arXiv:2302.02107v1 [eess.SP] 4 Feb 2023

定位：6G无线系统的关键使能因素——全面综述与展望

Stylianos E. Trevlakis，*IEEE*会员，Alexandros-Apostolos A. Boulogeorgos，*IEEE*高级会员，Dimitrios Pliatsios，*IEEE*会员，Konstantinos Ntontin，*IEEE*会员，Panagiotis Sarigiannidis，*IEEE*会员，Symeon Chatzinotas，*IEEE*会士，以及Marco Di Renzo，*IEEE*会士，

摘要——**全面实现后，第六代（6G）无线系统将构成智能无线网络，不仅能够实现泛在通信，还能提供高精度定位服务。通过引入一系列新的特征和服务能力，这些系统将成为推动这一转型的驱动力；在这些特征和能力中，位置将与通信共存，并共享可用资源。为此，本文综述了未来6G无线系统中定位的预期应用与用例，并分析主要技术使能因素的影响。随后，介绍毫米波、太赫兹和可见光定位的系统模型，并考虑视距（LOS）和非视距信道；同时，重新审视定位关键性能指标及其数学定义。此外，本文详细回顾了传统方法和基于学习的定位技术的最新进展，并对定位问题进行建模，探讨无线系统设计以及二者的优化。最后，本文总结分析所得见解，并据此指出6G无线系统中定位领域最重要的未来方向。**

索引词—**第六代移动通信、应用、未来方向、关键性能指标、定位、机器学习、方法、优化、用例。**

一、引言

为满足下一代无线应用日益增长的需求，例如多感官扩展现实（XR） [1]–[3], 互联机器人 [4]–[6], 无线脑机交互 [7], 数字孪生 [8],工业物联网（IoT） [9],触觉物联网 [10]–[12],水下物联网 [13], [14],自动驾驶地面和空中车辆 [15]–[17], 等，同时应对频谱稀缺问题在无线电和微波频段 [18]–[21], ，研究、创新和工业界将目光转向毫米波（mmWave） [22]–[26], 太赫兹（THz） [27]–[30],和光学频段 [31]–[35]的通信。尽管高频系统能够提供前所未有的带宽，但为了在可接受的传输距离内实现所承诺的吞吐量、时延和可靠性等卓越性能，发射机（TX）和接收机（RX）都需要了解彼此的相对位置和方向 [36]–[40]。因此，定位有望成为高频无线系统的重要组成部分。

检索相关技术文献，可以找到多篇关于定位的综述和教程 [41]–[60]。具体而言， [41],中，作者概述了自动驾驶车辆中同步定位与建图的方法。 [42],中，作者介绍了应急响应场景下室内定位的需求、技术使能因素、技术与方法，以及现有系统模型及其性能。 [43], 中，作者比较并评估了最先进水平的车辆定位方法，并讨论了这些方法在车对万物场景中的作用。 [44]记录了截至2018年为蜂窝系统和无线局域网开发的定位技术使能因素清单。 [45], 中，作者概述了从第一代到第五代蜂窝系统的标准化定位方法。 [46], 中，作者重新审视并讨论了可见光定位（VLP）方法。

[47] 的作者概述了无设备定位方法，并介绍了2019年的研究与开发趋势。 [48],中，作者综述了2019年采用不同无线电技术的室内定位系统和方法。 [49],中，作者重新审视并阐释了基于多维尺度分析（MDS）的定位技术。 [50], 对大规模多输入多输出（MIMO）系统的最先进水平定位技术进行了综述。此外， [51]的作者回顾了采用无线电信号的机器学习（ML）定位方法。 [52], 总结了机器学习赋能的室内定位方法。

[53] 的作者介绍了基于射频识别（RFID）的定位技术综述。在 [54], 中，作者着重介绍了第六代移动通信（6G）网络中定位的关键赋能技术和应用。在 [55],中，作者提出了厘米级定位的愿景

稿件于2023年1月XX日收到；修订日期：XX；接受日期：XX。S. E. Trevlakis 任职于希腊塞萨洛尼基 55535，17th Noemvriou 79，InnoCube P.C. 研发部（电子邮件：trevlakis@innocube.org）。A.-A. A. Boulogeorgos、D. Pliatsios 和 P. Sarigiannidis 任职于希腊科扎尼 50100，ZEP Area，西马其顿大学电气与计算机工程系（电子邮件：aboulogeorgos@ieee.org；dpliatsios@uowm.gr；psarigiannidis@uowm.gr）。K. Ntontin 和 S. Chatzinotas 任职于卢森堡大学 SnT。电子邮件：kostantinos.ntontin@uni.lu，symeon.chatzinotas@uni.lu。M. Di Renzo 任职于法国巴黎萨克雷大学、法国国家科学研究中心、CentraleSup´elec、Laboratoire des Signaux et Syst`emes，法国 91192 Gif-sur-Yvette，3 Rue Joliot-Curie（marco.di-renzo@universite-paris-saclay.fr）。本研究获得欧盟 Horizon-CL4-2021 研究与创新计划资助，资助协议编号为 101070181（TALON）；同时还获得欧盟 HORIZON-JU-SNS-2022 研究与创新计划资助，资助协议编号为 101096456（NANCY）。

并指出基于地图的方法可能是实现该愿景的关键。在 [56], 中，作者综述了定位的基本方法，并介绍了最先进水平的研究成果和未来方向。 [57]的作者着重介绍了同步定位与建图（SLAM）的最新进展和应用，尤其关注复杂且无结构的农业环境。 [58],的作者概述了多种自动驾驶车辆定位方法。 [59]的作者对通信与定位一体化系统的基本极限进行了综述。最后， [60], 的作者综述了太赫兹赋能的定位技术。

表I和表II总结了文献中现有的综述，这些综述研究了定位应用和用例，以及相关技术、系统模型、关键绩效指标（KPIs）和方法。然而，每篇综述的重点和目标各不相同，涉及的用例、技术和所列方法也各有差异。例如，几乎所有综述都涵盖室内和室外地面应用场景 [41]–[60],, 但只有 [49], [56], [59] 将非地面网络（NTN）纳入考量，只有 [49]研究了水下应用场景。就技术使能因素而言，每项研究都聚焦于其中的特定子集。具体而言，2020年以前的大多数综述都会考虑传感器、雷达和蜂窝系统 [41]–[43], [45]–[49], ，而2020年至2022年间的研究则恰恰相反，主要考察毫米波/太赫兹技术 [54]–[56], [59],[60]。此外，可见光定位（VLP）、波束成形、信道制图和可重构智能表面（RISs）等使能因素，仅在极少数综述中得到考虑。从系统模型的角度来看，只有部分研究为所讨论的技术提供了数学建模，例如 [44], [46], [50], [55], [59],[60]。从这些表格可以明显看出，现有文献中缺少一篇面向未来第六代移动通信无线网络、全面综述应用、用例、技术使能因素、系统模型、关键绩效指标和方法的研究。为弥补这一空白，并结合上述研究成果，本综述的总体目标是及时提供一份

