福¹ 李明磊¹ 刘文平¹ 胡胜红² 蒋洪波³

1 湖北经济学院信息管理与统计学院 武汉 430205

2 湖北经济学院信息通信工程学院 武汉 430205

3 湖南大学信息科学与工程学院 长沙 410082

(55245058@qq.com)

摘要 利用智能手机跟踪分析 WiFi 环境中群体结构的动态变化是一种非侵扰感知技术的新思路。基于 WiFi 信号差异与节点距离间的关系,设计了一种 WiFi 相异度的计算方法,根据节点之间的 WiFi 相异度统计出相异度距离,再利用提出的 GSGA-RSS 算法迭代计算得到节点坐标,最后利用 DBSCAN 进行分层次群组结构分析。文中提出了一种基于质心的节点序列位均差表示方法,基于该方法对不同节点间距条件下的队列和环状结构群组进行了实验分析。实验结果表明:在组间最小间距 5m、组内最大间距 3m 的条件下,所提方法能够以 94% 的精度识别出 85% 的群体;节点间距为 0.5m 的队列的位均差约为 0.5,节点间距为 1m 的环状结构的位均差约为 1。

关键词: 群组结构;移动感知;弹性网络;WiFi 相异度;位均差

中图法分类号 TP391.4

Group Perception Analysis Method Based on WiFi Dissimilarity

JIA Yu-fu¹, LI Ming-lei¹, LIU Wen-ping¹, HU Sheng-hong² and JIANG Hong-bo³

1 School of Information Management and Statistics, Hubei University of Economics, Wuhan 430205, China

2 School of Information Engineering, Hubei University of Economics, Wuhan 430205, China

3 College of Computer Science and Electronic Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

Abstract It is a new idea of non-intrusive perception technology to track and analyze the dynamic change of group structure in WiFi environment by using smart phone. Based on the relationship between WiFi information difference and between-user distance, a method of WiFi dissimilarity computation is designed. According to the WiFi dissimilarity between users, the dissimilarity distance is statistically calculated, and then the GSGA-RSS algorithm is used to iteratively calculate the node coordinates. Finally, the hierarchical group structure is analyzed by DBSCAN. A method of LMD (location mean deviation) computation based on mass center is proposed, and experiments on groups structures of queues and ring topology under different between-user distances are conducted. The results show that the proposed approach can identify 85% of the groups with 94% precision for the cases with the minimum intergroup distance of 5 m and the maximum intragroup distance of 3 m. The LMD is about 0.5 for the queues with between-user distance of 0.5 m, and about 1 for the ring structure with between-user distance of 1 m.

Keywords Group structure, Mobile sensing, Elastic network, WiFi dissimilarity, Location mean deviation

1 引言

近年来,许多大型室内场景中存在基于邻近性的群组。识别并检测群体的结构形态,不但可以加强成员的社会关系,还可以给群组成员提供一系列富有群体意识的建议和服务(如团购类商品促销或小团队游戏等)。随着智能手机无线感知等新型非侵扰感知技术的出现,科研人员在用户行为感知领域取得了一系列新的进展^[1-2],在群组识别与群组行为分析

等多感知粒度层面提出了一系列的最新探索和解决方案^[3-19]。在群组识别方面,Yu 等研究了蓝牙信号强度概率分布,建立了蓝牙信号强度下的群组概率分布模型,并依此开发了实时的分布式群组生成算法,能够较为准确地识别出基于邻近度的群组^[3],该算法的应用主要受制于公共环境下蓝牙信号的普及程度。Wirz 等提出了一种基于 GPS 位置轨迹时空聚类的行人群体在线检测方法^[4]。Sen 等针对高密度人群和室内可用的不精确位置信息,利用智能手机的多模传感器,

到稿日期:2020-05-31 返修日期:2020-09-02 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61672213);湖北省自然科学基金(2018CFB721);湖北省教育厅科技处研究计划资助项目(D20182202)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61672213), Natural Science Foundation of Hubei Province (2018CFB721) and Research program of Science and Technology Department of Education Department of Hubei Province (D20182202).

通信作者:李明磊(liminglei@hbue.edu.cn)

在 10min 的延迟窗口内,以 97% 的精度检测出超过 80% 的群体^[5]。在群组行为分析方面,对群体动力学的研究主要集中在群体运动水平和群体形态上^[1,6-7],如 Costa 等利用视频图像分析方法研究了群体步行中的人际距离,发现群体步行速度与群组成员步行时的偏差相关^[8]。Chen 等研究了移动人群 MCP(Mobile Crowd Photographing)图像聚合中的多约束驱动数据选择问题,提出了一种基于 MCP 任务覆盖需求变化的金字塔树模型^[9],这些基于图像处理的方法需要大量的计算和存储空间,且难以通过智能手机实现移动实时的群组监控。队列识别与检测是当前典型的群体形态研究的目标^[10-11]。Du 等提出了一种基于移动设备混合感知的社会群组移动分类和结构识别方法,该方法将群体移动分为静止、散步、步行和跑步等 4 级,将群组成员之间的位置关系描述成前(即领导者)、后(即跟随者)、左和右,再利用相对位置估计来识别群组结构^[12-13]。Kjaergaard 等利用机器学习对 WiFi 测量的时滞序列进行相似性分析,基于分析的特征提出了个体跟随和群体领导两种行人运动模式检测方法^[14-15]。

