

文章编号:1007-5321(2018)05-0001-12

DOI:10.13190/j.jbupt.2018-185

面向 5G 的定位技术研究综述

张 平, 陈 昊

(北京邮电大学 网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876)

摘要: 连续广域覆盖、热点高容量、低功耗大连接和低时延高可靠是第 5 代移动通信系统(5G)四大主要技术场景。移动台的位置信息不仅是新业务的需求,更能有效应对 5G 新业务在流量密度、连接数量、超低时延、高可靠性、高移动性上面临的挑战。针对面向 5G 的定位技术研究展开综述,并对定位技术涉及的主要方向进行了分析;从 5G 主要技术场景的需求分析入手,介绍了现有定位技术面向 5G 需求的研究进展;通过对定位技术的分类,归纳总结了有助于定位的 5G 技术;分析了 5G 移动台定位面临的挑战,给出了未来的研究方向。

关 键 词: 定位技术;第 5 代移动通信系统;协作定位;非协作定位

中图分类号: TN929.53

文献标志码: A

A Survey of Positioning Technology for 5G

ZHANG Ping, CHEN Hao

(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Seamless wide-area coverage, high-capacity hot-spot, low-power massive-connections and low-latency high-reliability are the four major technical scenarios of the fifth generation of mobile communications system(5G). The location information of the mobile terminal is not only the demand of new services, but also effectively meets the key challenges faced by 5G new services in terms of traffic density, number of connections, ultra-low latency, high reliability, and high mobility. A survey of positioning technology oriented to 5G is given by analyzing the main directions involved in positioning. Firstly, starting from the demand of 5G technical scenarios, the research progress of existing positioning technology for 5G demand is introduced. After the classification of positioning method, the 5G technologies that are good for localization is summarized. Finally, the challenges of 5G mobile station positioning are analyzed, and the future research directions are given.

Key words: positioning technology; the fifth generation of mobile communications system; cooperative localization; non-cooperative localization

IMT2020 第 5 代移动通信系统(5G, the fifth generation of mobile communications system)推进组在 5G 概念白皮书^[1]中将连续广域覆盖、热点高容量、低功耗大连接和低时延高可靠定义为 5G 的 4 个主要技术场景。一方面,这些场景为 5G 中的定位提出了新的需求;另一方面随之而生的 5G 关键技术也

为高精度定位提供了新的方法。

连续广域覆盖场景的研究旨在为用户提供无缝的高速业务体验。为了在小区边缘、高速移动等恶劣环境为用户提供高速稳定的业务体验,大规模天线阵列和新型多址技术被作为提升系统频谱效率的主要技术。同时,为了充分利用多种无线接入能力、

协同网络资源实现用户服务质量 (QoS, quality of service) 保障, 必须准确定位用户的当前位置, 并对目标的运动趋势进行合理推测, 以便预先调配无线资源。

在热点高容量场景中, 以虚拟现实、增强现实、超高清视频、云游戏等为代表的应用为 5G 在峰值速率、流量密度等指标上都提出了全新的需求。超密集组网结合全频谱接入技术可以充分利用各类无线通信的频谱资源, 在提升频谱复用效率的同时实现更高速率的数据传输。其中, 为了确保主用户的体验, 在非授权频段的利用、多频段系统的共存机制上都离不开对主次用户的定位。

在诸如智慧城市、环境监测等面向传感器数据采集的低功耗大连接场景中, 终端数量众多, 分布广, 降低终端功耗及系统信令开销是该场景下面临的主要挑战。终端直通技术 (D2D, device to device) 通过实现消息在终端至基站间的多跳传输, 可有效降低终端功耗和系统开销。终端间位置信息的分享将有利于信息的高能效传输。

在低时延高可靠场景中, 诸如智慧交通、智能制造等行业应用提出了毫秒级端到端通信时延及接近 100% 可靠性的需求。先进的编码技术、更短的帧结构有利于降低空口传输时延, 而网络转发时延则需要依靠优化信令流程及重传机制实现, 终端位置信息及运动轨迹的预测有助于减少信令交互和数据中转, 对于降低时延和减少重传概率具有重要意义。

然而, 利用位置信息全面提升 5G 主要技术场景的用户体验, 需要实现更高的定位精度。在 3GPP R15 中已经支持“无线接入技术无关” (RAT-independent) 的定位, 而在 3GPP R16 中还将研究“RAT-dependent”以及混合定位技术, 以提高定位精度。欧洲的 5GPPP 在其关于自动驾驶的研究报告中^[2]提出自动驾驶和辅助驾驶中的定位精度期望达到 10 cm, 而 NGMN 联盟在其关于 5G 增强型服务的白皮书中指出, 在 80% 的概率条件下定位精度应达到 10 m, 而在室内组网设计时应达到 1 m 的定位精度^[3]。另一方面, 5G 关键技术的发展为定位技术的进步提供了新的可能, 下面将结合 5G 关键技术分析定位技术的演进方向。

1 5G 定位技术演进

1.1 定位方法分类

位置信息对于无线通信网络的管理和优化具有

重要意义, 从第一代移动通信系统起就引起了广泛的关注。根据不同的角度, 定位方法可以有多种归纳方式。

依据位置求解的单元不同, 可分为基于网络和设备的定位。在基于网络的定位中, 所有位置测量的相关信息都汇集到中央服务器, 由中央服务器计算目标位置^[46]。而基于设备的定位主要由目标自身进行相关测量及位置计算。相对于基于网络的方法, 该方法更加灵活, 但受限于设备的测量条件, 精度通常稍差^[7]。

依据测量的物理量不同, 可分为基于测距和非测距的定位方法。基于测距的方法通常需要利用空间中的直射径, 通过测量诸如到达时间 (TOA, time of arrival)、到达时间差 (TDOA, time difference of arrival)、到达角 (AOA, angle of arrival)、到达频率差 (FDOA, frequency difference of arrival) 以及直接根据路损公式求解目标聚基站/锚点的距离。而非测距的方式通常利用信号、图像、传感器等构造的位置指纹实现指纹定位。相较于测距的方法, 非测距方法不需要检测判断空间中的非直射径, 在复杂多径环境中也能获得理想的定位性能。该方法的缺点是构建位置指纹库的过程需要耗费大量的时间成本, 且特征的选取以及指纹库匹配方式都对定位精度和延时有着极大影响。

随着大规模天线阵列、新型多址技术、密集网络融合等 5G 关键技术的涌现, 5G 的定位方法还可以从协作和非协作的角度进行划分, 从是否融合其他设备、其他通信网络的角度对定位方法进行总结。笔者即从该角度入手, 对 5G 定位技术进行分析。

1.2 非协作定位

非协作定位主要指利用设备与基站间的通信进行定位, 无其他设备参与定位过程, 非协作定位的目标可以是单模终端或不支持 5G 的旧终端等, 也可以是不愿提供位置信息的非合作用户。在此类定位中依据使用参数的不同可以划分为基于时间的 TOA/TDOA、AOA、FDOA、接收信号强度 (RSS, received signal strength)、指纹等。

1) 利用信号到达时间的方式 (TOA/TDOA)

如图 1 所示, 基于 TOA 的位置估计中, 基站通过计算信号的到达时间 t 估计目标所在位置, 并以 tc 为半径 (c 为光速)、基站为圆心构建一个圆形, 利用最少 3 个基站的信息, 可以得到一个交叠区域, 进而利用最小二乘等滤波的方法可以对最终位置进行

估计^[8-9]. 到达时间的测量需要在收发信号中加入时间戳信息,并且要求发射机和接收机间具有严格的时间同步. 在难以保证收发信机同步时,可以通过设计回环时间(RTT, round trip time)协议实现同步^[10].