并全面综述 6G 时代的定位应用、用例、系统模型、使能技术、方法和关键绩效指标，并识别研究空白、指出潜在的研究方向。具体而言，本综述探讨以下内容：

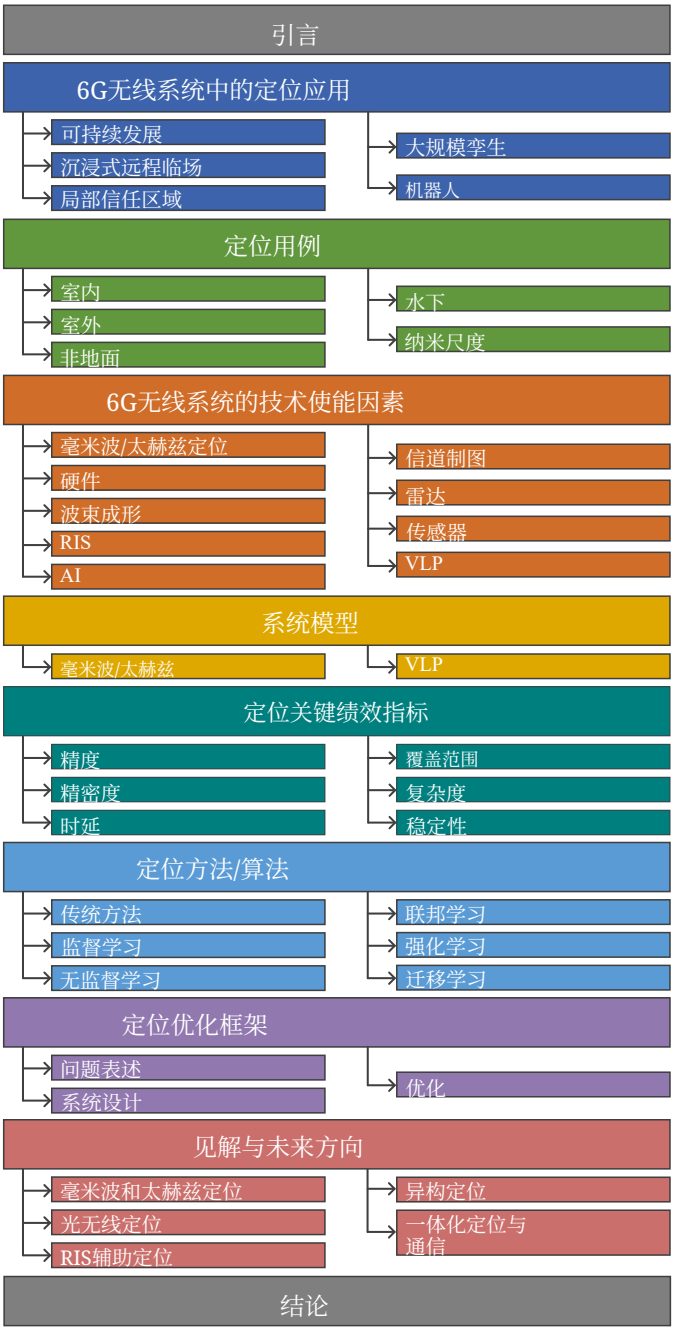


图 1. 本综述的整体结构。

- 介绍未来 6G无线网络的主要定位专用应用和用例。
- 探讨定位使能技术对推动无线系统最先进水平发展的贡献。
- 分析毫米波/太赫兹和可见光定位无线系统中视距（LOS）与非视距（NLOS）信道的系统模型，同时考虑经典反射器和可重构智能表面。
- 讨论定位方法用于衡量系统性能的主要关键绩效指标，并辅以数学表达式。
- 传统方法和基于学习的定位的最先进水平对方法/算法进行了研究，并提供了概念图示，帮助读者理解其基本原理。
- 介绍定位问题的建模、系统设计与优化。
- 探讨未来第六代移动通信无线系统的设计与改进方向，并提出见解。

本文其余部分安排如下：第二节介绍第六代移动通信无线系统的应用，第三节深入探讨用例及其与各种6G应用的关系。接下来，第四节介绍定位的技术使能因素。第五节

表I 近期定位调查与教程综述（2017—2019年）

Year	Ref.	应用	用例	技术	系统模型	KPIs	算法
2017	[41]	自动驾驶车辆-cle	室外	传感器	–	精度、可扩展性、可用性、恢复、可更新性，动态性	SLAM
2017	[42]	应急响应	室内室外	无线电信号，惯性测量单元（IMU）	–	精度，信息-tion 可访问性，适应性，可扩展性，物理鲁棒性，组装复杂度，设备的 size and 重量，能耗效率、成本	邻近度，三角测量，测距定-位/ 三边测量/ 多边定位，最大 似然 估计，航位推算，卡尔曼 滤波器，质心，粒子滤波器，指纹识别，视觉 分析，Map 匹配
2018	[43]	自动驾驶车辆-cles	室外	GPS/IMU，传感器，无线电 and 微波信号，可见光定位	–	精度，Dead 推算，位置误差，里程计，数据包 丢失，鲁棒性，首次定位时间	差分全球定位系统，辅助GPS，基于实时动态的技-术，同步定位与建图，随机样本共识、频率调制连续波 (FMCW) 基解决方案
2018	[44]	网络 规划 and 优化，应急响应	室内室外	蜂窝通信，无线局域网，传感器，毫米波	蜂窝通信	精度	概率无线电信号强度（RSS）指纹匹配，半监督和无监督学习小区标识符和 GPS 定位位置序列匹配，隐马尔可夫模型、贝叶斯学习，辅助GPS ，高级前向链路三边测量、随机森林模式匹配-学习、智能概率 层级式解决方案、同步定位与建图
2018	[45]	–	室内室外	无线电信号，无线局域网/蓝牙 ，传感器	–	精度	小区标识，RF 模式 匹配，到达时间（ToA）和时间到达时间差（TDoA）基础的方法 ，高级前向链路三边测量 ，自主式 ，差分tial，和辅助全球导航卫星系统
2018	[46]	–	室内	VLP	VLP	克拉美–罗´ 下界界（CRLB）、平方根 mean 平方 误差，功率效率	直接 定位，邻近度，几何 and 统计方法，指纹识别，映射
2019	[47]	智慧 农业，智能电网，智慧媒体，智慧城市，社会 计算，社会 IoT，e-商业 ，情感计算，网络 物理系统，可穿戴应用	室内室外	无线电信号，传感器	–	静态与动态反向散射模型	定向 and 环境无线电成像，信道 分集，阴影衰落，综合感知，无线电 网格，衍射理论，极端 学习机器 ，马尔可夫 模型 ，概率 分类，梯度指纹识别，支持向量 机（支持向量机），Deep 学习，字典学习
2019	[50]	–	室内室外	毫米波	毫米波 MIMO	精度，复杂性-ity	间接定位，直接定位-化、指纹识别
2019	[48]	个性化上下文感知网络，e-健康，灾害管理 and 恢复，安全，资产管理与跟踪	室内	WiFi，蓝牙，Zigbee，射频识别，VLP，声学，超声波	–	可用性、成本、效ergy 率，Re-测距，精度、时延、可扩展性	指纹识别/场景 分析，RSS，信道状态信息（CSI），到达角（AoA），Time 飞行时间（ToF），到达时间差，往返飞行时间（RFoF），以及基于到达相位的方法
2019	[49]	灾害管理，安全，IoT，水下探索	室内室外NTN水下	蜂窝通信，射频识别，传感器，声学 ，VLP	–	精度，复杂-ity	MDS

表II 近期定位调查与教程综述（2020年–2022年）

Year	Ref.	应用	用例	技术	系统模型	KPIs	算法
2020	[51]	自动驾驶车辆，任务关键型应用，IoT，Beam对齐in大规模MIMO系统	室内 室外	WiFi，蜂窝通信，蓝牙，传感器	–	精度	K近邻（KNN），高斯——过程、集成方法，神经网络（NN），卷积——定位神经网络（卷积神经网络）、循环神经网络（RNN）、自编码器、生成式和统计模型、深度信念网络、多维尺度分析、迁移学习
2020	[52]	定位and导航of室内环境，护理人员和跟踪，人人员管理，Fire救援and其他安全需求	室内	WiFi，蓝牙，VLP，磁性领域	–	精度，时延，复杂度、覆盖范围，鲁棒性	指纹
2020	[61], [62]	社交距离	室内 室外 NTN	WiFi、全球导航卫星系统，蜂窝通信，蓝牙，UWB，RFID	–	精度，时延，覆盖范围	三边测量、卡尔曼滤波器、基于接收信号强度-基于，基于到达时间差，辅助式-GNSS，增强型小区标识
2021	[53]	车辆定位，导航、跟踪	室内	射频识别，Sensors	–	精度，成本，en-能源效率，复-杂度	–
2021	[54]	环境建图，机器人定位，跟踪，定位and感知for电子健康，情境感知，雷达-基应用	室内 室外	毫米波，THz，Re-可重构智能表面（可重构智能表面）	–	–	有监督的，无监督，强化学习
2021	[55]	人、物体和车辆监测	室内 室外	毫米波，蜂窝通信	毫米波	精度	指纹识别，卡尔曼滤波器，扩展卡尔曼滤波器 扩展卡尔曼滤波器
2021	[63]	纳米网络	纳米尺度	THz	–	Accuraxy，复杂度	–
2022	[56]	多感官XR，远程临场感，智能运输，联网机器人技术and自主系统、无人机	室内 室外 NTN	毫米波，THz，传感器	–	精度，时延，精密度，能耗效率	跟踪、同步定位与建图、神经网络扩展卡尔曼滤波器
2022	[57]	精密度农业，映射，导航	室外	传感器	–	精度	扩展卡尔曼滤波器同步定位与建图，蒙特Carlo定位，视觉同步定位与建图、传感器融合同步定位与建图
2022	[58]	自动驾驶车-cles	室外	传感器	–	精度、F1分数	扩展卡尔曼滤波器、神经网络
2022	[59]	IoT智能家居，互联网车辆，UAV通信and导航，目标检测	室内 室外 NTN	WiFi，毫米波	协作and non-协作定位with MIMO and虚拟MIMO	精度，覆盖范围，复杂度，稳定性	–
2022	[60]	–	室内 室外	毫米波，THz	太赫兹与不使用可重构智能表面	精度，覆盖范围，时延、更新率，稳定性，可扩展性，移动性，复杂度	基于到达时间，基于到达时间差，AoA-基于，基于出发角，期望最大值-化，神经网络，卡尔曼滤波器，粒-子滤波器
本研究		自主供应链、智慧城市，制造业、扩展现实，地球监测，网络扩展，映射，传感器基础设施web，上下文感知网络，精密度医疗保健、安全，手势/动作识别、机器人，纳米尺度，e-健康、农业	室内 室外 NTN 水下 纳米尺度	毫米波，THz，硬件，波束成形ing，RIS，AI，信道制图，雷达，传感器，VLP	毫米波/太赫兹，VLP	精度、精密度，时延，覆盖范围，复杂度、稳定性	三角测量，卡尔曼滤波器，压缩感知、多维尺度分析、直接定位，群体智能，指纹识别，同步定位与建图，kNN，SVM，决策树，高斯过程，NNs，自编码器，卷积神经网络，循环神经网络，无监督学习、半监督学习，聚类，降维，联邦学习，强化学习（RL），Deep RL，迁移学习，流形学习，协作方法