从非侵扰感知技术来看,现有研究主要利用摄像头、蓝牙、GPS,或内置在智能手机中的 WiFi、指南针、加速计等传感器来获取分析数据。目前在娱乐购物与商务中心等大型室内环境中均部署了大量的 WiFi AP(Access Point)。WiFi 感知相比蓝牙等其他非感知技术具有更高的普遍性和稳定性。为了进行群组识别与群组结构分析,本文提出了 GSGA-RSS(Group Structure Generation Algorithm with Received Signal

$$\tau_{a,b,pearson} = \frac{\sum_{k \in AP_{\cap}^{ab}} (L_a(k) - \frac{1}{|AP_{\cap}^{ab}|}) \times \sum_{i \in AP_{\cap}^{ab}} L_a(i) \times (L_b(k) - \frac{1}{|AP_{\cap}^{ab}|}) \times \sum_{i \in AP_{\cap}^{ab}} L_b(i)}{\sqrt{\sum_{k \in AP_{\cap}^{ab}} (L_a(k) - \frac{1}{|AP_{\cap}^{ab}|})^2 \times \sum_{i \in AP_{\cap}^{ab}} L_a(i)^2 \times \sum_{k \in AP_{\cap}^{ab}} (L_b(k) - \frac{1}{|AP_{\cap}^{ab}|})^2 \times \sum_{i \in AP_{\cap}^{ab}} L_b(i)^2}}$$

其中, $\tau_{a,b,pearson} \in [-1, 1]$ 。同样, $\tau_{a,b,pearson}$ 值越大, a 和 b 之间的 WiFi 差异性就越小。定义 a 和 b 之间的 WiFi 相异度为 $\tau_{a,b}$, 为了实现 $\tau_{a,b}$ 的归一化取值, 并且表达出 $\tau_{a,b}$ 值越大, a 和 b 之间的 WiFi 差异性就越大, 定义 $\tau_{a,b}$ 的计算式如下:

$$\tau_{a,b} = \frac{1}{2} \times (1 - \tau_{a,b,common} \times \tau_{a,b,pearson}) \quad (1)$$

由式(1)可知, $\tau_{a,b} = \tau_{b,a}$ 。当 $|AP_{\cap}^{ab}| = 0$ 时, AP_a 和 AP_b 的交集为空, 设 $\tau_{a,b} = 1$ 。

为了考查 WiFi 相异度 τ 与距离之间的关系, 在武汉凯德 1818 商场内以 0.8 m(商场地砖的边长)为临近点间隔进行多点采样, 先对采样点进行两两组合, 按其距离的四舍五入取值进行分组(记其整数取值为其所在分组的组号), 再计算每一组内所有采样点之间相异度 τ 的均值, 结果如图 1 所示。由图 1 可知, 相异度均值变化的趋势随分组距离的增加而增加, 这表明当采样点之间相距越远, 采样点之间的 WiFi 相异度就越大。为了考查分组内所有采样点之间相异度 τ 的分布, 以该分组的相异度均值为中心, 每隔 0.05 为一个区间, 整体相异度分布呈统计每个区间内相异度的数量, 发现越接近相异度均值所在的区间, 相异度的数量就越多, 相异度均值所在的区间数量达到极值, 相异度的分布大致呈正态分布。以组号为 1 的分组的组内相异度的分布为例, 如图 2 所示, 第 7 个区间正是分组相异度均值所在的区间, 以第 7 区间为中心, 向两

Strength)算法, 利用行人携带的智能手机扫描 WiFi 信息, 以 WiFi 信息的相异度为基础构建弹性网络并生成节点坐标, 再利用聚类分析进行群组识别。实验结果证明, 群组识别率在组间最小间距 5 m、组内最大间距 3 m 的条件下, 以 94% 的精度识别出 85% 的群体。与先前的研究主要集中于队列、横排等特殊群组形状不同, 本文提出的 GSGA-RSS 算法对队列和环状群组的成员相对位置关系进行了研究, 定义了一种基于质心的节点序列位均差度量方法, 该算法使相邻节点间距为 0.5 m 的队列的位均差约为 0.5, 相邻节点间距为 1 m 的环状结构的位均差约为 1。