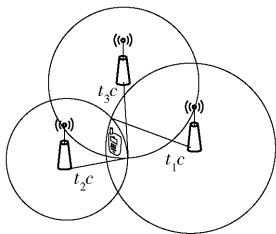


图1 基于TOA的定位示意图

当发射机与基站间难以做到严格的时间同步时,还可以通过计算信号到达2个基站的时间差 Δt 进行位置估计,该方法被称为基于TDOA的位置估计. 该方法至少需要利用3个监测站,通过测量信号到达任意2个基站的时间,构造以基站为焦点、以距离差为长轴的双曲线,双曲线的交点即为发射机所在的位置. TDOA的方法虽然不需要发射机与基站间的同步,但是多个基站之间仍需要有较好的时间同步机制.

由于TOA/TDOA方法在测量信号是直射径的条件下具有最佳的性能,所以大量研究主要围绕区分直射径和非直射径展开. Rahdar等^[11]利用TOA测量数据的方差进行非直射(NLOS, non-line of sight)径的判别,通过剔除NLOS对应的基站提高定位精度. Liu等^[12]通过改进NLOS识别的方法,提高了传统TOA定位方法的精度. Su等^[13]利用半正定规划的方法减少非直射径对TDOA定位误差的影响. 除了基于消除非直射径误差的研究外,Qu等^[14]从收敛分析的角度给出了迭代约束加权最小二乘法(CWLS, constrained weighted least squares)求解TDOA定位问题的具体步骤.

信号到达时间参数需要测量参考信号获知,在第3代移动通信系统中通常利用公共导频信道,LTE中使用定位参考信号(PRS, positioning reference signal). 在5G定位研究中,参考信号的设计是提高基于TOA/TDOA方法定位精度的重要研究方向. Peralrosado等^[15]通过研究窄带物联网下行PRS的跳频方式,评估其对TDOA定位性能的影响. 利用系统仿真给出了10 MHz带宽下定位精度达到50 m以内的PRS跳频方式. 针对5G交通监控场

景, Schmidhammer等^[16]以时延和多普勒估计的精度作为评判标准设计定位参考信号. 还有研究者^[17-18]分别基于克拉美罗下界(CRLB, cramer-rao lower bound)和Ziv-Zakai下界分析了不同功率谱密度的PRS波形的定位精度. Staudinger等^[19]则针对频率选择性衰落信道,提出了PRS信号波形的设计方法.

毫米波通信作为5G关键技术之一,因其具有高频、高带宽的特性,有利于提高多径分辨率,可提高TOA/TDOA测量的精度. Han等^[20]将定位问题转化为三维空间中的最佳路径搜索问题,获得了比普通TOA方法更高的定位精度. Abu-Shaban等^[21]研究了毫米波通信在多径信道条件下的定位极限,指出上下行链路定位误差边界与天线数量的关系不同,上行链路对终端的方向更加敏感. 毫米波通信的方向性强,减轻了TOA测量受其他多径信号的干扰. Lemic等^[22]在研究中指出,仅考虑直射径和第一反射径的条件下,可以提高TOA方法的定位精度. Comiter等^[23]提出一种深度神经网络架构,以对抗5G毫米波定位中遇到的基站共线性、衰落及多径区分问题.

2) 基于信号AOA的方法

基于AOA的测量方法,借助基站上安装的方向性天线,对发射信号的来波方向进行估计,构造一条以基站为端点的射线. 利用2个以上基站构造的射线交点对发射机位置进行估计. 该方法只需对发射信号的来波方向进行精确测量,摆脱了对信号时间同步的依赖^[24-25].

Jiang等^[26]提出了ALRD系统,使用2个方向性天线测量天线间的RSS差异,并通过三角定位估计目标最终位置. 但该方法对测向设备的精度要求非常高,稍有偏差,将会导致位置测量的巨大误差. 为了提高定位精度,有研究者^[27-28]从基站布局的角度入手改进AOA定位精度. 此外,由于为每个基站都配备高精度的测向天线成本高昂,随着多输入多输出及分布式天线技术的广泛应用,有大量定位研究基于天线阵列展开,其中最为著名的是MUSIC(multiple signal classification)算法^[29]、ESPRIT(estimating signal parameter via rotational invariance techniques)算法^[30]及其改进算法^[31-33]. 但上述方法都需要在空间中找到LOS径,通常的策略是选择最强径.

在5G需求的推动下,大规模天线技术和毫米

波波束赋形技术的研究都促进了基于 AOA 方法定位精度的提高。一方面,大规模天线阵列技术的研究使得角度分辨率大幅度提升^[34],但在多径场景下,区分直射径并定位用户仍是难点。针对此问题, Garcia 等^[35]提出直接定位法,该方法基于压缩感知使用信道特性区分直射径和非直射径,进而联合处理分布式大规模阵列天线的观测信息。Guerra 等^[36]在单基站条件下,分析了使用大规模天线阵列和毫米波波束赋形的方法所能达到的定位极限性能。Wan 等^[37]通过旋转不变算法估计信号参数,利用参数构建不相关信号的流形矩阵估计互藕系数,采用斜投影技术估计 AOA。另一方面,毫米波的波束赋形技术因具有极佳的指向性,其研究进展也极大地促进了目标定位精度的提高。Palacios 等^[38]提出的 JADE 算法,无需任何先验信息,利用波束训练过程估计不同接入点(AP, access point)的 AOA 信息,在此基础上联合多个 AP 的估计结果,估计 AP 的位置,并定位移动台。Tao 等^[39]通过设定波束赋形的权重,使 AP 仅捕获特定方向的信号,实现压制反射径,提高了室内多径环境下的定位精度。Guerra 等^[40]分析了波束赋型策略对毫米波定位精度极限的影响,从定位复杂度和精度的角度分别提出了 2 种策略。为了最小化联合 AOA 和延时估计的克拉美罗下界, Koirala 等^[41]研究了多载波毫米波系统中最佳的波束赋形策略。Wang 等^[42]从理论上推导了毫米波系统在多径信道下进行位置估计的克拉美罗下界,在一定条件下的仿真结果展示了毫米级定位精度。

3) 基于 FDOA 的方法

发射机在移动时会产生与信号频率成比例的多普勒频移, FDOA 通过测量该频移进行目标定位^[43],其基本原理与 TDOA 相似,但要求目标与基站之间有相对运动,以便测量多普勒频移。测量过程中,目标不断运动,容易导致误差累积, Li 等^[44]利用牛顿迭代的方法设计误差估计器,以对抗 FDOA 定位时的位置偏差。Zou 等^[45]针对传统极大似然估计是非凸、非线性的特点,提出半定规划(SDP, semidefinite programming)的方法,将最大似然估计(MLE, maximum likelihood estimator)问题转化为凸优化问题。使用 SDP 估计位置和速度的初值,并利用迭代进行更新,获得更高的定位性能。为了对抗 NLOS 径引入定位误差, Liu 等^[46]通过引入辅助变量和物理约束将问题转化为约束加权最小二乘问题,

