

应用于WiFi室内定位的自适应仿射传播聚类算法

胡久松^{①②} 刘宏立*^① 肖郭璇^③ 徐琨^①

^①(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410006)

^②(湖南工业大学交通工程学院 株洲 412000)

^③(国家电网浙江乐清市供电公司 乐清 325600)

摘要: 在室内覆盖的大量的WiFi信号可以用来室内定位。尽管很多WiFi室内定位技术被提出,但其定位精度仍然未达到实际应用的需求。针对这个问题,该文提出一种自适应仿射传播聚类(AAPC)算法用以提高WiFi指纹的聚类质量,从而提高定位精度。AAPC算法通过动态调整参数生成不同的聚类结果,然后采用聚类有效性指标筛选出其中最佳的。采集大量真实环境数据进行试验,试验结果表明采用AAPC算法产生的聚类结果具有更高的定位精度。

关键词: WiFi室内定位; 自适应仿射传播聚类; 聚类有效性指标

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)12-2889-07

DOI: [10.11999/JEIT180186](https://doi.org/10.11999/JEIT180186)

Adaptive Affine Propagation Clustering Algorithm for WiFi Indoor Positioning

HU Jiusong^{①②} LIU Hongli^① XIAO Guoxuan^③ XU Kun^①

^①(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410006, China)

^②(College of Traffic Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412000, China)

^③(State Grid Yueqing Electric Power Supply Company, Yueqing, 325600, China)

Abstract: There are a large number of indoor WiFi signals which can be used for indoor positioning. Although many WiFi indoor positioning technology is proposed, it's positioning accuracy still does not meet the actual application requirements. For this problem, an Adaptive Affinity Propagation Clustering (AAPC) algorithm is proposed to improve the clustering quality of WiFi fingerprint, thus improving the positioning accuracy. The AAPC algorithm generates different clustering results by dynamically adjusting parameters, then cluster validity indices are used to select the best ones. A large number of real environmental data are collected and tested. The experimental results show that the clustering results generated by AAPC algorithm have higher positioning accuracy.

Key words: WiFi indoor positioning; Adaptive Affine Propagation Clustering (AAPC) algorithm; Cluster validity indices

1 引言

基于WiFi、蓝牙、地磁场等的定位技术在室内被用以替代GPS进行定位^[1]。WSN^[2,3]等由于需要布置额外的基础设施和手机通常没有集成相应的

硬件,因此在室内应用中受限。而在室内存在大量WiFi热点且几乎每个智能手机都集成了WiFi模块,因而WiFi室内定位更为受欢迎。WiFi室内定位中,基于距离的^[4]通常需要部署特殊的硬件,并且需要手机硬件支持,以测量相关数据转化成距离。这限制了它们在实际中的应用。基于位置指纹的,则不需要任何特殊硬件,甚至不需要知道接入点AP(Access Point)的先验知识,只需要智能手机自带的WiFi模块完成周遭AP的信号强度即可进行定位。显然后者应用更为广泛^[5]。基于位置指纹的WiFi室内定位分为离线和在线两个阶段。离线阶段的主要任务是采集数据和进行数据预处理。采集

收稿日期: 2018-02-10; 改回日期: 2018-09-03; 网络出版: 2018-09-10

*通信作者: 刘宏立 hongliliu@hnu.edu.cn

基金项目: 中央国有资本经营预算项目(财企[2013]470号); 国家自然科学基金(61771191)

Foundation Items: The Central State-Owned Capital Management and Budget Project (2013-470), The National Natural Science Foundation of China (61771191)

数据是一项非常耗费人力、物力和时间的工作。为了减少采集数据的工作量,文献[6]采用压缩感知技术构建数据库;文献[7]提出一种基于混合半监督流形学习和3次样条插值的数据库构建方法。构建数据库后,需要对数据库中的数据做一些预处理。预处理中比较重要的一个环节是将数据进行聚类处理。聚类处理可以大大减少在线定位过程的时耗。常用聚类算法有K-means[8], APC(Affinity Propagation Clustering)[9]等。在线阶段负责根据实时收到的数据采用,例如采用KNN(K-Nearest Neighbor)[10]、贝叶斯[11]、压缩感知[12]等定位算法计算目标位置。