2 WiFi 相异性与距离的关系

GSGA-RSS 算法基于这样的发现: 当两个观察点越接近, 扫描到的共同的 WiFi AP 个数就越多, 且每个公共 AP 的信号强度也越接近, 否则相反^[20]。据此, 首先设计一个能够表达两个观察点之间 WiFi 差异性的度量指标。假设有观察点 a 和 b , 在观察点 a 和 b 扫描到的 WiFi AP(Mac 地址)的集合分别记为 AP_a 和 AP_b , 记 $AP_{\cap}^{ab} = AP_a \cap AP_b$, $AP_{\cup}^{ab} = AP_a \cup AP_b$, AP_{\cap}^{ab} 的维度为 $|AP_{\cap}^{ab}|$, AP_{\cup}^{ab} 的维度为 $|AP_{\cup}^{ab}|$ 。当 $|AP_{\cap}^{ab}| > 0$ 时, 设 $\tau_{a,b,common} = |AP_{\cap}^{ab}| / |AP_{\cup}^{ab}|$, 则 $\tau_{a,b,common} \in (0, 1]$, $\tau_{a,b,common}$ 值越大, a 和 b 之间的 WiFi 差异性就越小。在观察点 p 扫描到的 AP(Mac 地址为 i) 的信号强度记为 $L_p(i)$, a 和 b 两点关于 WiFi 信息的 pearson 相关系数记为 $\tau_{a,b,pearson}$, 则:

侧成递减的趋势。这表明相异度的单次测量虽然有一定的随机性, 但多次测量的统计结果能够反映图 1 所示的相异度与距离的关系。

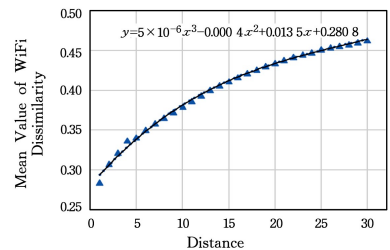


图 1 距离与 WiFi 相异度的关系

Fig. 1 Relationship between distance and WiFi dissimilarity

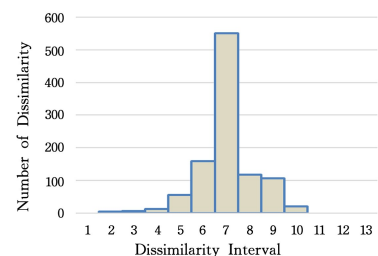


图 2 距离分组为 1 的相异度分布

Fig. 2 Dissimilarity distribution of distance group 1

3 群组分析

对于公共环境下的人群来说,每个行人携带的手机品牌型号均可能不同。不同手机直接测量的 RSS 强度具有较大的差异,但是具有不同接收增益的手机接收到的两个 AP 的 RSS 信号强度的差值应是大体一致的^[21]。很显然,相异度 τ 是基于 RSS 的大小关系进行计算的,因此以相异度 τ 为基础来构建群组可以有效避免设备差异性。GSGA-RSS 算法借鉴弹性松弛的概念^[22-24],以行人之间的 WiFi 相异度 τ 对应的距离为边长,将行人组成的群组结构视为一个弹性网络。由第 2 节的分析可知,多次测量相异度 τ 才能反映真实的相异度与距离之间的关系,虽然把单次测量的相异度对应的距离作为边长会给弹性网络带来残余势能,但通过对多次的测量结果进行迭代计算,可以将其逐渐释放以达到网络稳定状态,从而得到接近真实的群组结构。

3.1 GSGA-RSS 算法

定义 1 设节点 i, j 之间的 WiFi 相异度为 τ_{ij} , 则 τ_{ij} 对应的平面距离 $d(\tau_{ij})$ 为 m 当且仅当 τ_{ij} 与分组 m 的平均相异度的差距最小,即 $d(\tau_{ij}) = \operatorname{argmin}(|\tau_{ij} - \tau_x|)$, 其中 τ_x 为分组 x 的平均相异度。

前提条件如下:按第 2 节中的方法对 WiFi 环境进行测试,得到分组编号为 1— M 组的平均相异度;设 WiFi 环境下有 n 个行人(即弹性网络中的节点,以下称节点),每个节点扫描 WiFi 信息多次,通过时间戳匹配,每对节点通过式(1)计算得到一组相异度;记网络残余势能的迭代阈值为 ζ 。

步骤 1 为 n 个节点随机产生平面坐标。

步骤 2 计算节点 i, j 边长的调整矢量 $\vec{\epsilon}_{i,j}$:

$$\vec{\epsilon}_{i,j} = \sum_{k=1}^{N_{i,j}} \left(\frac{d(\tau_{i,j}(k))}{|\vec{p}_i - \vec{p}_j|} - 1 \right) \times (\vec{p}_i - \vec{p}_j), i \in G, j \in G, i \neq j \quad (2)$$