利用凸松弛可以将问题进一步转化为 SDP 问题。Wang 等^[47]则通过蒙特卡罗重要性抽样的方式逼近 MLE 估计,基于费歇尔信息矩阵(FIM, Fisher information matrix)推导出重要性函数,以足够的样本来保证其全局收敛性,并应用该方法对目标和基站进行了联合估计。Noroozi 等^[48]提出了改进的加权最小二乘法,基于 FDOA 估计移动目标的位置和速度,在最小化加权最小二乘判据的目标下导出了闭式解。仿真结果展示该方法逼近了高斯噪声条件下定位精度的 CRLB。针对应用约束加权最小二乘法进行 FDOA 定位中的非凸和 NP(non-deterministic polynomial)难问题, Qu 等^[49]提出有约束的最小加权二乘迭代方法,形成一个二次规划问题,通过迭代对二次等式约束执行线性化过程,以获得具有线性约束的近似规划,得到解析解。针对传统半定松弛方法(SDR, semidefinite relaxation)在使用 FDOA 估计位置和目标移动速度时需要进行初始估计的问题, Wang 等^[50]提出一种无需先验条件的半定松弛方法,在高噪声电平条件下仍能取得优于其他 SDR 方法的定性。Hmam 等^[51]则从定位静止发射源的角度研究了最佳的接收机移动速度问题,通过最大化 FIM 行列式的方法得到最优的移动速度。由于 FDOA 接收机较难实现,成本高昂,观测信息需要汇总到中心服务器做相关运算,且需要接收设备间的同步,故基于 FDOA 的定位研究主要侧重于从理论上逼近 CRLB 及优化方法的求解。

4) 基于 RSS 的方法

收发信机间的 RSS 是与二者之间的距离直接相关的参量。通过与所处环境的路损模型结合即可对收发信机间的距离进行较为准确地估计。常用的路损模型是对数阴影衰落模型及其改进形式^[52]。其中阴影衰落通常被建模为均值为零方差为 δ^2 的高斯随机变量:

$$r_i = P_t + K_i - 10\gamma_i \lg \left[\frac{d_i}{d_0} \right] - \varphi_i \quad (1)$$

其中: P_t 为发射功率, K_i 为在自由空间中距离 AP 为 d_0 处使用全向天线时的增益, γ_i 为发射机到第 i 个 AP 的路径损耗因子, d_i 为发射机到第 i 个 AP 的距离, d_0 为参考距离, φ_i 为用于表征阴影衰落的随机变量,其通常呈正态分布。虽然只要选取符合收发信机所处环境的信道参数,式(1)即可适用于直射径和非直射径环境,但是在多径和非直射径环境下准确选取信道参数非常困难,所以相对直射径环境

定位精度要差。

在利用式(1)分别估计出3个基站与发射机之间的距离后,分别以各基站为圆心、距离为半径绘制圆形区域(与图1方法类似),3个圆形交叠的区域即为目标的估计位置。由于测量噪声的存在,交叠区域较大,位置估计模糊,对此,常用的算法有非线性最小均方^[53]、权重最小均方^[54]、最大似然估计^[55]、凸优化^[56]等。也有研究者将距离建模为具有超参数的随机变量,并利用经验贝叶斯范式对参数进行估计^[57]。

建立准确的信道模型是提高基于RSS定位精度的根本方法,而5G通信系统是一个开放融合的系统,由于载波、调制方式等差异,不同应用的信道特性也呈现多样性。目前已有大量研究针对5G信道建模展开。Abrudan等^[58]针对矿井物联网的通信和定位应用展开研究,通过分析不同材质的电阻、介电常数、磁导率等对信号衰减的影响,修正路损公式的参数,给出适用于定位的最佳载频和带宽选择策略。Sun等^[59]对比了微波和毫米波频段3种大尺度衰落模型的精度和灵敏度,总结了其优缺点,给出了适用于室外环境和室内环境的信道模型。Sulyman等^[60]基于经验提出了28 GHz和38 GHz频段5G毫米波通信的大尺度路损衰落模型,并使用3个城市的实测数据进行修正。路损模型的拟合离不开数据的采集,Maccartney等^[61]提供了28 GHz、38 GHz和73 GHz频段市区全向大尺度衰落信道的测量数据及方法,并基于上述数据拟合了对应的路损模型。Ko等^[62]基于实测建模了28 GHz频段的信道空时特性,以研究室内商场和室外微蜂窝场景下多径的聚类以及类内和类间分布。Rappaport等^[63]总结了5G毫米波系统在授权和非授权频段信道建模的研究成果,比较了各模型0.5~100 GHz频段直射径概率、大尺度衰落、建筑物穿透损耗等参数对模型性能的影响。综合上面的研究方法可以看出,基于RSS的定位方法需要准确建模5G信道,而这离不开大量的实测数据,且定位精度依赖空间中直射径的测量。

5) 混合方法

为了进一步提高定位精度,还有一些研究者将目光投向基于上述方法的联合定位^[64-72],即综合利用2种以上信号特征对发射机位置进行估测,通过交叉验证,在某种程度上可以减轻因自身特征局限带来的位置模糊,取得更好的定位精度。在5G开放

融合的通信架构下,从基础架构上支持多种定位方法的融合。Yassine等^[64]提出使用无味卡尔曼滤波融合TOA、AOA和RSS估计的方法。Gezici等^[65]分析了影响超宽带系统TOA/RSS、AOA/RSS混合定位性能的因素。Yin等^[66]推导了使用2个基站观测的TDOA和AOA进行混合定位的闭式解,理论分析证明该解在高斯噪声的条件下可以逼近克拉美罗界。Tomic等^[67]分析了无线传感器网络的合作与非合作定位问题,基于最小二乘判据导出了非凸估计器、融合距离及角度测量结果。在此基础上Tomic等又在假定发射器功率未知的前提下,建立了AOA-RSS混合定位模型^[68]。Taponecco等^[69]研究了存在直射径的场景下,适合UWB系统室内定位的TOA-AOA联合估计器,在1.5 GHz的带宽上,达到了厘米级定位精度。Shikur等^[70]则给出了非直射径场景下,融合TOA、AOA、多普勒频移测量结果的定位方法。Luo等^[71]基于AOA、TDOA和到达增益比的测量结果定位发射源,推导出被动定位的克拉美罗下界。Lin等^[72]分析了基于波束域AOA估计方法的计算复杂度,并提出一种信道压缩方法,以降低计算复杂度。在此基础上设计了RSS-AOA混合方法,仅利用单个AP实现了3D空间的定位。上述混合定位方法虽然提高了定位精度,但由于侧重于观测结果的融合,本质上并不能摆脱各类算法固有的局限,尤其是对于直射径的依赖。