APC聚类算法是Wi-Fi室内定位中使用较多的聚类算法之一。文献[13,14]中均可以见到其踪影。但APC聚类算法获取的聚类结果并不一定是最优的。针对这个问题,本文提出了一种自适应仿射传播聚类(Adaptive Affinity Propagation Clustering, AAPC)算法用以提高WiFi指纹的聚类质量,从而提高定位精度。AAPC算法通过自适应调整参考度来生成不同聚类数目的聚类结果,然后采用聚类有效性指标筛选出最佳的结果。另外AAPC算法通过自适应调整阻尼因子和采用记忆元组在保证算法收敛的前提下提高了算法的时效性。在湖南大学电气院信息工程学院实地采集了大量数据进行试验。试验结果表明,采用AAPC算法产生的聚类结果具有更高的定位精度。

2 系统模型

2.1 系统框架

如图1所示, Wi-Fi室内定位分为离线过程和在线过程。离线过程,在规划好的等距点使用移动设备采集指纹。采集的指纹进行求均值、去除异常数据、弥补缺失数据等处理后,使用AAPC算法进行分类处理。处理的指纹类别和相应的指纹成员组建

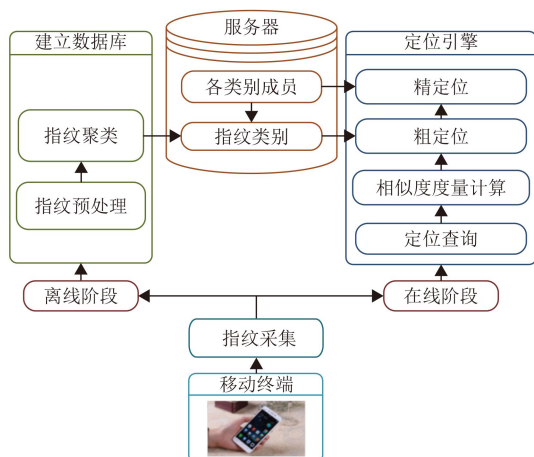


图1 系统框图

指纹数据库。在线过程,定位引擎处理来自移动终端的定位查询。系统会计算定位查询所带的数据与参考数据库中的指纹类别代表之间的相似度量。在粗定位过程根据最佳匹配选择类别。最后采用基于确定性的位置估计算法在匹配类中进行精定位。

2.2 定位相关数学表达

令 $\text{rss}_{i,j}^d$ 表示在第 j 个参考点,将移动终端面向方向 d (东南西北4个方向),连续采集来自第 i 个AP若干个(本文中试验为40个)信号强度的平均值。令 N 表示参考点的总数目, L 表示兴趣区域内可检测到的AP的总数目。则第 j 个参考点,将移动终端面向方向 d 的来自多个AP的数据可表示为: $\text{rss}_j^d = [\text{rss}_{1,j}^d, \text{rss}_{2,j}^d, \dots, \text{rss}_{i,j}^d, \dots, \text{rss}_{L,j}^d]$ 。同样测试节点上收到的来自多个AP的数据可表示为: $\text{rss}_r = [\text{rss}_{1,r}, \text{rss}_{2,r}, \dots, \text{rss}_{i,r}, \dots, \text{rss}_{L,r}]$ 。假设聚类数目为 C , ch_c 表示类代表。粗定位过程,计算相似度可以表示为: $\text{sim}_{r,c} = |\text{rss}_r - \text{ch}_c|^1$ 。精定位过程再计算 rss_r 与匹配类的子成员之间的相似度。最后采用WKNN计算最终位置:

$$\text{LOC}'(x_r, y_r) = \frac{\sum_{l=1}^K \omega_l \text{LOC}(x_l, y_l)}{\sum_{l=1}^K \omega_l} \quad (1)$$

其中, $\text{LOC}'(x_r, y_r)$ 表示估计的目标位置。 $\text{LOC}(x_l, y_l)$ 表示 K 个候选中第 l 个参考点的位置。 ω_l 表示相应的位置计算权值。

3 APC聚类算法问题描述

APC算法是由Frey等人[15]提出的通过数据点之间相互传播消息来确定聚类的聚类方法。其源码仍然被Toronto大学公开在网络中[16]。APC算法有两个重要的参数:偏向参数 p 和阻尼因子 λ 。关于这两个重要的参数,本文根据相关的文献论述(文献[15]中均有相关论述,算法震荡收敛相关的详细论述可以见文献[17],两个重要参数的详细论述可见文献[18]),引用3条结论:

结论 1 偏向参数 p 决定最终聚类结果的类数目。 p 值越大产生的聚类数越多,反之则越少。

结论 2 阻尼因子 λ 值越大,APC算法越不容易发生震荡,但迭代速度会变慢。反之则算法越容易发生震荡而难以收敛,但迭代速度会加快。

结论 3 算法发生震荡时,改变 p 值,可以逃离震荡,进入新的迭代过程。

上述3条结论便于本文论述APC算法存在的问题以及提出本文的解决方案:AAPC算法。本文测

量了大量的来自现有AP和参考点的数据，这给应用APC算法带来了不少挑战，其中来自于3方面的问题被凸显出来：聚类质量、收敛性和时效性。

3.1 聚类质量

尽管Frey等人^[15]早已证明其聚类结果要优于K-means等传统聚类算法，但由于缺乏评估标准，很难判断其产生的聚类结果就是最优的结果。事实上，本文尝试过将指纹数据聚类成其他结果，而获得了更高的定位精度。因此，应该引入评估标准以提高聚类质量。这里的聚类质量的提高，应有利于提高定位精度。

3.2 收敛性

大多数文献都会选择将 λ 设置成一个较大的值以尽可能地避免算法的不收敛。但本质上，APC算法仍然存在不收敛的可能性。引入聚类有效性指标作为评估标准需要APC算法产生不同的聚类结果。这个过程增加了APC算法不收敛的可能性。事实上，在使用公开源码对本文数据进行聚类过程中就产生了不收敛的现象。因此应考虑如何防止算法的不收敛。

3.3 时效性

APC算法产生不同的聚类结果的过程需要耗费不少的时间，特别是数据量较大时。将 λ 设置成一个较大的值，可以尽可能地避免算法的不收敛，但是会使得总耗时成倍增长。因此如何尽可能地减少算法的耗时是需要考虑的。

4 AAPC算法

针对上述APC算法的聚类质量、收敛性和时效性3方面的问题，本节提出了AAPC算法。

4.1 算法流程

AAPC算法不断动态改变 p ，以生成指定聚类数为 $[2, \sqrt{N}]$ 的聚类结果^[19]，然后从中选择聚类有效性指数最佳的结果。图2给出了AAPC算法生成指定目标聚类数的算法流程。相对于原APC算法，增加了大小周期监视窗、动态调整偏向参数 p 、动态调整阻尼因子 λ 和记忆元组策略。

4.2 大小周期监视窗

大周期设置为40，小周期设置为10，即当迭代数分别达到40和10的倍数时，就进入监视窗进行相应的处理。大周期监视窗的目的用于检测算法是否稳定收敛到指定目标聚类数。通常若算法生成的聚类数连续不变达到大周期数则认为算法结果已经稳定，聚类数不会再发生变化。此时只需要检测当前生成的聚类数是否为目标聚类数。小周期监视窗的目的在于加速算法。在部分区域， p 的小变化不足以使得算法的聚类数发生变化，这时可以通过小周期监视窗加快 p 的变化来加速算法的运行。

4.3 动态调整 p

聚类有效性指标是用于评估聚类质量的有效手段。引入聚类有效性指标作为评估标准提高聚类质量。文献^[20]对不同的聚类有效性指标进行了研究，其中证明了Silhouette指标对聚类算法具有良