其中, $N_{i,j}$ 为节点 i 和 j 之间相异度的个数, $\tau_{i,j}(k)$ 为节点 i 和 j 的第 k 个相异度, \vec{p}_i 为节点 i 的位置矢量, \vec{p}_j 为节点 j 的位置矢量。

步骤 3 计算节点 i 的调整矢量 $\vec{F}_i = \frac{1}{N_{e,i}} \times \sum_{j \in G, j \neq i} \vec{\epsilon}_{i,j}$, 其

中 $N_{e,i} = \sum_{j \in G, j \neq i} N_{i,j}$, 更新节点的坐标 $\vec{p}_i = \vec{p}_i + \vec{F}_i, i \in G$ 。

步骤 4 计算网络残余势能 $\nabla E = \sum_{i \in G} \left(\sum_{j \in G, j \neq i} |\vec{\epsilon}_{i,j}|^2 \right)$, 若 $|\nabla E - \nabla E_{pre}| > \zeta$ (∇E_{pre} 为上一次迭代时计算得到的网络残余势能), 则返回步骤 2, 否则输出各个节点的坐标。

3.2 算法的收敛性

从理想和现实两种状况来对比考查算法的收敛性。在理想状况下,假设相异度距离 $d(\tau_{ij})$ 为节点 i 和 j 之间的真实距离。以图 3(a) 所示的正方形结构群组为例, AB, BC, CD, DA, AC 与 BD 的实际距离分别为 10, 10, 10, 10, 14.14 与 14.14, 将其作为相异度距离, 经第 35 次迭代后的节点坐标如图 3(b) 所示, 分别为: $(-4.02, 3.62), (-5.16, -6.30), (4.76, -7.44)$ 和 $(5.91, 2.48)$ 。网络残余势能 ∇E 从第一次迭代后的 73 609、第二次迭代后的 3 264, 逐渐减小到第 35 次后的 2.0×10^{22} , 如图 3(c) 所示, ∇E 的收敛趋势为 0。经过多次理想实验可知, 算法在每次迭代时微调每个节点的坐标, 使

得依据坐标计算出的距离逐渐逼近节点之间的真实距离, 由节点坐标构成的拓扑逐渐收敛于该群组的真实结构, ∇E 逐渐得到完全释放。在现实状况中, 由于相异度距离 $d(\tau_{ij})$ 与节点 i 和 j 之间的真实距离存在误差, 依赖所有节点彼此之间的相异度距离难以准确描述所有节点之间的统一位置关系。因此, 基于相异度构建的弹性网络的 ∇E 将不能通过迭代计算得到完全释放。例如, 在 4.2 节中图 5(a) 所示的 WiFi 环境中以对环状部署且临近间隔为 2 m 的 5 人群组和 8 人群组的相异度距离进行迭代计算, ∇E 的收敛趋势如图 4(a) 所示, 5 人组案例的 ∇E 收敛于 6 219.92 附近, 8 人组案例的 ∇E 收敛于 38 367.38 附近。虽然不同案例的 ∇E 的收敛数值不一样, 但是每次迭代的网络残余势能差 $|\nabla E - \nabla E_{pre}|$ 是逐渐减少的, 且收敛于 0, 如图 4(b) 所示。因此, 实际计算的迭代终止条件是给 $|\nabla E - \nabla E_{pre}|$ 设定一个阈值。本文实验分析中设置的差分阈值为 1×10^5 。由于算法是基于位置矢量的, 每次迭代同时从 X, Y 两个方向调整坐标, 因此算法能够快速收敛。

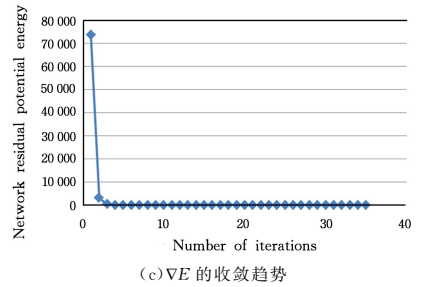
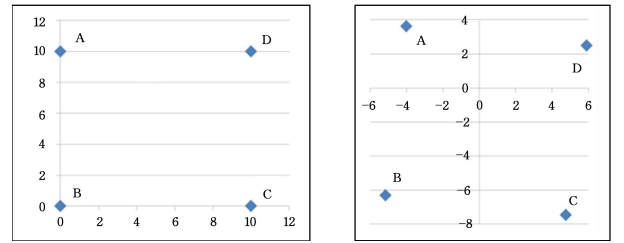