重点介绍毫米波/太赫兹定位和可见光定位的系统模型，而各类定位方法的关键绩效指标则见第六节。第七节介绍了设想应用于未来6G无线网络的最先进传统定位方法、基于学习的定位方法及相关算法。第八节重点阐述定位问题建模、系统设计及其优化的主要方面。最后，第九节将本文的研究成果提炼为见解和未来方向，并在第十节给出结论。本文综述的整体结构如图1所示。

缩写和符号：本综述中出现的缩写列于表III，该表位于下一页顶部。除非另有说明，小写和大写粗体字母分别表示向量和矩阵，$(\cdot)^T$ 表示转置矩阵，$|\cdot|$ 表示绝对值，e^x 表示指数函数，$(\cdot)^{-1}$表示逆矩阵，而 a^b 表示 a 的 b 次幂。此外，cos(·)、sin(·)、arctan 2(·)和arcsin(·)分别表示余弦函数、正弦函数、双参数反正切函数和反正弦函数。$\log_2(\cdot)$表示二进制对数，Hilb$[\cdot]$ 表示希尔伯特函数，E$[\cdot]$表示期望值。此外，$tr(\cdot)$表示矩阵的迹，$I^{-1}(\cdot)$表示逆费 Fisher 矩阵。argmin(·)表示最小值的自变量，diag(·)表示对角矩阵，rank(·)表示矩阵的秩。最后，$\sqrt{\cdot}$ 表示平方根，$\sum_{i=1}^{N} x_i$ 表示 x_i 与 i 在$[1, N]$范围内的和。

II. 第六代移动通信无线系统中的定位应用

多种技术的发展彻底改变了定位领域，例如雷达、传感器、人工智能、毫米波、太赫兹、可见光通信和可重构智能表面。如图2所示，随着定位融入各种应用，它有望在下一代通信网络中发挥主导作用。一些典型示例包括：以厘米级至毫米级精密度确定设备的室外位置；在现有二维数据的基础上，结合对三维数据的可靠解读，实现精准的室内定位；或者将横滚、俯仰和偏航纳入定位过程。为实现这些目标，第六代移动通信承诺结合无线电定位与可见光通信定位，无论用户、物体或设备位于室内和/或室外，都能达到厘米级至毫米级的定位精度。

下文将详细分析定位在6G无线系统中的具体应用。具体而言，前两节根据所用硬件的性质，对各种定位应用进行区分。第二节A分析属于可持续发展范畴的应用，第二节B则详细介绍有助于实现沉浸式远程临场的应用。第二节C重点介绍了有望通过建立局部信任区域来实现人员和机器定位的6G应用。最后，第二节D和第二节E分别介绍了定位在下一代大规模孪生和机器人技术场景中的应用。

A. 可持续发展

为了实现联合国的可持续发展目标，并减轻对环境的影响，下一代无线接入技术（NG-RAT）承诺采取措施保护环境，并赋能人们改善自身生活和周围世界。NG-RAT计划服务于一系列用例，例如自主供应链、地球监测、电子健康和个性化上下文感知网络，以实现联合国的主要可持续发展目标。所有这些用例都有一个共同需求：定位；而定位又需要满足一系列关键绩效指标方面的标准。

1) 自主供应链：通过从产品制造之时一直监测到其最终使用和处置阶段，自主供应链能够节约材料和能耗，同时提高效率。具体而言，借助第六代移动通信的微型标签可以：(i) 推动供应链实现灵活性和适应性；(ii) 跟踪并记录所有产品的位置和状态；(iii) 实现去中心化的全球资产监测与管理系统；以及 (iv) 将所有产品连接到互联网 [64], [65]。例如，计算和移动通信技术的广泛应用，使供应链领域能够采用全新的末端配送方式。供应链运输过程的最后一公里所产生的费用，最高可占配送总费用的一半。包裹从仓储地点（如仓库）运往销售点或直接送至最终客户所在地的过程中，大部分时间都处于运输信号盲区，而可获得的实时信息却非常有限。最后，传统供应链无法满足在线购物对即时配送的需求。因此，供应链管理一直高度重视创新型技术解决方案。由此，基于第六代移动通信无线系统和雾计算的技术持续成熟，无疑将为下一轮技术创新带来大量机遇 [66]。后者借助虚拟网络功能、软件定义网络、人工智能以及同时适用于物理资源和虚拟资源的资源编排，可提供 וגמ וגמ וגמ的服务。这将为下一代配送系统在物流管理、协议兼容性和网络架构方面铺平道路；这些系统依赖无人机和配送机器人。

2）地球监测：联合国可持续发展目标包括全球实时监测。为实现这一目标，预计将部署大量低成本、可生物降解的设备，用于测量气候、收集气象数据，并跟踪全球各地的物种分布。需要以自主且稳健的方式进行布设，将大规模部署传感器所收集的测量值映射到数据的使用地点。所谓的“目的地地球”可实现近实时观测和监测环境中重要的因素，包括溶质浓度、生物多样性和天气 [67]。相互连接的环保型泛在传感器，通过地面广域网和无线网状网络，可实现此类监测

表III 缩写

1D	一维
2D	二维
3D	三维
3G	第三代
4D	四维
4G	第四代
5G	第五代
6G	第六代
AI	人工智能
AoA	到达角
AoD	出发角
AR	增强现实
BSE	光束分裂效应
CDF	累积分布函数
CMOS	互补金属氧化物半导体
CNN	卷积神经网络
COA	到达曲率
CS	压缩感知
CSI	信道状态信息
D2D	设备到设备
DL	深度学习
DoA	到达方向
DoD	出发方向
DOF	自由度
DT	数字孪生
EMND	增强型 MND
EKF	扩展卡尔曼滤波器
FDM	频分复用
FIM	费希尔信息矩阵
FL	联邦学习
FMCW	调频连续波
FOV	视场
伽利略卫星导航系统	欧洲全球卫星导航系统
GDoP	几何精度衰减因子
GLONASS	俄罗斯全球卫星导航系统
GNSS	全球导航卫星系统
GP	高斯过程
GPS	全球定位系统
GRU	门控循环单元
IoT	物联网
IVM	导入向量机
KF	卡尔曼滤波器
kNN	k个最近邻
KPI	关键绩效指标
LED	发光二极管
激光雷达	激光探测与测距
LOS	视距
LSTM	长短期记忆
MDS	多维尺度分析
MEM	微机电
MIMO	多输入多输出
ML	机器学习
毫米波	毫米波
MND	恶意节点检测
MR	混合现实
MSE	均方误差
NASA	美国国家航空航天局
下一代无线接入技术	下一代无线接入技术
NLOS	非视距
NN	神经网络
OFDM	正交频分复用
PARP	峰均功率比
PCA	主成分分析
PD	光电探测器
QoE	体验质量
QoPE	物理体验质量
QoS	服务质量
RaF	随机森林
RBF	径向基函数
RF	射频
RGB	红绿蓝
RIS	反射智能表面
RL	强化学习
RMS	均方根
RRN	循环神经网络
RSS	接收信号强度
RTT	往返时间
RX	接收机
SDG	可持续发展目标
SDN	软件定义网络
SINR	信号与干扰加噪声比
SLAM	同步定位与建图
SNR	信噪比
SotA	最新技术
SVM	支持向量机
TDoA	到达时间差
TDM	时分复用
THz	太赫兹
TL	迁移学习
ToA	到达时间
ToF	飞行时间
TX	发射机
UAV	无人驾驶飞行器
UFK	无迹卡尔曼滤波器
UGV	无人驾驶地面车辆
UN	联合国
超可靠低时延通信	超可靠低时延通信
UWB	超宽带
VLC	可见光通信
VLP	可见光定位
VNF	虚拟网络功能
WiFi	无线保真
WSN	无线传感器网络
XLM	扩展学习机
XR	扩展现实

任务。这有助于在现代技术有限、欠发达地区开展数据收集。相关案例包括通过人类活动保护濒危生态系统，例如调整气候模型和/或监测环境条件，以防止疾病传播 [68]。因此，未来6G网络的目标应包括开发地球监测系统。通过整合协同工作的微型传感器，网络得到增强，这些传感器共同构建“传感器基础设施网络”，其中包含一个用于跟踪地球生态系统状态的全球传感器网络 [69]。气候变化尤其威胁着人类在地球上的生存可持续性变化。为此，气候协议旨在为气候预算带来净正效益。由于数据呈指数级增长，未来的网络需要大幅降低其能源足迹。为此，绿色定位方法非常适合在此背景下用于节能。

3）电子健康：通过采用低成本的6G网络，可以让世界上很大一部分人口更容易获得医疗保健。远程医疗保健在世界各地广泛应用，为生活在偏远地区或无法前往接受医疗治疗的人提供服务。远程医疗和其他形式的远程健康监测使这项服务成为可能 [70]。远程医疗是指