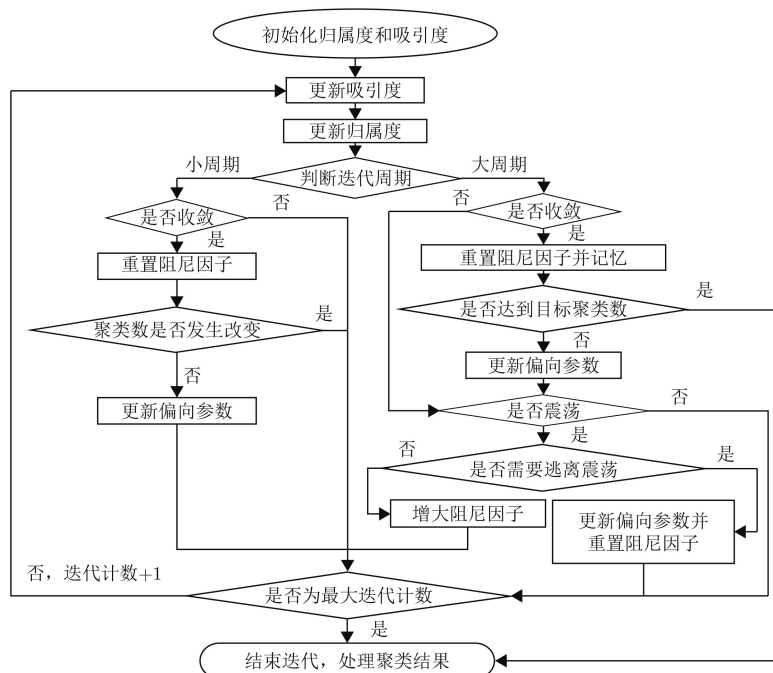


图2 生成指定目标聚类数的自适应APC算法流程

好的评价能力。因此,本文使用Silhouette指标作为评估标准来提高聚类结果的质量。根据3节结论1, AAPC算法采用二分法不断动态更新 p ,以生成指定聚类数为 $[2, \sqrt{N}]$:

$$\left. \begin{aligned} p_e &= p_n, C_n > C_t \\ p_s &= p_n, C_n < C_t \\ p_{n+1} &= 0.5 \cdot (p_e + p_s) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中, p_s 和 p_e 分别表示二分法的首末两端的值。它们的初始值设置为公开源码^[16]中函数“preferenceRange”获取的 p_{\min} 和 p_{\max} 。 n 为迭代次数。 C_t 表示目标聚类数。聚类数从2开始指定生成。当 $C_i = C_t$ 时,则达到生成指定目标聚类数结果。聚类数加1,继续迭代,直到生成所有的聚类结果。 p 值的每次二分法更新在图2中大小周期监督窗中检测聚类数之后。在图2中,检测到需要逃离震荡时, p 值的另一处更新: $p_e = p_e + \varepsilon$ 。其中, ε 为一个较小的值(本文设置为 $\varepsilon = 0.01$)。此处 p 值更新是根据第3节结论3,当阻尼因子增加到最大值,仍然不能消除震荡时,则需要将 p_e 变动一个较小的值来逃离震荡。

4.4 动态调整 λ

λ 是保证算法收敛的关键。根据文献^[15], λ 的建议赋值为 $[0.5, 0.9]$ 。根据3节结论2可知,将 λ 设置为0.9能尽量保证算法的收敛,但考虑到算法的时效性,动态改变 λ 更佳:在检测到发生震荡时,加大 λ ;无震荡时, λ 设置为最小值,加快算法速度。算法不发生震荡的收敛过程,聚类数在开始一段时间发生剧烈变化,但最终会变化越来越小,最终稳定不变。若算法发生震荡,则聚类数将一直在一定范围内上下波动,难以稳定。因此,可以根据聚类数的变化来估计震荡的发生。定义聚类数的增长方向 dir : $\text{dir} = (C_n - C_t) \cdot (C_n - C_{n-1})$ 。则对于算法不发生震荡的收敛过程, dir 值会小于0,且其绝对值将越来越趋近于0。而若算法发生震荡,则必然会出现 dir 值大于0。因此在每次检测到 dir 值大于0时,则认为有发生震荡的可能性,将逐渐增大 λ 以消除震荡: $\lambda = \lambda + \delta, \lambda \leq 0.9$ 。在每次收敛后,可以通过重置 λ 为最小值来加速算法。

4.5 记忆元组

在生成指定聚类数的过程中,算法实际上产生了一些聚类数在 $[2, \sqrt{N}]$ 范围内的中间结果。将这些结果存储起来,可以大大减少算法的运行时间。因此本文设计了记忆元组用于记忆已产生过的一些聚类结果。记忆元组定义为: $\text{CP}\{C, p\} = \{\{1, p_1\}, \{2, p_2\}, \dots, \{\sqrt{N}, p_{\sqrt{N}}\}, \{N, p_{\sqrt{N}+1}\}\}$ 。其中, $p_1 = p_{\min}$, $p_{\sqrt{N}+1} = p_{\max}$ 作为二分法始末两端的初始值,其他

p 值初始化为空。算法每次稳定收敛后,都会检查聚类结果是不是CP中所需且未记录过的。若是,则将当前的 p 记录。被记录过的聚类数,不再作为目标聚类数。第2次之后的指定生成目标聚类数的过程,将选择记忆元组中离该目标聚类数最近的两个被记忆的 p 值作为二分法始末两端的初始值。如此,可以很大程度地减少算法的运行时间。