图 3 理想状况下的算法收敛性

Fig. 3 Convergence of algorithm under ideal conditions

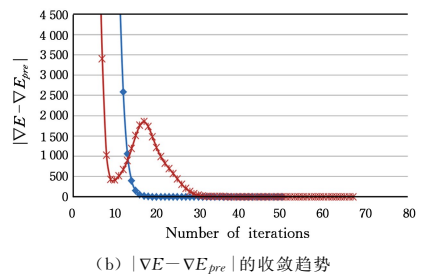
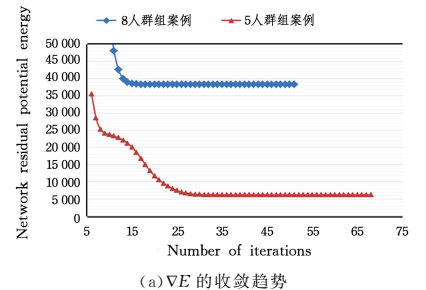


图 4 现实状况下的算法收敛性

Fig. 4 Convergence of algorithm in real situation

3.3 分析策略

在 WiFi 环境下,群组之间的距离较大,且间距可能随着群组的移动动态变化。因此,首先针对较短延迟窗口内的相异度信息,利用 GSGA-RSS 算法计算所有节点的坐标,再针对所有节点利用聚类算法得到若干个群组。由于群组内成员间距较小,且群组结构在移动过程中相对稳定,因此选择利用较长延迟窗口的相异度信息对群组结构进行分析。对一维队列结构进行解析时,利用节点之间的相异度大小关系进行排序即可;对平面结构的群组进行解析时,利用 GSGA-RSS 算法重新计算群组节点的新坐标,由新坐标形成该群组的结构。

群组成员的社会关系与群组结构密切相关。从节点位置关系来看,利用位均差可以评价节点在两种群组结构上的相似度。对于平面结构群组,本文提出了一种基于质心的节点序列位均差度量方法。设群组 G 有 n 个节点,第 i 个节点 n_i 的平面坐标为 (x_i, y_i) ,记坐标为 $(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i)$ 的点 n_0 为群组 G 的质心,以质心为原点, $\overrightarrow{n_0 n_1}$ 为 X 轴向、 X 轴逆时针旋转 90° 为 Y 轴方向,形成坐标系 $O'X'Y'$,以质心为原点, $\overrightarrow{n_0 n_1}$ 为 X 轴方向、 X 轴顺时针旋转 90° 为 Y 轴方向,形成坐标系 $O'X''Y''$,记节点 n_i 在坐标系 $O'X'Y'$ 的斜率为 g_i' ,在坐标系 $O'X''Y''$ 的斜率为 g_i'' , $r_i'(G) = \text{rank}(g_i')$ 和 $r_i''(G) = \text{rank}(g_i'')$ 分别为 g_i' 和 g_i'' 在两个坐标系中斜率按升序的排名。同理,由 GSGA-RSS 算法对 G 进行重构得到群组 H , $r_i'(H)$ 和 $r_i''(H)$ 为节点 i 在 H 中相应坐标系下的斜率排名。节点在两个群组 G 和 H 中的位均差 LMD 为:

$$LMD(G, H) = \frac{1}{n} \times \min \left\{ \sum_{i=1}^n |r_i'(G) - r_i'(H)|, \sum_{i=1}^n |r_i''(G) - r_i''(H)| \right\} \quad (3)$$

由式(3)可知,两个群组的位均差值越小,节点在群组中的位置关系就越接近。

4 实验分析

本文通过仿真实验来测试 GSGA-RSS 算法在群组识别和群组结构分析上的有效性。

4.1 无线传播模型及参数

本文采用的无线传播模型对传统经验模型^[25]进行了改进,为了验证 GSGA-RSS 算法对不同设备的鲁棒性,增加了智能手机接收增益 κ 。由于相异度是基于 AP 之间 WiFi RSS 的差异计算出来的,而且在群组结构分析时,较小的节点距离受 WiFi 信号间干扰的影响很小,因此在传播模型中忽略信号间的互相干扰。信号强度的计算模型如式(4)所示:

$$RSS(p, s) = P_T - PL(d_0) - 10\eta \lg(d_{p,s}/d_0) + X_s + \kappa_p \quad (4)$$

其中, $RSS(p, s)$ 表示接收节点 p 接收到来自 AP 为 s 的信号强度(单位为 dBm); P_T 表示 AP 的发送能量; $PL(d_0)$ 表示节点接收到的与其距离为 d_0 的参考点 AP 发送信号的强度; $d_{p,s}$ 表示节点 p 与 s 的距离; η 为路径长度与路径损耗之间的比例因子; X_s 表示均值为 0、方差为 σ^2 的高斯变量; κ_p 表示节