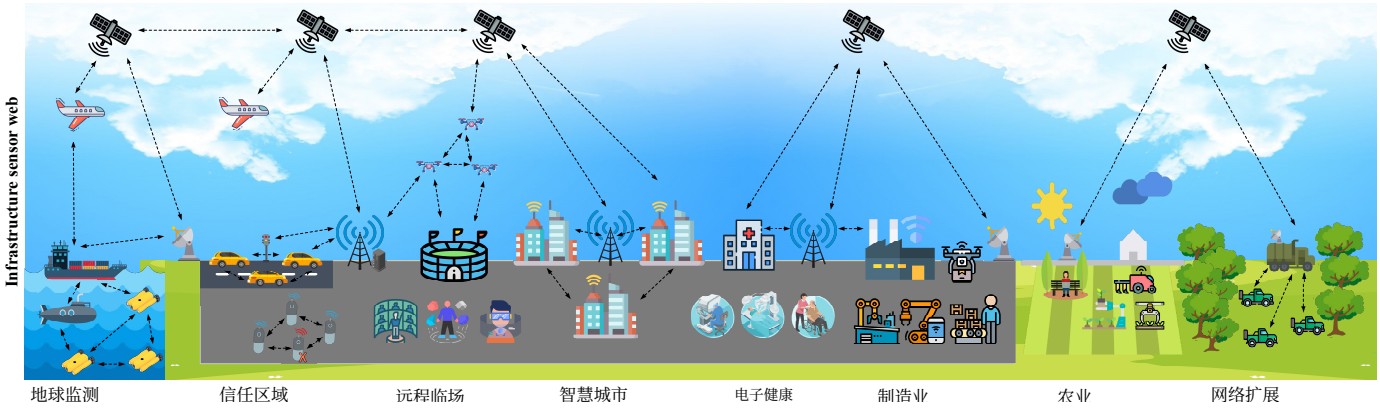


图2. 定位辅助应用

远程治疗、诊断和评估患者。借助增强现实/虚拟现实/扩展现实，患者和医生可以进行几乎与面对面就诊无异的交流。目前，远程医疗采用高质量的视频会议；随着全息技术的快速发展，预计不久之后也会采用这项技术。无线体域网和可穿戴设备只是已开始广泛部署的医疗物联网技术中的两个例子，可用于远程健康监测 [71]。正如实时监测系统通过跟踪紧急情况使整个社会受益一样，未来的6G赋能的电子健康系统将能够提供即时治疗。然而，新技术普及速度缓慢，成为实现这一目标的一大障碍。此外，糖尿病患者等需要持续监测的人也可以放心，因为借助数字化用药，他们的剂量能够得到调整。最后，通过向偏远地区部署无人机，可以协助采集测试样本。为确保通过部署无人机改善远程医疗保健时能够有效采集样本，垂直方向 $0.1-0.3$ m、水平面内 $0.1-0.5$ m测距范围内的定位精度必须满足严格要求。为了实现跟踪，尤其是在着陆以及样本采集/交付过程中，可用性必须达到高达99.99%的水平。

4）个性化上下文感知网络：预计第六代移动通信能够在通信与定位协议中实现情境解读。人类能够理解自身的活动，是因为他们所处的组织、文化和物理环境。为此，需要综合理解一项行动的时间和活动要素，并量化描述相关实体，如物品、地点或人。识别人类和技术情境的能力，对于实现第六代移动通信网络同样至关重要 [54]。

情境理解将有助于多种第六代移动通信应用。通过仅在效率最高时进行通信，应用可以显著降低整体能源足迹。基于上下文对数据传输进行精准预测，为按需提高吞吐量铺平了道路。为实现超个性化，可以利用上下文感知，智能地将个性化算法重新部署到网络中存储和计算快速便捷的区域。例如，在医疗保健场景中，融合传感器数据对于发现模式和偏差至关重要，而智能存储和分布式处理能力使这一目标成为可能 [72], [73]。此外，上下文感知支持多模态定位，使移动设备能够根据当前位置在不同信道和通信技术之间切换。借助多模态能力，设备可以在国家技术和私有技术之间进行选择，从而降低功耗并提升服务质量。通信方式的这种多样性要求采用上下文感知定位方法 [74]。

预计以下情境感知领域的发展将使6G网络受益。情境感知技术能够追踪历史信息并解读时间数据，从而识别模式和异常值，进而改进异常检测协议。例如，这对于超个性化至关重要，因为它需要追踪用户状态的即时变化。此外，复杂的时间情境检测算法还会带来独特的隐私风险，因为它们会将私密信息（即人体生理数据）与公开信息（如环境变量）整合起来。我们需要智能安全解决方案，以便在基础设施的不同部分存储和分析这些数据。最后，实现分布式上下文感知需要对上下文参数进行大量标准化。如果没有明确的上下文参数解释规则，就很难构建能够将情境转化为应用资产的网络。要对上下文操作规则和参数进行标准化，从而实现公平的数据经济，允许由多元生态系统管理的多个数据源进行组合与流通，这对这类上下文感知功能的实施和采用构成了重大挑战。

B. 沉浸式远程临场

沉浸式远程临场使用户能够调动所有感官，与远程环境中的设备、人和／或物体进行交互。其容量将进一步夯实完整信息物理世界的基础

，提供不受阻碍、近乎实时的全息体验和混合现实。这种增强的容量有望适用于混合现实工作，以及完全沉浸式娱乐，例如体育、游戏、现场活动等。远程临场范畴下的所有用例都有一个共同点：都需要定位，以实现手势与动作识别、扩展现实等特征。

1）手势与动作识别：第六代移动通信更高的频率范围可提升精密度和分辨率，从而捕捉更细微的手势和动作。随着先进计算机技术和普及的人工智能方法问世，[75]，手势与活动识别开启了一个新时代。近期的定位与感知将不再局限于单一空间，而是拓展至规模庞大且复杂的环境。这使得无需任何额外设备，即可广泛记录手势并检测活动。设想中，每个基站都将充当传感器，与用户设备协同工作，以更全面地了解其所处环境，从而显著提升性能。此外，基站还能够实现仅靠用户设备无法达到的大幅测距提升，并将收集到的数据传播至云端或邻近建筑物。

智能环境可利用较高的分类准确率，纳入行为检测、手势与动作识别、入侵者检测等特征 [76]。同样，智能医院中的患者也可受益于设施的医疗康复系统所支持的自动化患者监测。在此类环境中，不当的手势或动作会触发通知，从而大幅提升安全性及所提供的服务（即康复服务）。要实现弹奏虚拟钢琴等更高级的非接触式活动，就需要更准确的定位能力和更高的分类精密度。假设黑键的平均宽度为 $10-11$ 毫米，那么测定手指与琴板之间垂直距离以及其相对于虚拟琴键的水平位置时，预期精度为 3 毫米。此外，为了演奏出悦耳的曲调，识别概率应高于 99%。

2) 扩展现实：在整个增强现实/虚拟现实频谱中，扩展现实将为第六代移动通信提供多种应用。由于难以为数据速率需求高的应用提供极低时延，即将推出的5G系统仍无法提供能够捕捉所有感官输入的完全沉浸式扩展现实体验。打造沉浸式增强现实/虚拟现实/扩展现实体验，需要进行协同设计，兼顾技术与感知方面的考量。工程方法必须考虑人类感知的上限和下限。为实现这一目标，需要将传统的服务质量指标（即速率和时延）以及体验质量指标（如平均意见分）与用户自身的生理要素相结合，因此有必要提出一种新的生理体验质量（QoPE）指标。非语言线索、生理过程和心理处理等多种因素都可能影响QoPE。例如，在 [77], 中，我们展示了在超可靠低时延通信条件下，人脑可能无法区分不同的时延指标。同时，如 [78] 所示，感官输入，尤其是触觉和视觉，对于优化可用资源的利用至关重要。此外，借助扩展现实，可以在确定最终设计之前测试各种构想，还能让企业根据客户自身的需求和具体情况提供定制化服务。要提供既适合用户当前位置又切实可行的扩展现实解决方案，对提供服务的设备进行第六代移动通信定位至关重要。因此，扩展现实用户需要精确定位，以便设备接收正确的数据。例如，购物者在零售中心漫步时，可以使用增强现实广告。另一个应用场景是，扩展现实可以将计算机生成图像或仿真叠加到现实世界中。不过，在这一特定场景下，需要更高的精密度。

C. 局部信任区域

局部信任区域相关用例凸显了对一种框架的需求，该框架要求下一代无线接入技术支持可适配架构，使企业和服务能够将最敏感的数据保留在自己的网络内。这一广泛类别中的一些示例包括：(i) 无基础设施网络扩展；(ii) 传感器基础设施网络；(iii) 精准医疗保健；以及 (iv) 安全与隐私。上述所有用例簇都需要定位。