5 试验分析

本文在真实环境采集了大量数据,然后对K-means算法^[8]、C-means算法^[21]、APC算法^[13,14]和AAPC算法分别从聚类质量、定位误差、收敛性和时耗等方面进行了对比试验和分析。结果表明了AAPC算法的有效性。

5.1 试验环境

试验环境为湖南大学电气与信息工程学院13舍实验楼第7层。

如图3所示,总共指纹采集了22间房间和一条走廊,覆盖面积总共为 $50 \times 18 \text{ m}^2$ 。图中标示了房间的大小信息,其中红色实心点标示了参考点的位置信息。参考点之间的间隔大部分为0.9 m,部分因为房间布局、障碍物等原因,分布和间距都进行了调整。总共设置了538个参考点,其中每个房间布置了16~23个参考点,走廊布置了112个参考点。指纹采集使用的是安卓手机华为荣耀4c。所有AP热点都来自于已有安装。试验过程中,整个楼层内共检测到 $L = 339$ 个AP信号,每个参考点分别被9~40个不同的AP信号所覆盖。每个参考点分别对东南西北4个方向搜集了40组数据,取平均值以及对应坐标存入数据库中,最后共形成了2152条参考点指纹数据。某一AP无法检测到时,采用默认值-100 dBm。其中时耗试验在同一台台式电脑上运行(Intel core i5-3470 CPU 3.2 GHz 4 GB)。

5.2 聚类质量直观分析

图4显示了使用APC算法和AAPC算法对本文数据进行聚类的结果,以及使用K-means和C-

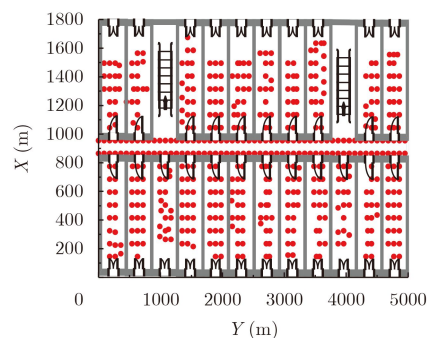


图3 试验环境的平面图以及参考点分布

means算法生成两者同样聚类数的结果。从聚类结果的直观效果，K-means和C-means算法的聚类结果显得非常凌乱，这是由于K-means和C-means的初始化中心随机性造成的。APC的聚类结果直观上相对较好，但显然AAPC算法的聚类结果看起来是最令人满意的。因为，AAPC算法的聚类结果有着很明显的地理分布特性，很容易即可分辨出异常点。

5.3 定位误差分析

本文将上述6个聚类结果均采用传统WKNN ($K=4$)算法进行定位。定位结果采用Box Chart表示。每个Box Chart包含6个值：上边缘(1.5倍)、上四分位(75%)、均值、中位值、下四分位(25%)、下边缘(1.5倍)。通过Box Chart定位误差分布图可以很清晰的看出算法的定位误差在平均值和边缘分布的情况。

图5显示了定位结果。其中K-means的结果是经过多次试验筛选出的最佳结果。从图5可以看出，K-means($K=65$), K-means($K=20$), C-means($K=65$), C-means($K=20$), APC和AAPC 4个算法的平均定位误差分别为1.39 m, 1.44 m, 1.55 m, 1.47 m, 1.37 m和1.23 m。整体定位误差都较好，这归因于本文采集了大量密集的多方向参考点数据和试验中存在大量的AP热点。其中AAPC算法的平均定位误差是最小的，比APC算法提升了10%。

除了平均误差外，从图5可以看出AAPC在误差的边缘分布情况也是最佳的。

5.4 算法收敛性、聚类有效性指标和时耗分析

为了更好的证明AAPC算法在收敛性、聚类有效性指标和时耗方面的表现，本文另外选用了11个公开UCI数据集^[22]进行了试验。

表1给出了数据集的相关信息。本文对比以下3种算法在收敛性、聚类有效性指标和时耗的情况：A：将公开源码中APC算法的变形算法APCK生成相应的聚类数，然后采用聚类有效性指标选出最佳的结果；B：采用文献[18]中的自适应APC算法；C：采用本文的AAPC算法。相对于本文的AAPC算法，不同之处：A没有大小周期监督窗、逃离震荡和记忆元组，采用的固定 λ 为最大值；B没有记忆元组和重置 λ 的过程，采用的渐变 p 以及检测震荡的手段与本文AAPC算法不同(具体见原文)。