点 p 的接收增益。为了与现实中手机扫描到的 WiFi RSS 强度范围保持一致,在实验中 P_T 取 40 dBm, $PL(d_0)$ 取 55 dBm, d_0 取 1m, η 取 5, 每个节点的接收增益在 1~7 dBm 范围内取随机值。当 $RSS(p, s) < -100$ 时,视 s 对于 p 不可见。

4.2 群组识别

为了考查算法应用于各种 WiFi 环境的普适性,在 $50\text{m} \times 30\text{m}$ 的空间边缘内以间距 3m 或随机设置 WiFi AP, 构建了矩形、带状、田字(window)和随机等 4 种 WiFi AP 部署结构,如图 5 所示。针对 4 种部署结构采用第 2 节所述统计方法,4 种部署产生的关系曲线基本一致,从分组 1 到分组 30 保持了单调递增性,这种单调递增趋势与图 1 所示的实测结果相吻合。在图 5 中部署的 4 个群组分别由 1, 2, 3, 4 个节点组成,经 GSGA-RSS 算法重构后节点的分布如图 6 所示。由于重构后节点的样本集是非凸样本集,而且不能确定群组的个数,只能根据节点密度来划分,因此采用 DBSCAN 算法对图 4 的分布进行聚类。从图 4 的聚类结果来看,虽然对于不同的 WiFi AP 部署结构,组与组之间的相对位置、组距差别较大,但 DBSCAN 算法均能准确划分出群组及每个群组的群组成员。

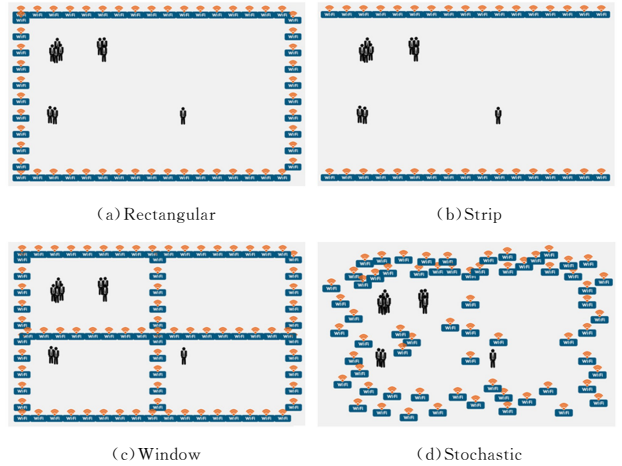


图 5 4 个 WiFi AP 环境部署

Fig. 5 Four WiFi AP environments deployment

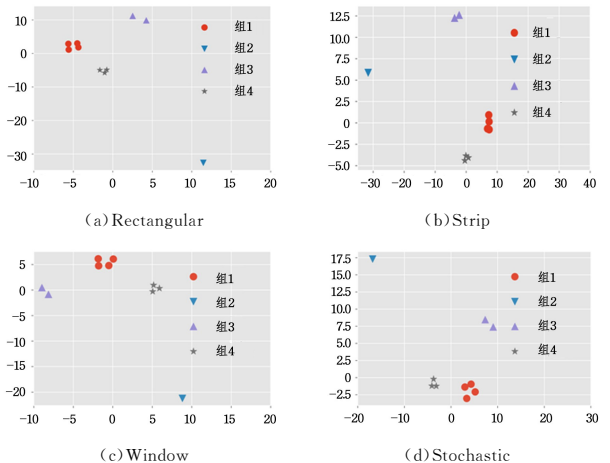


图 6 GSGA-RSS 算法重构后的节点坐标

Fig. 6 Node coordinates reconstructed by GSGA-RSS algorithm

为了分析 GSGA-RSS 算法对不同节点间距条件下的群组进行识别的准确率和精度,将图 5 所示的 4 个群组的最小

组间距分别设定为 3~6 m,将组内节点的最大间距设定为 1~3 m(节点以组内最大间距为直径呈环状分布),随机重复实验 10 次,得到群组识别的准确率和精度,如表 1 和表 2 所列。

表 1 不同间距下的群组识别准确率

Table 1 Group recognition rate on different nodes spacing (单位:%)

Minimum spacing between groups	Maximum spacing in group		
	1 m	2 m	3 m
3 m	85	65	—
4 m	100	80	70
5 m	100	100	85
6 m	100	100	100

表 2 不同间距下的群组识别精度

Table 2 Group recognition accuracy on different nodes spacing (单位:%)

Minimum spacing between groups	Maximum spacing in group		
	1 m	2 m	3 m
3 m	91	78	—
4 m	100	90	84
5 m	100	100	94
6 m	100	100	100

4.3 群组结构分析

为了考查基于相异度的算法在群组结构分析上的有效性,分别将节点在 WiFi AP 环境内呈队列和环状部署,如图 7(a)所示的间距为 1 m 的 5 人队列和图 7(b)所示的边长为 2 m 的正六边形部署。假设节点均以 0.3 m/s 的速度沿 X 轴移动 1 min,计算得到的群组结构分别如图 7(c)和图 7(d)所示,位均差 LMD 为 0。