1) 无基础设施网络扩展：此用例要求暂时扩大网络覆盖范围，尤其是在需要服务的设备数量较多且位于网络边缘附近时。这类用例几乎无处不在。常见情况发生在农村地区，那里覆盖范围有限且性能水平不稳定。在生产环境中，同一供应商的大量模块、计算机和车辆可能通过无基础设施网络相互连接；这些网络作为基础设施网络的底层网络，并需要以自适应、快速的方式解决几何一致性问题 [79]。例如，自动驾驶车辆编队已用于农业收割。每辆车都应与其他车辆保持距离以避免事故，并协同工作以找到穿越作业区域的路线。即使车辆处于覆盖区域边缘，也必须确保其安全运行。应用所需的更新速率应与车辆当前行驶速度成正比。协同定位一词有时用于描述此类应用。最后，这些用例大多涉及由节点构成的无基础设施网络；这些节点可能各自独立移动，以支持直接的设备到设备连接；或者涉及沿着紧密关联轨迹移动的一组传感器节点。

2）传感器基础设施网络：传感器基础设施网络由NASA 引入 [80]。它由能够实现协同定位与感知的智能基础设施组成。这些基础设施由配备传感器的不同节点构成，这些传感器不仅收集信息，还彼此通信以调整自身行为 [81]。近年来，随着物联网、智慧城市以及全球地球观测系统之系统（GEOSS）的发展，数以千万计的移动、机载、原位和空间传感器已部署于不同域中，用途各异。地球上的城市地区

过去从未以如此动态且深入的方式进行监测。为适应这一场景，预计第六代移动通信能够为感知能力几乎为零的设备提供定位数据，例如引导车辆穿过陌生区域，而该车辆的车载传感器不足以理解周围环境。要向缺乏感知能力的设备传达相关感知信息，就需要准确的设备定位；这对于实现此类用例至关重要。例如，在灾害管理应用中，传感器基础设施网络能够结合原位传感器和空间传感器收集数据，用于火山灾害监测；也可以利用轨道空间传感器（如卫星）定位洪水指标或野火热点 [82]。

3）精准医疗：精准医学已成为以个体化方式治疗和预防疾病的一种手段。借助在人体软组织内移动的无线纳米级机器人进行药物投放，是实现个体化治疗的基础，这种方式不同于传统的“一刀切”方法。为持续掌握患者的健康状况，将利用6G连接收集基于传感器的数据。利用第六代移动通信所提供的广泛覆盖区域，无论患者所患疾病的性质或当前健康状况如何，都可以通过患者监测与追踪来确保其安全。预期的6G定位容量将通过提供更高的精密度，为所有这些不同的应用带来益处，从而实现精准医疗，例如人体上的医疗设备放置、小型机器人、患者监测与追踪，以及远程手术。

在上述应用中，远程手术是一种独特的尖端精准医疗应用场景：外科医生和驻于不同地点的专业操作员共同操作一个或多个机械臂。用于接收反馈和控制手术器械的数据必须在相距甚远的地点之间可靠传输。预计第六代移动通信技术将实现高速率超可靠低时延通信，使机械臂能够复现外科医生自然的手部动作并提供触觉输入，从而增强外科医生的感知能力和灵活性。被称为协作手术系统的更先进技术，可以让医生与机器协同工作，以在手术过程中取得更好的效果。要成功实施远程手术，组织和手术设备都必须实现精确定位。

4）纳米尺度定位：纳米技术领域的最新突破为纳米尺寸器件带来了曙光，这些器件将催生大量创新应用。纳米技术有望造福的诸多引人入胜的领域中，体内治疗便是其一。抗生素耐药性或许能在分子层面检测，药物可以精准递送，神经外科手术也可以针对大脑的特定区域实施。要实现此类应用，就必须在体内构建由纳米器件组成的网络，使其随后在循环系统中移动，在特定区域按指令作出响应，并将检测结果报告给更强大的体域网（BAN） [83]。在此情境下，纳米器件的尺寸被假定与红细胞相近，以防其进入血液循环后引发凝血。由于体积微小，这些纳米节点很可能只能依靠能量采集来运行 [84]。由于能耗有限且外形尺寸较小，预计这些纳米节点只能被动流动，即无法通过机械引导到达指定位置。

基于上述内容，纳米节点定位对于调节其运行至关重要。例如，为了发出控制命令，纳米节点与外界之间的双向通信必不可少。在此类场景中，太赫兹通信构成了一项可行的技术赋能手段，因为体内纳米节点的首要要求——小型收发器外形尺寸——只有通过在这些频率下进行传输才能实现。然而，太赫兹频段受到多种限制的影响，例如较高的散射和扩散损耗会限制太赫兹波的传播距离。太赫兹赋能纳米尺度定位面临的主要挑战包括：(i) 保持纳米节点较低的复杂度和能耗；(ii) 克服体内太赫兹传播所产生的显著衰减；以及 (iii) 实现网络可扩展性 [63]。

目前，针对纳米尺度网络及其定位方法的研究仍然有限，在应对其中一部分挑战方面也受到制约。具体而言，文献 [85], 提出了一种太赫兹赋能网络架构，可实现对能量采集型体内纳米节点的精细定位，以及其与外界之间的双向通信。该方法列举了软件定义超材料，以及基于位置感知和唤醒无线电的无线纳米通信范式，以实现体内纳米网络新颖的能量采集能力。作者认为，所提出的设计能够利用大量纳米节点，克服体内太赫兹传播测距有限以及纳米节点活动范围受到严重限制等问题。此外，在 [86], [87], 中，作者探索了血流中流动纳米传感器识别、定位并报告人体异常的潜力。该研究重点识别群体感应分子并评估其性能。作者使用马尔可夫链模型模拟纳米传感器在血管中的运动，并应用机器学习模型预测其轨迹。结果验证了所研究方法在身体多个区域中的检测与定位能力，展示了其识别血管异常的实用价值。

5）安全与隐私：在提升定位精度、采样效率以及抵御间歇性连接中断的同时，定位安全问题也日益成为研究热点。干扰和欺骗是两种蓄意干扰方式，会降低或阻止对全球导航卫星系统信号 [88] 的计算。在此背景下，保护个人隐私意味着阻止全球导航卫星系统接收机运行，因为这些接收机可能会追踪用户的行踪，并将相关信息传递给其他方。如果未能正确识别干扰信号并减轻其影响，使用干扰器就会导致定位精度降低，甚至全球导航卫星系统信号完全丢失，从而可能造成灾难性损失。政治活动人士、网络罪犯和外国也会蓄意干预，以扰乱其他方的网络。另一方面，欺骗是指恶意广播虚假的

类全球导航卫星系统信号以欺骗接收机。欺骗最难的环节是识别欺骗行为。幸运的是，攻击者必须能够生成真实的全球导航卫星系统信号，包括数据、调制和定时；使时间同步与真实的全球导航卫星系统时间保持接近；并调整信号功率等级，使其与真实信号相符，才能实施逼真的欺骗攻击。

有许多将安全因素纳入考量的定位方法。最先进水平的安全感知技术通常计算需求较高，侧重于基于结构的攻击，假设网络是静态的，甚至采用一些在现实环境中未必成立的大胆假设。一个常见问题是，当预期锚节点或未知节点会实施恶意行为时，要么没有明确给出攻击模型，要么只定义了对这类恶意节点的检测，而未进一步说明如何处理已发现的节点。例如，利用外部距离攻击所引发的噪声特性， [89] 的作者提出了一种轻量级的安全基于到达时间的定位技术，可防御无线传感器网络中的冒充攻击。

基于聚类和一致性评估的恶意节点检测（MND）及其改进的安全变体——增强型 MND（EMND），通过基于密度的空间聚类来识别异常节点簇 [90]。随后，它们利用序贯概率比检验来找出网络中的恶意节点。仿真结果表明，所提出的算法比当前最先进水平的方法更准确、更高效。所提算法的一个缺点是，被恶意标记的锚节点无法洗清污名并恢复其在网络中的可信状态。此外，在 [91]，中，作者提出了一种计算开销极低的方法，同时保留了无测距技术的优点，包括部署成本低、复杂度低，以及增强对安全定位系统攻击的抵御能力。由于该方法具有分布式特性，因此无需依赖外部资源或单点故障，从而能够识别并滤除恶意或故障的锚节点，提高定位精度。

最后，入侵者可能会利用安全漏洞骚扰用户、闯入用户家中、盗用用户身份等。过去曾多次有人对智能手机和可穿戴设备上太赫兹通信即将普及所引发的隐私问题表示担忧 [92], [93]。攻击者或恶意设备可能会利用基于太赫兹的遥感和透视成像，从而危及用户隐私。此外，人们正利用第四代移动通信技术和第五代移动通信信号开发类雷达定位系统，并推进全双工通信技术 [94], [95], ，这些技术有望扩展至超越5G。射频指纹识别 [96]，[97] 即使不提供设备标识符，也可能识别出用户设备，这凸显了将高分辨率摄影与机器学习算法相结合所带来的潜在隐私风险。

D. 大规模孪生

未来无线接入网旨在弥合物理世界与数字世界之间的差距，从而能够创建数字对应体，呈现现实世界中任何事物的数字对应体 [98]。创建可信、高效且有效的数字副本，以复现任何物理对象的能力，将开辟迄今难以想象的探索途径，例如：(i) 更有效地利用资源，对农业的长期可持续发展产生积极影响；(ii) 通过开发四维时空交互地图，助力打造完全智慧化的城市；(iii) 构建空间的数字地图，一次性跟踪智能工厂各个角落的运行情况。