6) 指纹定位方法

指纹定位的基本思想是利用接收到的信号指纹与预先构造的位置指纹库进行匹配,以实现目标设备的定位,其主要由构建位置指纹库的离线训练阶段和进行指纹匹配的在线定位阶段两部分组成,如图2所示。在离线阶段,主要完成各监测站捕获信号指纹的整理以及监测区域内各位置的指纹采集。而在定位阶段,主要完成目标设备指纹与数据库的匹配及最终的位置估计。

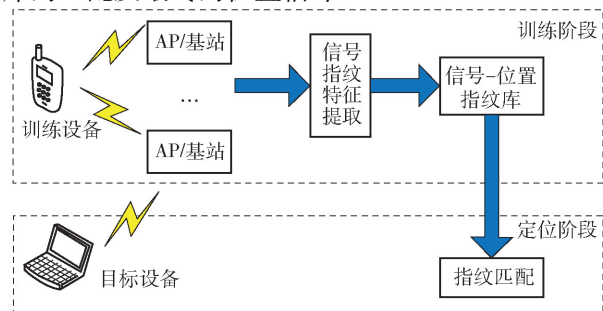


图2 指纹定位方法框架

① 指纹构建

指纹构建主要包括信号指纹的整理和采集. 监测站捕获的信号指纹通常包含时间、设备 MAC 地址、信号强度、信噪比、信道状态信息等多种特征. 随着毫米波、大规模天线、密集组网技术在 5G 的广泛应用, 频率选择性、相位量化结果^[73]、异构基站序列^[74]等成为组成 5G 位置指纹库的新特征. 指纹整理模块根据算法关注的特征进行整理, 只将必要的特征传送至定位服务器, 构造位置——指纹特征. 指纹构建过程中根据所选用的特征不同, 还会引入预处理模块, 该模块一方面可以对所用的特征进行滤波, 以对抗信号特征的波动, 常用的方法有最大最小值、均值、中位数等; 另一方面, 为了减轻训练设备和定位设备的差异带来的特征不匹配问题, 预处理模块还会对特征进行必要的运算, 如计算信号强度差、信号强度比等. 此外, 预处理模块可以对丰富的特征维度进行空间映射, 将高维度特征映射到较低维度, 同时加强不同位置的特征区分度, 以便在定位阶段可以更好地进行特征匹配.

信号指纹的采集则需要利用训练设备在监测区域内进行移动, 并记录相关的位置指纹特征. 常用的有“沿街扫描”(War-driving)方式^[75], 该方式通过在关注区域内使用训练设备进行移动, 并记录相关指纹特征和坐标构建指纹数据库. 该种方式需要训练设备在各个位置停留一定时间, 以收集足够多的指纹信息. 在实际操作时, 因工作量巨大, 很难实现在所有位置停留足够长的时间. 针对于此类问题, 衍生出基于网格的沿街扫描方式(grid based war-driving)^[76], 该方式将关注区域划分成多个网格, 当训练设备在该网格中移动时, 采集的数据都归结为一个参考点的指纹.

即使采用基于网格的方式进行沿街扫描, 当待定位区域较大、环境复杂多变时, 上述方法在指纹库更新及时性方面存在较大缺陷. 而众包(crowdsourcing)^[77]方式的指纹构建通过引入公众参与, 由公众主动上报位置信息和指纹特征, 构建指纹数据库, 大大降低了构建指纹时的工作量, 同时, 公众的持续参与有利于指纹库的及时更新. 但这种方式也存在缺点, 即公众的位置信息可能存在误差, 而这种误差提交到指纹数据库中并应用于定位后, 会产生误差的持续积累.

无论是基于网格方式的沿街扫描还是众包方式的指纹采集, 如果要获得更高的定位精度, 最直接的

方法就是增加指纹采集的空间密度, 然而有研究者发现, 通过一定的估计算法可以使用“内插”的方式来增加指纹的密度. 根据所用指纹特征的不同, 有的学者利用路损公式在时域进行内插^[78-79], 有的学者对频域特征指纹进行内插^[80]. 其中, Chowdappa 等^[79]利用分布式最小二乘估计和增量聚类的方法分别估计路损和阴影参数, 在资源受限的 5G 物联网场景下选取必要的传感器进行指纹地图的构建.

由于 5G 系统中包含了多种无线通信方式, 其丰富的信号特征带来了指纹库的膨胀, 为了降低数据库存储和搜索的压力, 针对位置指纹库的压缩, 常用的方法包括基于路损模型^[81]、基于指纹聚类^[82]、基于矩阵填充^[83]以及基于压缩感知和 RSS 测量的稀疏表达^[84]. 其中 Talvitie 等^[85]提出的基于谱压缩的 RSS 图谱指纹库方法, 对 5G 传感器网络的指纹库压缩率达到 70% 以上. 可见, 指纹构建和存储仍是 5G 指纹定位面临的巨大挑战之一.

② 指纹匹配

在线定位阶段, 需要比对目标设备的指纹特征与数据库中特征的距离, 选取距离最近的特征作为目标的定位结果. 指纹匹配主要有判决式和概率式两大类. 判决式指纹匹配使用“相似度”定义在线阶段获得的信号与指纹特征间的距离, 将目标定位于在信号空间上最近的指纹位置. 常用的“相似度”有欧氏距离^[86]、余弦相似度^[87]、谷本系数相似度等^[88]. 判决式方法最大的优势是便于部署实际系统, 例如, 常用的 K 近邻算法, 其计算复杂度较低, 非常容易实现. 而更复杂的算法如支持向量机^[89]、线性判别分析^[90]等可以获得更好的定位精度. 随着 5G 终端及网络处理能力的提升, 诸如基因测序^[91]等更复杂的匹配方法可以进一步提高指纹比对的准确性. 概率式指纹匹配主要基于对目标信号和指纹库的统计估计. 通过对训练集的统计使用最大似然估计确定目标位置. 最先将概率方法应用于指纹定位的 Horus 系统^[92]使用概率模型反映参考位置的信号强度分布, 定位阶段使用最大后验概率对目标位置与指纹位置进行匹配. 还有诸如使用 KL 散度^[93]、高斯过程^[94]、贝叶斯网络^[95]、条件随机场^[96]等基于概率方法都可用于指纹定位.

1.3 协作定位

协作定位主要指定位结果在不同网络间或者不同设备间分享, 以提高定位精度. 由于 5G 系统是由多种无线系统构成的异构系统, 能够为协作定位提

供强有力的支撑. 协作定位按照协作方式可以分为网络协作和设备协作两类.

1) 网络协作定位

网络协作定位主要利用网络中多个基站的定位结果,或者不同网络间的定位结果对目标位置进行估计. 其中多基站的协作定位研究主要是在非协作定位结果的基础上进行数据融合. 5G 超密集网络下的融合方法是近年来研究的重点. Koivisto 等^[97]首先使用扩展卡尔曼滤波(EKF, extended Kalman filter)提高单个基站 TOA 和 AOA 联合估计的计算效率,进而利用二阶 EKF 融合多个接入点的结果. 该设计可以解决用户与基站时间存在偏差以及基站间存在同步误差的难题. 在此基础上, Koivisto 等^[98]又结合 2 种不同的终端运动模型提出基于 EKF 的同步和定位机制,在 METIS 的 5G 车联网场景下获得亚米级的定位精度. 此外,网络接入点的密度与定位精度直接相关, Behnad 等^[99]分析了接入点密度与定位精度的关系,并利用目标与接入点的连接信息进行定位.