表2显示了3种算法在收敛性、聚类结果和时耗的对比结果。从表2是否收敛一栏，可以看出，A将 λ 设置成最大值，在除ionosphere数据集未收敛外，其他数据集都收敛了。可见，将 λ 设置成最大值确实可以尽可能地保证算法的收敛，但并不能完全避免，因此逃离震荡措施是必需的。B在大多数数据集中都未收敛，这是由于其震荡检测措施未起到作用。本文AAPC算法在所有数据集中都收敛了。从表2聚类结果可以看出，3个算法均可以得到聚类

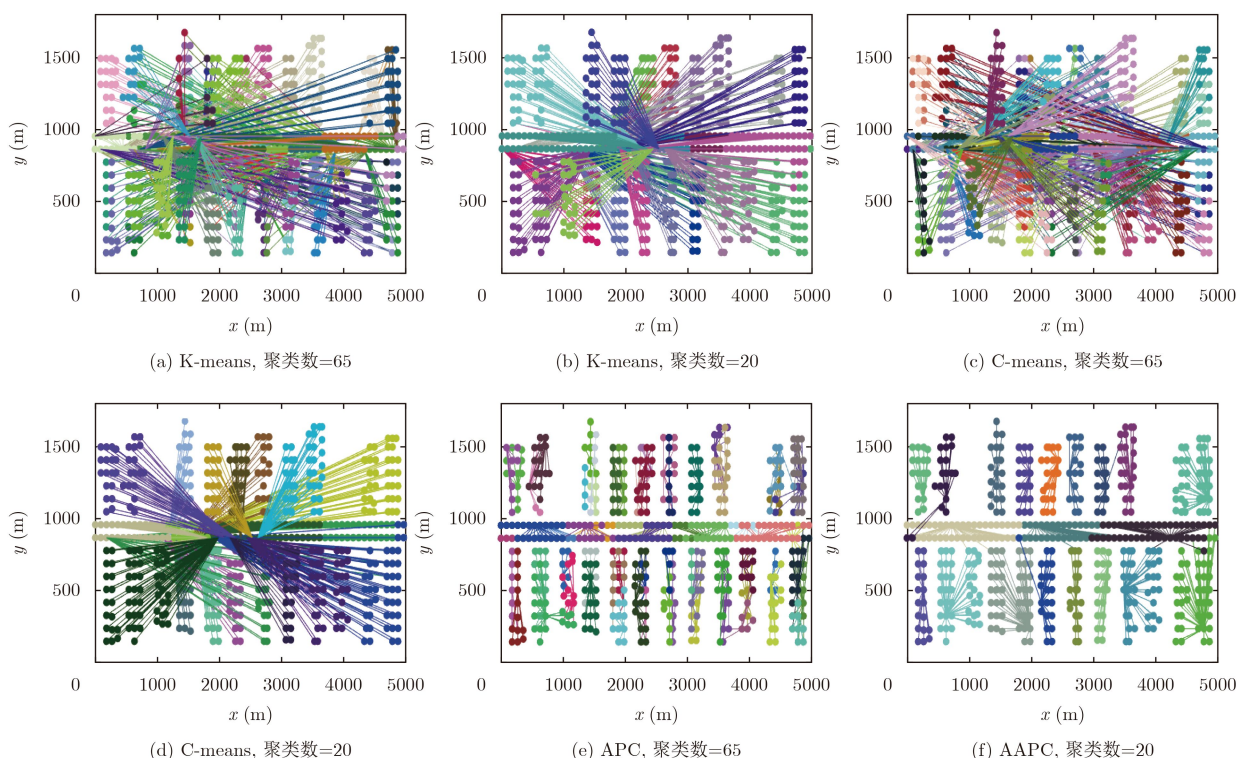


图4 不同聚类算法的聚类结果

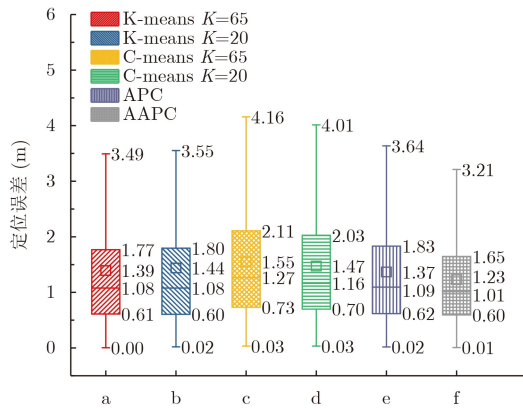


图5 不同聚类算法的定位结果

数接近或者等于真实聚类数。这证明了采用Silhouette指标作为评估标准是有效的。从表2时间一栏则可以看出，本文的AAPC算法在时间消耗上相对于A和B有着绝对的优势。