数字孪生（DT）的开发或将从特定时间和地点发生的现实世界事件数据中获益匪浅。连接至第六代移动通信的标签可附着在现实物品上，以生成数字副本；此外，还可收集感测数据，并将其与时间戳关联，从而准确显示数据的采集时间 [98]。然而，如何准确定位这些设备仍面临困难，尤其是在GPS拒止环境中部署时。人们正在构建6G广域网，以满足数字孪生的通信需求；这些网络也可用于定位，从而解决这一问题 [99]。此外，在某些用例中，还需要定位和检测未通过第六代移动通信标签或其他支持第六代移动通信的设备连接至数字世界的物品。在这种情况下，可利用基于无线电信号的感知来收集被动式物品的数据，例如其位置以及其出现的时间。补充非活动物品的数据十分有用，因为数字孪生通常仅包含可通过网络访问的实体物品的数字副本。

1）农业：农业领域的机器人解决方案研究与应用已取得诸多进展，预计近期还会涌现新的成果 [100]。农民日益认识到机器人对农业的影响，这推动了该领域对自主机械的需求增长。机器人正承担多种任务，包括施肥、灌溉、收割、播种等 [101]。在此情境下，设计和开发能够让机器人在各种环境中安全移动的技术方案至关重要。这些进展带来的基本需求，是在不同农业环境中对机器人进行定位。迄今为止，全球导航卫星系统（GNSS）是最常用的技术 [102]。由于卫星信号受到遮挡和多重反射，在许多农业区域使用 GNSS 并不可靠 [103]。因此，亟须研究并开发智能系统，利用各种传感器模态和数据源计算机器人的位置。为此，最先进的方法是同步定位与建图（SLAM） [104]。该方法在预测机器人状态的同时，对周边区域进行映射。机器人模型通常包含机器人的位置，在某些情况下还包括其速度、校准因子和传感器偏移量。地图是对机器人机载传感器探测到的智能体的三维表示，可在定位过程中用作参照。创建地图通常对于提供周边环境的详细信息至关重要。此外，机器人每次穿行于环境中时，都可以更新并重复使用地图。最后，视觉里程计是最

受欢迎的 SLAM 替代方案之一，它仅以图像数据为输入，便能够预测机载摄像头的运动 [105]。

2）智慧城市：为了提升城市居民的生活质量，全面的智慧城市必须提供丰富的数据，例如包含控制公用设施实时数据的城市数字复现，以及污染地图、交通等数据 [106]。交互式四维地图是沉浸式智慧城市的重要组成部分，因为它可用于更好地规划和设计运输、废物管理、管道系统、电气布线等必要基础设施和服务 [107]。要实现这种动态地图，必须对用于跟踪、监测和更新这些服务状态的传感器进行定位。此外，还可以在路边部署设备以协助通信，同时充当城市各个区域的交通监测器。

用户在特定位置接收到的无线电信号，会以可预测的方式受到周围物理环境特征的影响 [108]。例如，由于存在建筑物等城市基础设施，位于街道层面的用户设备可能会接收到经过多次反射传播的信号。目标附近树木的存在会使无线电信号发生反射。通过推断用户位置处的地形类型，我们可以更好地绘制蜂窝基站周围的地貌。最后，由于每一处基础设施都有虚拟呈现，大规模数字孪生可能会在未来的智能建筑中发挥重要作用。为此，必须确定设施内每个加热器、灯、电灯开关及其他受控装置的精确位置。这不仅能用于建筑物的日常运行，其智能化和自动化还将大幅降低建筑物的调试成本。

3）制造业：随着我们迈向工业5.0，机器和机器人将变得更加自主，只需少量人工监督 [109]。因此，高精度生产流程离不开先进的控制机制。具体而言，为了快速发展工业系统并实现其运行自动化 [110]，需要每平方公里达到 10^7 的连接密度、数百微秒量级的时延 [2]，，以及 Tbps 量级的数据速率。太赫兹网络是实现如此高数据速率的自然选择。然而，在将太赫兹网络用于工业5.0应用时，仍有若干障碍亟待解决，例如精密控制机制、密集覆盖和零时延。此外，6G网络的定位能力极有潜力推动工业应用场景的发展 [111]。从物流、制造业到采矿和运输等众多行业，都将受益于利用位置数据改进并自动化其运营 [112]。在工厂自动化和工业控制中，（移动）终端、机器人乃至整个网络都将从位置数据中获益良多。前者能够更合理地分配和调控资源，并提高处理效率；后者则能更有效地引导终端移动。

E. 机器人协调与交互

局部位姿跟踪和全局定位是移动机器人定位问题的两种基本类型。确定机器人的初始姿态后，局部位姿跟踪问题的重点便是随时间持续跟踪该姿态。相比之下，全局定位问题要求机器人独立确定自身位置，并尽可能降低姿态预测的不确定性。机器人启动时的初始姿态估计对于在位姿跟踪失败时重新定位机器人、实现自主导航等任务至关重要。此外，过去几十年来，人们研究了许多定位策略；如今，采用贝叶斯滤波器、蒙特卡洛粒子滤波器、马尔可夫粒子滤波器和扩展卡尔曼滤波器的概率方法已成为最受欢迎且经过充分验证的选择 [113]。机器人定位主要有两种用途：（i）与人类互动，以便在日常生活和工业环境中完成目标；（ii）对环境进行定位与制图，使机器人能够确定自身在空间中的位置、朝向，以及彼此之间和相对于周围环境的方位。

1) 交互：预计第六代移动通信无线系统将为人机协作奠定技术基础。因此，协作机器人将在家庭和商业环境中得到广泛应用。此外，协作机器人在家庭和消费领域中的重要性将日益提升，逐步超越如今家用机器人助手的角色。协作机器人还将应用于制造业，以促进各类产品的柔性生产，包括高度个性化和定制化的产品。支持高更新率的协作机器人精确三维定位对其高效运行至关重要；协作机器人还需具备感知环境的能力，而前者尤其有助于实现同步、不间断且顺畅的协作。预计协作机器人将利用这些数据作为输入来规划并执行行动，既可以单独行动，也可以组成群体来实现目标。此外，协作机器人采用一种共生自主技术，使机器人能够意识到自身在感知、运动和认知方面的局限，并主动寻求人类协助完成物体操作等任务。协作机器人在1000公里挑战中的成功，证明了其定位系统在长期部署期间具有良好的稳定性和精度 [114],，即使存在环境波动也是如此。为此，机器人上运行的监控脚本会跟踪任务执行状态，并在机器人需要帮助时联系研究人员。因此，机器人部署中有超过百分之九十无需人工介入即可重置机器人定位。

2）映射：当 GPS 信号较弱或无法接收时，移动机器人可以使用同步定位与建图（SLAM）创建周围环境的一致地图，同时计算自身位置 [115]。在自主导航与定位领域，SLAM 被广泛认为是一项关键挑战 [57]。解决长期实时同步定位与建图这一难题，能够大幅提升移动机器人在陌生环境中的自主能力；这一问题主要聚焦于

两个核心组成部分：定位与制图 [116],[117]。通过精准可靠的定位，可以确定机器人当前在空间中的位置。无需预先了解机器人的位置即可进行同步建图，从而将对周围环境的零散认知整合为一个连贯的整体 [118]。配备强大 SLAM 算法的自主移动机器人已在各种应用场景中发挥重要作用，包括在空域、地下采矿、崎岖地形等恶劣环境中进行探索，以及水下监视 [119]。

自20世纪80年代问世以来，同步定位与建图在三十余年的发展历程中取得了显著进步 [120]。算法已从基于滤波的方法转向基于优化的方法，并从单线程方法发展为多线程方法。声呐已被二维/三维激光探测与测距（Lidar）系统，以及单目、双目、红绿蓝-深度、飞行时间（ToF）和其他摄像头所取代。目前主要使用三种同步定位与建图方法：视觉同步定位与建图、多传感器融合同步定位与建图以及激光雷达同步定位与建图。视觉同步定位与建图利用多帧图像和多视图几何的先验知识估计其姿态，随后将该估计与由位姿变化累积所得的深度信息相结合。尤其值得注意的是，RGBD摄像头无需进一步处理即可获取深度数据。为完成定位，激光雷达同步定位与建图中的同步定位与建图算法会匹配并比较不同时期的点云，以确定机器人相对于周围环境移动及其姿态变化时所行进的距离。受限于单个二维/三维激光雷达或摄像头的局限性，多传感器融合同步定位与建图近年来日益受到关注。用于融合算法的最常见传感器包括激光雷达、摄像头、惯性测量单元、车轮里程计和全球导航卫星系统（GNSS）。