不同网络间的协作定位主要指通信网络与卫星网络的融合定位. 这种融合在 3G 及 LTE 中已有研究^[100]. 在 3GPP LTE Release 9 中还定义了定位协议 LPP(LTE positioning protocol),支持 A-GNSS(assisted-global navigation satellite system)与 OTDOA 混合定位. 在 5G 研究中,得益于密集网络及设备间的通信技术,定位精度得到极大提升^[101]. 但是这些研究只是位置相关信息的交互属于浅层次的融合. 在 5G 网络协作定位研究中,新的趋势是以定位为目的的通信网络与卫星网络的融合架构研究. 赵亚东等^[102]在分析基于 5G A-GNSS 系统架构的基础上提出了卫星导航与 5G 混合定位的架构. 陈诗军等^[103]在分析多种定位技术的基础上,总结了现有融合定位技术的不足,提出了面向 5G 的多层次融合定位架构. Taranto 等^[104]则从跨层设计的角度总结了 5G 位置感知通信(location-aware communication)的研究进展,为通信网和卫星网络的深度融合提供了设计参考.

2) 设备协作定位

随着物联网需求的增长,5G 系统中将出现海量的连接设备,而设备的位置信息可以为优化数据传输提供必要的支撑. 相对于密集组网,需要布置大量接入点来提高定位精度,5G IOT 中的设备协作定位利用终端间的位置信息获得更高的定位精度. 由

于物联网设备的成本问题,此类定位一般通过基于 RSS 的方法测距. 如前所述,使用三边测量法求解定位方程属于非线性问题, Safavi 等^[105]提出了一种线性分布式协作迭代方法,利用设备间的测距结果估计物联网设备的位置,并且适用于终端、AP 移动的动态场景. Khan 等^[106]将 AP 和所有用户的估计距离组成矩阵,利用等距映射的方法对矩阵进行降维,实现对目标位置的估计. 受限于设备的处理能力,通常的参量结果存在一定误差,但随着位置信息在设备间分享,该误差会产生累积,对此, Kim 等^[107]提出了一种基于连接信息的置信传播方法,降低了位置信息的不确定性,提高了定位精度,且相对于和积算法具有更低的复杂度. Chen 等^[108]利用任意 4 个测距结果进行根心(radical center)估计,并设计一种滤波机制去除不合理的估计,该方法取得了比最小均方误差法更高的精度及效率. Buehrer 等^[109]从理论限、算法和实践 3 个角度总结了 5G 物联网应用中的协作定位.

2 总结与展望

2.1 有助于定位的 5G 技术

从定位技术在 5G 时代的演进不难看出,诸如毫米波、大规模阵列天线、新型的网络技术、边缘计算等 5G 新技术可以大大提高定位的精度.

毫米波的高带宽特性,在频域上更能观测出因多径造成的频率选择性衰落,对应到时域,提高了接收机对多径信号的分辨率. 该特性有助于提高基于时间、频差以及 RSS 等定位技术的精度. 毫米波的窄波束具有更强的方向性,结合波束赋型技术,接收机可以获得更佳的角度分辨率,大大提升了基于角度测量的定位精度. 此外,毫米波在高频段可以提供更大的有效信号带宽,提升定位精度的理论界.

大规模阵列天线技术的采用,为单站定位提供了丰富的信号特征维度,有利于指纹定位构造多种特征的位置指纹. 使用大规模阵列天线可以对到达信号进行更加精准地估计,有助于提升多径分辨率,从而提高基于时间和接收信号强度的定位精度. 此外,大规模阵列天线技术与波束赋型技术相结合,提升了信号的方向性,提高了基于角度测量技术的定位精度.

5G 新型的网络技术也为定位技术提升提供了新的方向. D2D 通信使设备之间可以方便实现信号测量结果乃至位置信息共享,为设备间协作定位提

供有利支撑.而基于 C-RAN 的网络架构,5G 通过虚拟化、协作化实现资源共享和动态调度,更加方便多基站、甚至跨运营商的协作融合定位的实现.5G 作为一个开放融合的网络架构,能够从更深层次展开通信与卫星网络的融合,为实现在任何地点为用户提供全天候的定位服务提供更强有力的支撑.

5G 边缘计算技术通过在本地图接入点部署计算资源,有利于满足诸如智慧交通等高实时性定位的需求.同时,由于靠近设备节点,5G 能够更加高效地融合多源传感器的信息,实现对目标低能耗、快速、准确的定位.

2.2 技术挑战及展望

5G 不但提高了传统非协作定位中各类参数的测量精度,其信号和网络架构设计为深度融合定位提供了强有力的支撑.虽然基于 5G 的定位研究已经取得了大量的成果,但仍然面临如下几方面的挑战.

1) 连续广域覆盖场景下,为高速移动的用户提供无缝、稳定的体验离不开基于位置信息的业务优化.而目标的高速移动必然带来快速定位这一新需求.无论是终端密度还是网络拓扑都会随移动而发生改变,这不但需要快速定位的算法,还需要关注高速移动下多种定位方法的平滑融合.

2) 在热点高容量应用场景中,用户的高速体验是最关键的指标.一方面,位置信息可以改善传输速率和业务质量;另一方面,也会消耗终端和网络的计算资源和无线资源.因而在该场景下的帧结构设计、参考信号上下行分配、信道估计方法需要综合考虑位置信息对用户体验的改善及对资源的消耗.尤其是结合位置信息和用户体验的信道容量分析将为该场景下的资源分配提供理论指导.

3) 低功耗大连接的传感器应用场景中,设备数量庞大、电源能量有限,且计算能力相对较弱,所以该场景下高能效设备间的定位算法是关注的焦点.不但需要提高计算的能效比,还需要对大量设备的位置信息进行选择区分,以便节省不必要的能耗,并摆脱不良节点的信息干扰.而定位精度与能耗、协作设备位置信息的选取三方面的关系值得深入分析研究.

4) 在智慧交通、智能制造等低时延高可靠应用场景中,目前的研究主要致力于终端间位置信息的协作,而融合不同类型传感器信息的协作定位技术研究将更进一步提高定位的精度,缩短位置估计的

延时.由于实时性和可靠性是该场景的关键需求,在此类研究中需要特别关注算法的效率及误差的有效校准方法.

3 结束语

结合广域覆盖、热点高容量、低功耗大连接、低时延高可靠这四大 5G 场景的定位需求,从非协作和协作的角度对定位技术进行总结,并结合 5G 先进技术对定位方法的改进进行了深入分析,最后结合技术场景的特点给出了 5G 定位研究的重点.