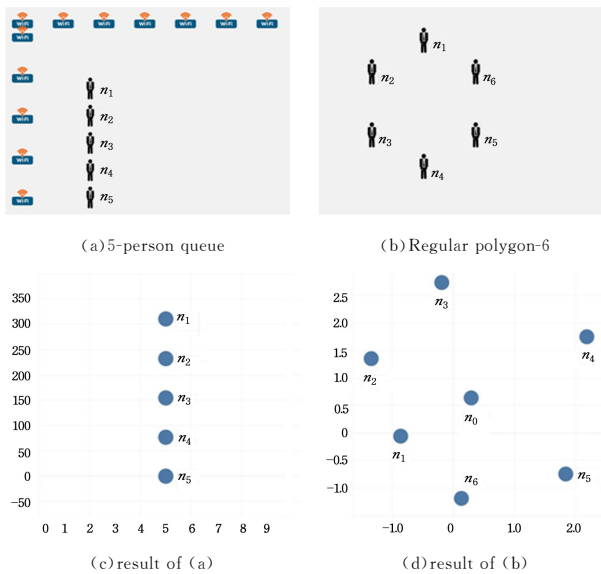


图 7 群组部署结构与重构结果

Fig. 7 Group deployment structure and reconstruction results

分别改变队列和正多边形的节点间距(边长)和节点数量,针对每种队型随机做 10 次重复实验,统计得到的位均差均值如表 3、表 4 所列。对于队列结构来说,当相邻节点间距在 1 m 及以上时,根据相异度可以复原成员之间的位置关系;在节点相邻 0.5 m 时,节点位置关系出现了局部偏差。对于

环状结构来说,当相邻节点间距在 2 m 及以上时,利用 GSGA-RSS 算法都能复原群组成员的相对位置关系;在距离为 1 m 时,多边形节点位置关系出现了局部偏差,随着多边形节点个数的增加,局部偏差的可能性呈变大的趋势。例如,图 8(a)中对五边形群组重构后的节点 n_1 和 n_2 互换了顺序,图 8(b)中对九边形群组重构后节点 n_7, n_8 和 n_9 的顺序发生了混乱,并且节点 n_9 在环状结构上发生了偏差。

表 3 队列结构位均差比较

Table 3 Comparison of LMD of queue structure

Side length	Number of nodes						
	4	5	6	7	8	9	10
0.5 m	0.20	0.28	0.47	0.59	0.36	0.40	0.44
1 m	0	0	0	0.10	0	0	0
2 m	0	0	0	0	0	0	0

表 4 环状结构位均差比较

Table 4 Comparison of LMD of ring structure

Side length	Number of nodes						
	4	5	6	7	8	9	10
1 m	0.5	0.6	0.7	1.2	0.8	1.1	1.3
2 m	0	0	0	0.1	0	0	0
3 m	0	0	0	0	0	0	0

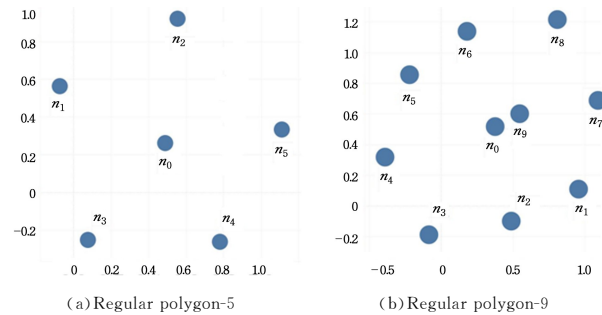


图 8 两种多边形重构结果对比

Fig. 8 Comparison of two kinds of polygon reconstruction results

结束语 本文利用 WiFi 相异度信息估计节点距离,针对距离提出 GSGA-RSS 算法计算生成节点坐标,从而进行群组识别与群组结构分析。从队列和环状结构群组的实验来看,本文提出的位均差评价方法取得了较好的效果。由于节点距离评估的不准确性,单纯利用 WiFi 相异度信息很难准确还原复杂结构的群组。因此,下一步的工作是将本文提出的基于相异度的算法与智能手机多模信息相结合,分析具有多层环状结构的群组。

参考文献

[1] YU Z W, WANG Z. Human Behavior Analysis: Sensing and Understanding[M]. Singapore: Springer, 2020: 139-218.

[2] BOUBICHE D E, IMRAN M, MAQSOOD A, et al. Mobile crowd sensing-Taxonomy, applications, challenges, and solutions [J]. Computers in Human Behavior, 2019, 101(12): 352-370.