SLAM 技术在各种应用中需求旺盛，包括但不限于无人机（UAV） [121], 无人地面车辆（UGV） [122], 室内自主移动机器人 [123],以及虚拟现实/增强现实硬件 [124]。绝大多数增强现实系统都需要预先了解周围环境才能运行。相比之下，SLAM 算法和硬件的发展使传感器能够重建自由形态的室内场景，而无需进行实时地图初始化。由于全球导航卫星系统信号无法完全穿透建筑物，因此在室内部署机器人更具挑战性，而传统定位依赖社区地标和标识牌。SLAM 与惯性测量单元协同工作，便可解决这一问题 [123]。对于无人地面车辆和无人机而言，SLAM 也是一项关键工具。具体来说，传感器融合同步定位与建图正迅速取代其他方法，用于同步构建地图、定位无人驾驶车辆，以及在未知区域实现自主导航 [121], [122]。总而言之，SLAM 已广泛应用于许多不同领域，未来应用前景广阔。

III. 定位用例

本节根据第二节中提及的定位要求和应用，介绍未来无线系统的用例。为此，图 3（见下一页顶部）展示了各项应用及其对应的关键绩效指标和相关用例。

A. 室内

近年来，无线设备的迅速普及催生了室内定位等服务。在建筑物内确定人员或设备的位置，称为“室内定位”。过去十年间，人们对室内设备定位开展了大量研究，研究场景主要是工业环境，以及无线传感器网络和机器人技术领域。随着具备无线通信能力的智能手机和可穿戴设备得到广泛应用，对这些设备进行定位与跟踪也就等同于对相应用户进行定位与跟踪，进而催生了庞大的相关应用和服务生态系统。精确确定用户或设备位置的能力，在自主供应链、电子健康、精准医疗、个性化上下文感知网络、扩展现实、手势与动作识别、传感器基础设施网络、安全与隐私、农业、智慧城市、制造业，以及机器人交互和映射等领域都有诸多实际应用。

B. 室外

准确的定位数据对于许多室外应用至关重要，例如在未知区域导航以及监测公司车辆的位置。然而，在高楼林立的城市峡谷或地下停车场中，建筑物墙壁会阻挡全球导航卫星系统参考信号，因此全球导航卫星系统覆盖范围有限。当前的毫米波蜂窝网络以及即将部署的亚太赫兹蜂窝网络，在全球导航卫星系统无法满足应用关键绩效指标的场景中，为定位带来了良好前景。在毫米波频段，第五代移动通信支持高达 400 MHz 的可调信道带宽；配备数百个天线组件且半功率波束宽度较窄的相控阵也已实现商业化。未来的 6G无线系统将迁移至 100 GHz 以上的频段，届时可分配数 GHz 的信道带宽。将无线传播信道的估计状态纳入考量的策略，一直是无线系统定位研究的重点。信道脉冲响应、传播时延、到达角和接收信号强度，只是网络在一个或多个位置（通常是基站和用户设备）测量或估计的部分传播参数。此外，用户位置指纹识别也可通过几何方式进行解释、与现有数据库进行比较，或用于在地图上定位用户。最后，本文讨论的室外定位用例涵盖了本文所述的所有应用。

C. 非地面

随着卫星定位技术的快速发展，非地面定位已变得无处不在，使以往不便完成的任务对大众来说更加轻松。在非地面定位领域，全球导航卫星系统（GNSS）是应用最广泛的解决方案，由运行在

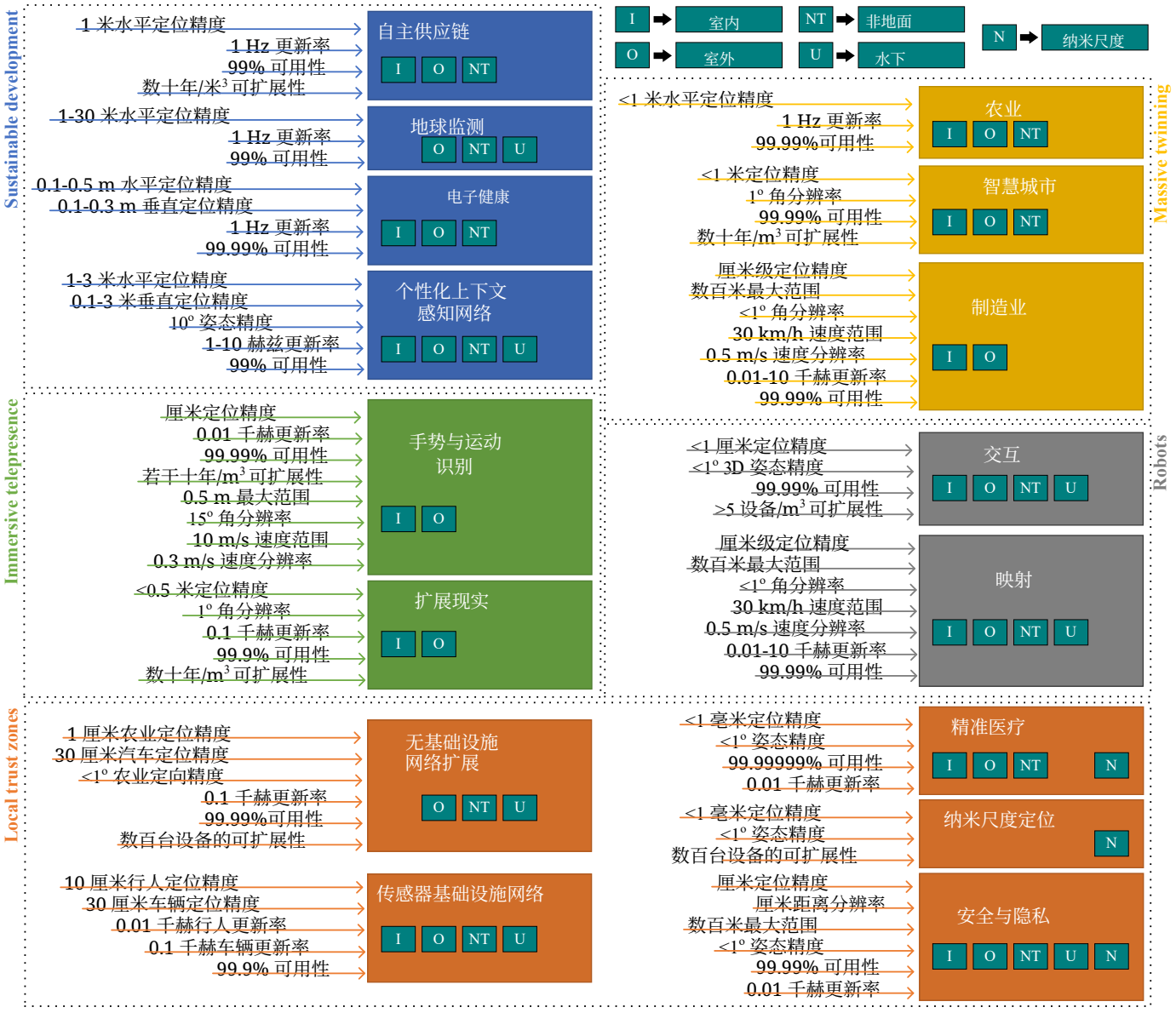


图3. 定位用例

地球同步轨道上的人造卫星星座组成，可实时传输位置和授时信息。截至撰写本文时，已有四种主要的非地面系统投入使用：（i）欧洲的伽利略卫星导航系统，（ii）美国的 GPS，（iii）中国的北斗，（iv）俄罗斯的 GLONASS。这些系统可提供 1 – 10 米的精度，且设备自主性较低。GPS 最初由美国海军设计使用，是一种包含位置和时间信息的无线电导航与定位系统；而 GLONASS 作为第二代军用卫星导航系统，在抵御干扰方面的技术能力优于 GPS，但其单点精密度不及 GPS。此外，北斗卫星导航系统是中国自主研发、覆盖全球的卫星导航系统；伽利略卫星导航系统采用两个地面控制中心和 30 颗卫星，在欧洲的覆盖范围更广。基于这些系统，未来无线系统的非地面定位应用包括自主供应链、地球监测、电子健康、个性化上下文感知网络、农业、智慧城市、机器人辅助测绘、无基础设施网络扩展、传感器基础设施网络、精准医疗，以及安全与隐私。

D. 水下

近年来，水下无线系统已将定位技术应用于许多不同的目的。每种实现方式在各自的领域都至关重要，其中一些还有助于推动海洋探索，以满足多种水下应用的需求，例如水下监视、自然灾害预警系统、海洋学数据采集、辅助导航等。例如，传感器可测量基底强度和系泊张力等特定特征，用于海洋工程应用，以监测系泊环境的结构状况。因此，水下无线定位的基本应用

系统包括地球监测、传感器基础设施网络、个性化上下文感知网络、映射、安全与隐私，以及无基础设施网络扩展。

E. 纳米尺度

太赫兹纳米网络预计将支持种类繁多的应用，其中许多应用需要对纳米节点进行定位甚至跟踪。由于节点具有纳米尺度特性，定位与跟踪功能必须在极其有限的能量预算下运行，同时还要保持较高的精密度，因为纳米节点体积很小。此外，由于太赫兹频段纳米通信的测距范围有限，定位可能需要采用多跳方式，而其缺点是每增加一跳，定位误差都会增大。目前针对工作于太赫兹频段的纳米节点定位所开展的研究较少，较有代表性的方法是利用测距和跳数计数，估算给定区域内所有纳米节点的位置。前一种方法通过计算所考察的两个纳米节点之间的跳数来确定其位置；后一种方法则假设所有纳米节点均集群在一起，以减少开销和能量耗散。这些技术的一个局限是，随着跳数增加，定位误差会不断累积，导致其精度不可避免地下降。纳米尺度定位的主要关键绩效指标是低能耗和高精密度，而相关的开放挑战包括对非自由空间传播条件下此类系统的建模、硬件缺陷，以及纳米节点的频率和角度依赖响应。