参考文献:

- [1] IMT-2020. 5G 概念白皮书[EB/OL]. 北京: IMT-2020 工作组, 2015 [2018-08-01]. <http://www.imt-2020.org.cn/zh/documents/1>.
- [2] 5G-PPP. 5G automotive vision[EB/OL]. Belgium: 5G Infrastructure Association, 2015 [2018-08-01]. <https://5g-ppp.eu/wp-content/uploads/2014/02/5G-PPP-White-Paper-on-Automotive-Vertical-Sectors.pdf>.
- [3] NGMN Alliance. 5G white paper[EB/OL]. Frankfurt: NGMN Alliance, 2015 [2018-08-01]. https://www.ngmn.org/fileadmin/ngmn/content/downloads/Technical/2015/NGMN_5G_White_Paper_V1_0.pdf.
- [4] Biswas P, Ye Y. Semidefinite programming for Ad hoc wireless sensor network localization[C]//Proc 3rd Int Symp Inf Process. Sensor Netw. New York: ACM, 2004: 46-54.
- [5] So A M, Ye Y. Theory of semidefinite programming for sensor network localization[J]. Symposium on Discrete Algorithms, 2005, 109(2): 367-384.
- [6] Tseng P. Second-order cone programming relaxation of sensor network localization[J]. Siam Journal on Optimization, 2007, 18(1): 156-185.
- [7] Jia T, Buehrer R M. A set-theoretic approach to collaborative position location for wireless networks[J]. IEEE Trans Mobile Comput, 2011, 10(9): 1264-1275.
- [8] He S, Dong X. High-accuracy localization platform using asynchronous time difference of arrival technology[J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2017, 66(7): 1728-1742.
- [9] Huang B, Xie L, Yang Z. TDOA-based source localization with distance-dependent noises[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2015, 14(1): 468-480.
- [10] Jean O, Weiss A J. Passive localization and synchronization using arbitrary signals[J]. IEEE Trans Signal Process, 2014, 62(8): 2143-2150.
- [11] Rahdar R, Stracener J T, Olinick E V. A systems engi-

- neering approach to improving the accuracy of mobile station location estimation [J]. *IEEE Syst J*, 2014, 8(1): 14-22.
- [12] Liu D, Lee M, Pun C, et al. Analysis of wireless localization in nonline-of-sight conditions [J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2013, 62(4): 1484-1492.
- [13] Su Z, Shao G, Liu H, et al. Semidefinite programming for NLOS error mitigation in TDOA localization [J]. *IEEE Commun Letters*, 2018, 22(7): 1430-1433.
- [14] Qu X, Xie L, Tan W, et al. Iterative constrained weighted least squares source localization using TDOA and FDOA measurements [J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 2017, 65(15): 3990-4003.
- [15] Peralosado J A, Lopezzalcedo J A, Secogranados G, et al. Impact of frequency-hopping NB-IoT positioning in 4G and future 5G networks [C] // *IEEE ICC Workshops*. Paris: IEEE, 2017: 815-820.
- [16] Schmidhammer M, Sand S, Soliman M, et al. 5G signal design for road surveillance [C] // *IEEE WPNC*. Bremen: IEEE, 2017: 1-6.
- [17] Gerzaguet R, Bartzoudis N G, Baltar L G, et al. The 5G candidate waveform race: a comparison of complexity and performance [J]. *Eurasip J Wireless Commun and Netw*, 2017, 2017(1): 13.
- [18] Dammann A, Jost T, Raulefs R, et al. Optimizing waveforms for positioning in 5G [C] // *IEEE SPAWC'16*. Edinburgh, UK: IEEE, 2016: 1-5.
- [19] Staudinger E, Walter M, Dammann A. The 5G localization waveform ranging accuracy over time-dispersive channels—an evaluation [C] // *ION GNSS'16*. Portland, Oregon: Institute of Navigation, 2016: 2271-2280.
- [20] Han X, Wang J, Shi W, et al. An indoor precise positioning algorithm using 60 GHz millimeter-wave based on the optimal path search [C] // *IEEE Globecom Workshops*. Singapore: IEEE, 2017: 1-5.
- [21] Abu-Shaban Z, Zhou X, Abhayapala T, et al. Error bounds for uplink and downlink 3D localization in 5G mmWave systems [J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2017(99): 10-15.
- [22] Lemic F, Martin J, Yarp C, et al. Localization as a feature of mmWave communication [C] // *IEEE IWCMC*. Paphos, Cyprus: IEEE, 2016: 1033-1038.
- [23] Comiter M Z, Crouse M B, Kung H T, et al. A data-driven approach to localization for high frequency wireless mobile networks [C] // *IEEE Globecom*. Singapore: IEEE, 2017: 1-7.
- [24] Tomic S, Beko M, Dinis R. Distributed RSS-AoA based localization with unknown transmit powers [J]. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2016, 5(4): 392-395.
- [25] Zhang W, Yin Q, Chen H, et al. Distributed angle estimation for localization in wireless sensor networks [J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2013, 12(2): 527-537.
- [26] Jiang J R, Lin C M, Lin F Y, et al. ALRD: AoA localization with RSSI differences of directional antennas for wireless sensor networks [J]. *Int J Distrib Sensor Netw*, 2013, 1: 7-14.
- [27] Xu S, Doğançay K. Optimal sensor placement for 3-D angle-of-arrival target localization [J]. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2017, 53(3): 1196-1211.
- [28] Ma Z, Ho K C. A study on the effects of sensor position error and the placement of calibration emitter for source localization [J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2014, 13(10): 5440-5452.
- [29] Schmidt R. Multiple emitter location and signal parameter estimation [J]. *IEEE Trans Antennas and Propag*, 1986, 34(3): 276-280.
- [30] Roy R, Kailath T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques [J]. *IEEE Trans Acoust, Speech, Signal Process*, 1989, 37(7): 984-995.
- [31] Garcia N, Wymeersch H, Larsson E G, et al. Direct localization for massive MIMO [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2017, 65(10): 2475-2487.
- [32] Quitin F, De Doncker P, Horlin F, et al. Virtual multi-antenna array for estimating the direction of a transmitter: system, bounds, and experimental results [J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2018, 67(2): 1510-1520.
- [33] Lin J, Ma X, Yan S, et al. Time-frequency multi-invariance ESPRIT for DOA estimation [J]. *IEEE Antennas Wireless Propag Lett*, 2016, 15: 770-773.
- [34] Lv T, Tan F, Gao H, et al. A beamspace approach for 2-D localization of incoherently distributed sources in massive MIMO systems [J]. *Signal Process*, 2016: 30-45.
- [35] Garcia N, Wymeersch H, Larsson E G, et al. Direct localization for massive MIMO [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2017, 65(10): 2475-2487.
- [36] Guerra A, Guidi F, Dardari D. Single-anchor localization and orientation performance limits using massive arrays: MIMO vs. Beamforming [J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2017(99): 1-1.
- [37] Wan L, Han G, Shu L, et al. The critical patients