综上，显然本文提出AAPC算法在收敛性、聚类有效性指标和时耗上都要优于A和B两种算法。

6 结论

为了提高数据库的聚类质量，从而提高定位精

表1 UCI数据集

数据集	类型	样本数	属性个数	类数
iris	real	150	4	3
air	real	359	64	3
sonar	real	208	60	2
glass	real	214	9	6
wine	real	178	12	3
heart	real	270	13	2
zoo	artificial	101	16	7
ionosphere	real	351	34	2
vote	artificial	435	16	2
vowel	real	528	10	11
diabetes	real	768	8	2

度，本文提出了一种自适应仿射传播聚类算法。所提算法通过生成不同的聚类结果，然后采用Silhouette指标筛选出最佳的结果。采集了大量的真实数据和使用公开数据集进行试验，从聚类质量、定位误差、收敛性、时耗等方面，都证明了本文算法要优于其他聚类算法。

表2 3种算法的对比结果

数据集	是否收敛			聚类数			真实	时间(s)		
	A	B	C	A	B	C		A	B	C
iris	√	√	√	2	2	2	3	44.6	15.0	1.0
air	√	×	√	2	×	2	3	275.6	×	8.4
sonar	√	×	√	3	×	3	2	96	×	2.5
glass	√	×	√	4	×	5	6	133	×	6.7
wine	√	√	√	2	2	2	3	53.9	32	1.7
heart	√	×	√	2	×	3	2	146.6	×	5.3
zoo	√	×	√	6	×	4	7	48.1	×	0.9
ionosphere	×	×	√	×	×	4	2	×	×	0.8
vote	√	×	√	2	×	2	2	767.6	×	34.7
vowel	√	×	√	22	75	18	11	774.4	576.6	36.9
diabetes	√	×	√	2	×	2	2	1670	×	105.5

参考文献

- [1] DAVIDSON P and PICHE R. A survey of selected indoor positioning methods for smartphones[J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2017, 19(2): 1347–1370. doi: 10.1109/comst.2016.2637663.
- [2] ZHANG Weile, YIN Qinye, CHEN Hongyang, et al. Distributed angle estimation for localization in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(2): 527–537. doi: 10.1109/TWC.2012.121412.111346.
- [3] LIU Bin, CHEN Hongyang, ZHONG Ziguo, et al. Asymmetrical round trip based synchronization-free localization in large-scale underwater sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(11): 3532–3542. doi: 10.1109/TWC.2010.090210.100146.
- [4] CHEN Hongyang, LIU Bin, HUANG Pei, et al. Mobility-assisted node localization based on TOA measurements without time synchronization in wireless sensor networks[J]. *Mobile Networks & Applications*, 2012, 17(1): 90–99. doi: 10.1007/s11036-010-0281-3.