[3] YU N, HAN Q. Grace: Recognition of proximity-based intentional groups using collaborative mobile devices[C] // Proceedings of the 2014 IEEE 11th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. IEEE Computer Society, 2014: 10-18.

- [4] WIRZ M, PSCHLÄPFER, KJAERGAARD M B. Towards an online detection of pedestrian flocks in urban canyons by smoothed spatio-temporal clustering of GPS trajectories[C]// Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks. Association for Computing Machinery, 2011: 17-24.
- [5] SEN R, LEE Y, JAYARAJAH K, et al. GruMon: Fast and accurate group monitoring for heterogeneous urban spaces[C]// Proceedings of the 12th ACM Conference. Embedded Network. Sensor System. Association for Computing Machinery, 2014: 46-60.
- [6] SANCHEZ-CORTES D, ARAN O, MAST M S, et al. Gatica-Perez. A nonverbal behavior approach to identify emergent leaders in small groups[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2012, 14(3): 816-832.
- [7] KJAERGAARD M B, WIRZ M, ROGGEN D, et al. Mobile sensing of pedestrian flocks in indoor environments using WiFi signals[C]// Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. Springer-Verlag, 2012: 95-102.
- [8] COSTA M. Interpersonal distances in group walking[J]. Journal of Nonverbal Behavior, 2010, 34(1): 15-26.
- [9] CHEN H, GUO B, YU Z W, et al. A generic framework for constraint-driven data selection in mobile crowd photographing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(1): 284-296.
- [10] LI Q, HAN Q, CHENG X, et al. Collaborative Recognition of Queuing Behavior on Mobile Phones[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(1): 60-73.
- [11] WU F, SOLMAZ G. Are you in the line? rssi-based queue detection in crowds[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Communications. IEEE Communications Society, 2017: 21-25.
- [12] DU H, YU Z W, YI F, et al. Recognition of group mobility level and group structure with mobile devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(4): 884-897.
- [13] DU H, YU Z W, YI F, et al. Group mobility classification and structure recognition using mobile devices[C]// Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. IEEE computer Society, 2016: 1-9.
- [14] KJAERGAARD M B, BLUNCK H, WÜSTENBERG M. Time-lag method for detecting following and leadership behavior of pedestrians from mobile sensing data[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. IEEE computer Society, 2013: 18-22.
- [15] KJAERGAARD M B, WIRZ M, ROGGEN D. Detecting pedestrian flocks by fusion of multi-modal sensors in mobile phones [C]// Proceedings of the Acm Conference on Ubiquitous Computing, September. Association for Computing Machinery, 2012: 240-249.
- [16] YU Z, XU H, YANG Z, et al. Personalized travel package with multi-point-of-interest recommendation based on crowdsourced userfootprints [J]. IEEE Transactions on Human - Machine Systems, 2016, 46(1): 151-158.
- [17] LI Q, HAN Q, CHENG X, et al. Collaborative Recognition of Queuing Behavior on Mobile Phones[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(1): 60-73.
- [18] XU E, YUZ W, DU H, et al. User profile system based on mobile sensing data [J]. Journal of Zhengzhou University(Natural Science Edition), 2019(4): 30-36.
- [19] RAY A, MALLICK S, MONDAL S, et al. A Framework for Mobile Crowd Sensing and Computing based Systems[C]// Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS). 2018: 1-6.
- [20] LIU W P, JIA Y F, JIANG G Y, et al. WiFi-sensing based person-to-person distance estimation using deep learning[C]// Proceedings of the 2018 IEEE 24th International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS). 2018: 236-243.
- [21] SHEN G B, CHEN Z, ZHANG P C. Walkie-Markie: indoor pathway mapping made easy[C] // Proceedings of the 10th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation. USENIX Association, 2013: 85-98.
- [22] DABEK F, COX R, KAASHOEK F, et al. Vivaldi: A decentralized network coordinate system[C] // Proceedings of the 2004 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. Association for Computing Machinery, 2004: 15-26.
- [23] HOWARD A, MATARIC M, SUKHATME G. Relaxation on a mesh; a formalism for generalized localization[C] // Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2001: 1055-1060.
- [24] PRIYANTHA N B, BALAKRISHNAN H, DEMAINE E, et al. Anchor-free distributed localization in sensor networks [R]. Technical Report, MIT CSail, 2003.
- [25] YEDAVALLI K, KRISHNAMACHARI B, RAVULA S, et al. Ecolocation: A technique for RF based localization in wireless sensor networks[C] // Proceedings of Information Processing in Sensor Networks. IEEE Signal Processing Society, 2005: 285-292.



JIA Yu-fu, born in 1974, Ph.D, lecturer, is a member of China Computer Federation. His main research interests include intelligent perception and mobile computing.



LI Ming-lei, born in 1982, Ph.D, lecturer. His main research interests include data analysis and data mining.