- localization algorithm using sparse representation for mixed signals in emergency healthcare system[J]. *IEEE Systems J*, 2018(99): 1-12.
- [38] Palacios J, Casari P, Widmer J, et al. JADE: Zero-knowledge device localization and environment mapping for millimeter wave systems [C] // *IEEE INFOCOM*. Atlanta, USA; IEEE, 2017: 1-9.
- [39] Tao C, Zhou B. Indoor localization with smart antenna system; multipath mitigation with MIMO beamforming scheme[C] // *IEEE MASS*. Orlando, FL, USA; IEEE, 2017: 303-307.
- [40] Guerra A, Guidi F, Dardari D, et al. On the impact of beamforming strategy on mm-wave localization performance limits[C] // *IEEE ICC Workshops*. Paris, France; IEEE, 2017: 809-814.
- [41] Koirala R, Denis B, Dardard D, et al. Localization bound based beamforming optimization for multicarrier mmWave MIMO [C] // *IEEE WPNC*. Bremen, Germany; IEEE, 2017: 1-6.
- [42] Wang D, Fattouche M, Ghannouchi F M, et al. Bounds of mmWave-based ranging and positioning in multipath channels [C] // *IEEE Globecom Workshops*. Singapore; IEEE, 2017: 1-6.
- [43] Amar A, Weiss A J. Localization of narrowband radio emitters based on doppler frequency shifts [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2008, 56(11): 5500-5508.
- [44] Li Z, Wang D, Yu H. A ML method for TDOA and FDOA localization in the presence of receiver and calibration source location errors [C] // *IET ICT*. Nanjing; IET, 2014: 1-5.
- [45] Zou Y, Liu H, Wan Q. An iterative method for moving target localization using TDOA and FDOA measurements [J]. *IEEE Access*, 2017(99): 10-20.
- [46] Liu R, Yin J. Semidefinite programming for NLOS localization using TDOA and FDOA measurements [C] // *2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications*. Chengdu; IEEE, 2017: 892-895.
- [47] Wang Y, Wu Y, Shen Y, et al. An efficient TDOA and FDOA based source localization algorithm via importance sampling [C] // *IEEE ICC*. Qingdao; IEEE, 2017: 1-6.
- [48] Noroozi A, Oveis A H, Hosseini S M, et al. Improved algebraic solution for source localization from TDOA and FDOA measurements [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(3): 352-355.
- [49] Qu X, Xie L, Tan W. Iterative constrained weighted least squares source localization using TDOA and FDOA measurements [J]. *IEEE Trans Signal Process.*, 2017, 65(15): 3990-4003.
- [50] Wang Y, Wu Y. An efficient semidefinite relaxation algorithm for moving source localization using TDOA and FDOA measurements [J]. *IEEE Commun Letters*, 2017, 21(1): 80-83.
- [51] Hmam H. Optimal sensor velocity configuration for TDOA-FDOA geolocation [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2017, 65(3): 628-637.
- [52] Popescu D C, Hedley M. Range data correction for improved localization [J]. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2015, 4(3): 297-300.
- [53] Wang G, Chen H, Li Y, et al. On received-signal-strength based localization with unknown transmit power and path loss exponent [J]. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2012, 1(5): 536-539.
- [54] Li D, Huang J. RSS based method for sensor localization with unknown transmit power and uncertainty in path loss exponent [J]. *Sensors*, 2016, 16(9): 1452.
- [55] Coluccia A, Ricciato F. On ML estimation for automatic RSS-based indoor localization [C] // *IEEE ISWPC'10*. Modena, Italy; IEEE, 2010: 495-502.
- [56] Zhang Y, Xing S, Zhu Y, et al. RSS-based localization in WSNs using gaussian mixture model via semidefinite relaxation [J]. *IEEE Commun Lett*, 2017, 21(6): 1329-1332.
- [57] Zanella A. Best practice in RSS measurements and ranging [J]. *IEEE Commun Surveys Tut*, 2016, 18(4): 2662-2686.
- [58] Abrudan T E, Kypris O, Trigoni N, et al. Impact of rocks and minerals on underground magneto-inductive communication and localization [J]. *IEEE Access*, 2016: 3999-4010.
- [59] Sun S, Rappaport T S, Thomas T A, et al. Investigation of prediction accuracy, sensitivity, and parameter stability of large-scale propagation path loss models for 5G wireless communications [J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2016, 65(5): 2843-2860.
- [60] Sulyman A I, Nassar A T, Samimi M K, et al. Radio propagation path loss models for 5G cellular networks in the 28 GHz and 38 GHz millimeter-wave bands [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(9): 78-86.
- [61] Maccartney G R, Rappaport T S, Samimi M K, et al. Millimeter-wave omnidirectional path loss data for small cell 5G channel modeling [J]. *IEEE Access*, 2015: 1573-1580.
- [62] Ko J, Cho Y, Hur S, et al. Millimeter-wave channel

- measurements and analysis for statistical spatial channel model in in-building and urban environments at 28 GHz [J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2017, 16(9): 5853-5868.
- [63] Rappaport T S, Xing Y, Maccartney G R, et al. Overview of millimeter wave communications for fifth-generation (5G) wireless networks—with a focus on propagation models [J]. *IEEE Trans Antennas and Propaga*, 2017, 65(12): 6213-6230.
- [64] Yassine A, Nasser Y, Ieee S M, et al. Hybrid positioning data fusion in heterogeneous networks with critical hearability [J]. *Eurasip J Wireless Commun Netw*, 2014, 2014(1): 215.
- [65] Gezici S, Tian Z, Giannakis G B, et al. Localization via ultra-wideband radios; a look at positioning aspects for future sensor networks [J]. *IEEE Signal Process Mag*, 2005, 22(4): 70-84.
- [66] Yin J, Wan Q, Yang S, et al. A simple and accurate TDOA-AOA localization method using two stations [J]. *IEEE Signal Process Lett*, 2015, 23(1): 144-148.
- [67] Tomic S, Beko M, Dinis R. 3-D target localization in wireless sensor networks using RSS and AoA measurements [J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2017, 66(4): 3197-3210.
- [68] Tomic S, Beko M, Dinis R. Distributed RSS-AoA based localization with unknown transmit powers [J]. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2016, 5(4): 392-395.
- [69] Taponecco L, D'Amico A A, Mengali U. Joint TOA and AOA estimation for UWB localization applications [J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2011, 10(7): 2207-2217.
- [70] Shikur B Y, Weber T. Localization in NLOS environments using TOA, AOD, and Doppler-shift [C] // *IEEE WPNC*. Dresden, Germany: IEEE, 2014: 1-6.
- [71] Luo J A, Zhang X P, Wang Z. A new passive source localization method using AOA-GROA-TDOA in wireless sensor array networks and its Cramér-Rao bound analysis [C] // *IEEE ICASSP*. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2013: 4031-4035.
- [72] Lin Z, Lv T, Mathiopoulos P T, et al. 3-D indoor positioning for millimeter-wave massive MIMO systems [J]. *IEEE Trans Commun*, 2018, 66(6): 2472-2486.
- [73] Guidi F, Guerra A, Dardari D. Personal mobile radars with millimeter-wave massive arrays for indoor mapping [J]. *IEEE Trans Mobile Compu*, 2016, 15(6): 1471-1484.
- [74] Elsayy H, Dai W, Alouini M S, et al. Base station ordering for emergency call localization in ultra-dense cellular networks [J]. *IEEE Access*, 2017, 6: 301-315.
- [75] Tsui A W T, Lin W C, Chen W J, et al. Accuracy performance analysis between war driving and war walking in metropolitan Wi-Fi localization [J]. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2010, 9(11): 1551-1562.
- [76] Koo J, Cha H. Unsupervised locating of WiFi access points using smartphones [J]. *IEEE Trans on Syst, Man, and Cybern, Syst*, 2012, 42(6): 1341-1353.
- [77] Yang S, Dessai P, Verma M, et al. FreeLoc: Calibration-free crowdsourced indoor localization [C] // *IEEE INFOCOM'13*. Turin, Italy: IEEE, 2013: 2481-2489.
- [78] Haniz A, Tran G K, Iwata R, et al. Propagation channel interpolation for fingerprint-based localization of illegal radios [J]. *IEICE Trans Commun*, 2015, E98B(12): 2508-2519.
- [79] Chowdappa V, Botella C, Samperzapater J J, et al. Distributed radio map reconstruction for 5G automotive [J]. *IEEE Intell Transp Syst Mag*, 2018, 10(2): 36-49.
- [80] Haniz A, Tran G K, Saito K, et al. A novel phase-difference fingerprinting technique for localization of unknown emitters [J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2017, 66(9): 8445-8457.
- [81] Sun S, Rappaport T S, Thomas T A, et al. Investigation of prediction accuracy, sensitivity, and parameter stability of large-scale propagation path loss models for 5G wireless communications [J]. *IEEE Trans Veh Technol*, 2016, 65(5): 2843-2860.
- [82] Arya A, Godlewski P, Campedel M, et al. Radio database compression for accurate energy-efficient localization in fingerprinting systems [J]. *IEEE Trans Knowl Data Eng*, 2013, 25(6): 1368-1379.
- [83] Nikitaki S, Tsagkatakis G, Tsakalides P, et al. Efficient multi-channel signal strength based localization via matrix completion and bayesian sparse learning [J]. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2015, 14(11): 2244-2256.
- [84] Milioris D, Tzagkarakis G, Papakonstantinou A, et al. Low-dimensional signal-strength fingerprint-based positioning in wireless LANs [J]. *Ad Hoc Netw*, 2014, 12(1): 100-114.
- [85] Talvitie J, Renfors M, Valkama M, et al. Method and analysis of spectrally compressed radio images for mobile-centric indoor localization [J]. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2018, 17(4): 845-858.