- [5] HOSSAIN A K M M and SOH W. A survey of calibration-free indoor positioning systems[J]. *Computer Communications*, 2015, 66: 1–13. doi: [10.1016/j.comcom.2015.03.001](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2015.03.001).
- [6] FENG Chen, AU W S A, VALAEE S, *et al.* Received-signal-strength-based indoor positioning using compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(12): 1983–1993. doi: [10.1109/tmc.2011.216](https://doi.org/10.1109/tmc.2011.216).
- [7] 周牧, 唐云霞, 田增山, 等. 基于流形插值数据库构建的WLAN室内定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(8): 1826–1834. doi: [10.11999/JEIT161269](https://doi.org/10.11999/JEIT161269).
ZHOU Mu, TANG Yunxia, TIAN Zengshan, *et al.* WLAN indoor localization algorithm based on manifold interpolation database construction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(8): 1826–1834. doi: [10.11999/JEIT161269](https://doi.org/10.11999/JEIT161269).
- [8] BAI Sidong and WU Tong. Analysis of K-means algorithm on fingerprint based indoor localization system[C]. *IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications*. Chengdu, China, 2013: 44–48. doi: [10.1109/MAPE.2013.6689952](https://doi.org/10.1109/MAPE.2013.6689952).
- [9] ZHANG Liwen, WANG Yunjia, and WANG Xingfeng. Affinity propagation clustering for fingerprinting database in indoor localization[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2014(12): 36–39. doi: [10.13474/j.cnki.112246.2014.0392](https://doi.org/10.13474/j.cnki.112246.2014.0392).
- [10] BAHL P and PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]. *Proceedings-IEEE INFOCOM*, TelAviv, Israel, 2000, 2: 775–784. doi: [10.1109/infcom.2000.832252](https://doi.org/10.1109/infcom.2000.832252).
- [11] YOUSSEF M and AGRAWALA A. The horus WLAN location determination system[C]. *Proceedings of the Third International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys 2005)*. Seattle, USA, 2005: 205–218. doi: [10.1007/s11276-006-0725-7](https://doi.org/10.1007/s11276-006-0725-7).
- [12] 李丽娜, 马俊, 龙跃, 等. 基于LANDMARC与压缩感知的双段式室内定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(7): 1631–1637. doi: [10.11999/JEIT151050](https://doi.org/10.11999/JEIT151050).
LI Lina, MA Jun, LONG Yue, *et al.* Double stage indoor localization algorithm based on LANDMARC and compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1631–1637. doi: [10.11999/JEIT151050](https://doi.org/10.11999/JEIT151050).
- [13] CASO G, NARDIS L D, and BENEDETTO M G D. A mixed approach to similarity metric selection in affinity propagation-based WiFi fingerprinting indoor positioning[J]. *Sensors*, 2015, 15(11): 27692–27720. doi: [10.3390/s151127692](https://doi.org/10.3390/s151127692).
- [14] AU A W S, FENG Chen, VALAEE S, *et al.* Indoor tracking and navigation using received signal strength and compressive sensing on a mobile device[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(10): 2050–2062. doi: [10.1109/TMC.2012.175](https://doi.org/10.1109/TMC.2012.175).
- [15] FREY B J and DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. *Science*, 2007, 315(5814): 972–976. doi: [10.1126/science.1136800](https://doi.org/10.1126/science.1136800).
- [16] FREY L P and STATISTICAL I G. Affinity propagation (University of Toronto) [OL]. available: <https://www.psi.toronto.edu/affinitypropagation/software/>, 2018.
- [17] YU Jian and JIA Caiyan. Convergence analysis of affinity propagation[C]. *International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management*. Berlin, Germany, 2009: 54–65. doi: [10.1007/978-3-642-10488-6_9](https://doi.org/10.1007/978-3-642-10488-6_9).
- [18] 王开军, 张军英, 李丹, 等. 自适应仿射传播聚类[J]. *自动化学报*, 2008, 33(12): 1242–1246. doi: [10.16383/j.aas.2007.12.017](https://doi.org/10.16383/j.aas.2007.12.017).
WANG Kaijun, ZHANG Junying, LI Dan, *et al.* Adaptive affinity propagation clustering[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 33(12): 1242–1246. doi: [10.16383/j.aas.2007.12.017](https://doi.org/10.16383/j.aas.2007.12.017).
- [19] YU Jian and CHENG Qiansheng. The upper bound of the optimal number of clusters in fuzzy clustering[J]. *Science in China Series: Information Sciences*, 2001, 44(2): 119–125. doi: [10.1007/bf02713970](https://doi.org/10.1007/bf02713970).
- [20] ARBELAITZ O, GURRUTXAGA I, MUGUERZA J, *et al.* An extensive comparative study of cluster validity indices[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 243–256. doi: [10.1016/j.patcog.2012.07.021](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.07.021).
- [21] SUROSO D J, CHERNTANOMWONG P, SOORAKSA P, *et al.* Location fingerprint technique using fuzzy C-means clustering algorithm for indoor localization[C]. *TENCON 2011–2011 IEEE Region 10 Conference*. IEEE, Bali, Indonesia, 2012: 88–92. doi: [10.1109/TENCON.2011.6129069](https://doi.org/10.1109/TENCON.2011.6129069).
- [22] BLAKE C L and MERZ C J. UCI repository of machine learning databases (University of California) [OL], available: <http://archive.ics.uci.edu/ml/>, 2018.
- 胡久松: 男, 1987年生, 博士生, 研究方向为室内定位、机器学习。
刘宏立: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线传感网络、现代通信理论和移动通信系统。
肖郭璇: 女, 1989年生, 工程师, 研究方向为智能电网。
徐 琨: 男, 1979年生, 博士生, 研究方向为无线传感网络、移动通信。