- [86] He S, Chan S H G. Tilejunction: mitigating signal noise for fingerprint-based indoor localization[J]. IEEE Trans Mobile Comput, 2016, 15(6): 1554-1568.
- [87] He S, Chan S H G. Sectjunction: Wi-Fi indoor localization based on junction of signal sectors [C] // IEEE ICC'14. Sydney: IEEE, 2014: 2605-2610.
- [88] Jiang Y, Pan X, Li K, et al. ARIEL: automatic Wi-Fi based room fingerprinting for indoor localization [C] // ACM UbiComp'12. Pittsburgh, Pennsylvania: ACM, 2012: 441-450.
- [89] Zhou R, Lu X, Zhao P, et al. Device-free presence detection and localization with SVM and CSI fingerprinting [J]. IEEE Sensors J, 2017, 17(23): 7990-7999.
- [90] Nuno-Barrau G, Paez-Borralló J M. A new location estimation system for wireless networks based on linear discriminant functions and hidden markov models [J]. Eurasip J Appl Signal Process, 2006: 159.
- [91] Liu C, Tian Z, Zhou M, et al. Gene-sequencing-based indoor localization in distributed antenna system [J]. IEEE Sensors J, 2017, 17(18): 6019-6028.
- [92] Youssef M, Agrawala A. The Horus WLAN location determination system [J]. ACM Wireless Netw J, 2007 (14): 357-374.
- [93] Mirowski P W, Whiting P A, Steck H, et al. Probability kernel regression for WiFi localization [J]. J Location Based Serv, 2012, 6(2): 81-100.
- [94] Atia M M, Noureldin A, Korenberg M J. Dynamic online-calibrated radio maps for indoor positioning in wireless local area networks [J]. IEEE Trans Mobile Comput, 2013, 12(9): 1774-1787.
- [95] Alsindi N, Chaloupka Z, Alkhanbashi N, et al. An empirical evaluation of a probabilistic RF signature for WLAN location fingerprinting [J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2014, 13(6): 3257-3268.
- [96] Xiao Z, Wen H, Markham A, et al. Lightweight map matching for indoor localisation using conditional random fields [C] // IEEE IPSN'14. Berlin, Germany: IEEE, 2014: 131-142.
- [97] Koivisto M, Costa M, Werner J, et al. Joint device positioning and clock synchronization in 5G ultra-dense networks[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2017, 16(5): 2866-2881.
- [98] Koivisto M, Hakkarainen A, Costa M, et al. Continuous high-accuracy radio positioning of cars in ultra-dense 5G networks [C] // IEEE IWCMC. Valencia, Spain: IEEE, 2017: 115-120.
- [99] Behnad A, Wang X, Willink T J, et al. Connectivity-based centroid localization using distributed dense reference nodes [J]. IEEE Trans Veh Technol, 2018, 67(7): 6685-6689.
- [100] Kassas Z Z M, Khalife J, Shamaei K, et al. I hear, therefore I know where I am: compensating for GNSS limitations with cellular signals [J]. IEEE Signal Process Mag, 2017, 34(5): 111-124.
- [101] Yin L, Ni Q, Deng Z, et al. A GNSS/5G integrated positioning methodology in D2D communication networks[J]. IEEE J Sel Areas Commun, 2018, 36(2): 351-362.
- [102] 赵亚东, 尉志青, 冯志勇, 等. 卫星导航与5G移动通信融合架构与关键技术[J]. 电信工程技术与标准化, 2017, 30(1): 48-53.
- Zhao Y D, Wei Z Q, Feng Z Y, et al. Fusion architecture and key technologies of satellite navigation and 5G mobile communication [J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2017, 30(1): 48-53.
- [103] 陈诗军, 王慧强, 陈大伟. 面向5G的高精度融合定位及关键技术研究[J]. 中兴通讯技术, 2018(99): 1-9.
- Chen S J, Wang H J, Chen D W. 5G oriented high-precision fusion positioning architecture and key technologies [J]. ZTE Technology Journal, 2018(99): 1-9.
- [104] Taranto R D, Muppirisetty S, Raulefs R, et al. Location-aware communications for 5G networks[J]. IEEE Sig Process Mag, 2014, 102(11): 102-112.
- [105] Safavi S, Khan U A, Kar S, et al. Distributed localization: a linear theory [J]. Proc IEEE, 2018, 106(7): 1204-1223.
- [106] Khan M A, Saeed N, Ahmad A W, et al. Location awareness in 5G networks using RSS measurements for public safety applications [J]. IEEE Access, 2017(5): 21753-21762.
- [107] Hyowon K, Won C S, Sunwoo K. Connectivity information-aided belief propagation for cooperative localization[J]. IEEE Wireless Commun Lett, 2018, 7(6): 1010-1013.
- [108] Chen Y S, Deng D J, Teng C C. Range-based localization algorithm for next generation wireless networks using radical centers [J]. IEEE Access, 2016(4): 2139-2153.
- [109] Buehrer R M, Wymeersch H, Vaghefi R M. Collaborative sensor network localization: algorithms and practical issues [J]. Proc IEEE, 2018, 106(6): 1089-1114.