IV. 第六代移动通信无线系统的技术使能因素

本节旨在阐明未来 6G网络中定位的关键技术使能因素。具体而言，第四节-A介绍毫米波和太赫兹定位技术的当前最先进水平。接下来，第四节-B探讨与定位方法相关的主要硬件进展，而第四节-C和第四节-D则阐述波束成形和可重构智能表面在未来 6G网络定位范式中的作用。第四节-E和第四节-F分别介绍人工智能和信道制图方法的影响。第四节-G讨论可实现定位应用的基于雷达的技术，第四节-H则讨论基于传感器的技术。最后，第四节-I分析基于可见光的定位方法。

A. 毫米波/太赫兹定位

近年来蜂窝通信服务的爆发式增长，带来了对更高数据传输速度的需求 [125]。利用毫米波和太赫兹频段中大量尚未标准化的带宽，毫米波和太赫兹无线系统在满足数据速率需求方面具有巨大潜力。然而，严重的信道衰减阻碍了这些频段的通信 [126]。毫米波和太赫兹系统通过在发射机和接收机两侧使用由大规模天线阵列形成的铅笔波束，来抵消更高的损耗 [127], [128]。因此，毫米波和太赫兹链路具有很强的方向性。为确保高可靠性并避免故障，基站必须了解并监测用户设备（UE）的方向。波束宽度的缩小使得现有定位与跟踪方法的成本大幅增加。因此，这些方法不适用于毫米波和太赫兹系统。为此，有必要致力于开发适用于太赫兹系统的高效定位方法。

鉴于毫米波系统与太赫兹系统之间的互补性，有必要比较这些技术在各种不同定位场景中的优势与不足，尤其是考虑到太赫兹很可能会作为毫米波系统的延伸而得到应用 [129]。我们预计，随着迈向 6G网络，阵列尺寸将更大、占用空间将更小、带宽将更宽、频率将更高。因此，无论是采用相同尺寸的更大阵列，还是采用尺寸受限的天线，都将催生新的可能性。此外，更高的频率与更大的带宽可用性相结合，将带来更稳健的时延估计、更低的路径损耗以及更少的多径。

上述变化将影响未来网络的诸多特征。例如，新的同步问题随之出现，硬件也需要跟上采用毫米波和太赫兹技术的新型系统设计。另一个已有报道的问题是，与5G系统相比，峰均功率比（PAPR）需要更高，这可能导致传统的正交频分复用（OFDM）不再适用 [130]。开发下一代定位算法时还需考虑的一个重要方面，是近场环境以及波束分裂效应（BSE）的影响，它们可能会显著影响MIMO信道定位模型的几何结构。最后，毫米波和太赫兹信道深受高路径损耗困扰，这可能会显著影响整个系统的能效，因此在设计未来网络时必须将其纳入考量。总而言之，毫米波和太赫兹网络所带来的预期性能提升，也伴随着复杂度、开销、区域覆盖范围和硬件架构方面的重要挑战。

太赫兹定位已成为一项活跃的研究课题，研究人员深入探索仿真环境、定位方法和系统架构。例如，人们提出了协作辅助定位程序，以期在二维场景中实现较高的估计精度并减少失聪效应 [125]。此外，基于卡尔曼滤波的室内定位方法已被证明在时变信道建模方面具有显著优势 [131]。另一个例子是采用前后向算法进行到达角（AoA）估计，该算法能够改善定位效果并增强人体运动特征分析能力 [132], ；同时，研究人员还考察了基于大规模天线阵列的近场模型，旨在利用到达曲率（COA）作为第六个自由度（DOF）来确定信源位置 [133]。此外，通过采用波束缩放机制，并结合用于毫米波和太赫兹波束跟踪的时延-相位预编码，可以仅使用一条射频链监测众多用户和阻挡物，同时显著降低波束

训练开销 [134]。最后，除了基于几何的方法外，基于深度学习的策略也展现出巨大潜力，可用于三维毫米波和太赫兹室内定位，并将定位精度提高约 60% [135]。上述每项定位研究都针对毫米波和太赫兹定位中的一个特定问题，即近场效应、跟踪、不当对准和 BSE。尽管取得了这些进展，我们对这一领域的认识仍存在重要空白，亟待填补。目前尚不清楚毫米波和太赫兹频段的信号如何提升主动和被动方法的定位精度 [60]。

B. 基础设施

目前，为弥合太赫兹技术当前应用与潜在应用之间的差距而开展的大部分工作仍处于设备级。近来，几种相互竞争的技术展现出实现太赫兹组件的巨大潜力。最成熟的技术是硅基电子器件，它们已用于毫米波系统中 [136]。例如，互补金属氧化物半导体（互补金属氧化物半导体）及其变体具有良好的制造兼容性和小尺寸 [137]。然而，这类方法受限于可用的最大功率增益频率和功率承受能力。为克服互补金属氧化物半导体的功率限制并扩大覆盖区域，具有高阵列增益的基于MIMO的系统与波束成形技术相结合，提供了一种颇具前景的替代方案。

与电子器件相比，太赫兹光子系统（例如单行载流子光电二极管、量子级联激光器、光电导天线和光学下变频系统）能够提供更高的数据速率和更大的载波频率（超过 300 GHz） [138]。这类方法的缺点是外形尺寸较大，因而带来功率和集成限制。为此，研究人员提出了全集成混合电子—光子系统。这类系统采用光子发射机和电子接收机，因此对发射机与接收机之间的同步提出了更高要求 [139]。此外，光子学能够在基站级提供广泛的网络覆盖，但光子器件的上述限制使其难以在用户设备级实现MIMO方案。

石墨烯及其他新型等离激元材料正被用于探索制造太赫兹器件，因为它们有能力提供可重构性极强的解决方案 [140]。在等离激元学中，天线阵列可以做得更小、用途更广，因为其特征是波长显著更短 [141]。等离激元解决方案体积小，并具有频率交错特性，因此有利于灵活的系统设计和现场重构。与传统收发器不同，等离激元收发器在太赫兹频率下工作时无需进行上变频或下变频；在这种频率下，产生高能效短脉冲尤其有利 [142]。此类设备的缺点是受输出功率限制，测距较短，因此不适用于定位。

C. 波束成形

为了提高信噪比，进而提升吞吐量，朝特定方向进行数据传输（波束成形）是高频无线系统的一项基本要求 [54]。对于毫米波和微波，三维波束成形是减轻高路径损耗不利影响、提高信噪比的有效工具。为了定位和感知物体或人，可以分析收集到的信道响应，从中提取有关其地理位置关系的信息。信道估计包含定位算法所需的角度域和时延域特征，是波束空间处理的先决条件 [143]。尤其是在具有挑战性的非视距和高移动性条件下，信道估计不可或缺 [144]。系统会根据出发角（AoD）和到达角的信道估计结果动态控制波束，以便在动态环境中查找和跟踪移动用户 [145]。

对于通过视距路径或强非视距路径连接基站的移动用户场景，准确且快速地估计主要多径的到达角或出发角可能就足够了。利用来自视距连接的上行链路到达角估计，可以直接推断用户的位置；而来自非视距链路的到达角估计则可用于确定散射体的位置。非视距链路源于活跃用户发射的信号所形成的多径，并随后到达基站。对于后一类非视距情况，需要准确估计出发角和到达角，才能精确确定用户的位置。

在非视距和视距环境中，利用波束空间处理定位移动用户是一项重大挑战；“无设备”定位 [1] 则更具挑战性 [146]。在这种情况下，需要额外的环境指示信息，以便将目标的空间表征与背景物体的空间表征区分开来。随着目标数量增加 [144] ，识别这些目标的复杂度和计算需求呈指数级增长 [147]，这使问题更具挑战性。利用工作于毫米波和太赫兹频谱的铅笔形波束，可以实现非常精细的空间分辨率。通过结合波束空间信道的角度-时延特征，可以检测并定位无源物体。在此示例中，可以将瞬时波束空间与参考样本进行比较，以检测无源目标；也可以将其与先前的样本（在线或实时）进行比较，以跟踪移动目标。目标识别依赖于学习算法，这些算法能够区分不同目标不断变化的角度-时延分布。通过使用专用的波束空间处理信号，并战略性地部署单基地/多基地多天线系统，可以实现对散射物体的高精度定位和检测。

D. 可重构智能表面

可重构智能表面在通信范式中的作用日益重要，其主要目标是通过提高信噪比来提升数据速率。然而，对于定位方法而言，可重构智能表面一方面通过引入到达曲率来增强系统获取的信息

[1]无源定位方法能够对目标进行定位，无需其携带设备或标签。

；另一方面，它们还可充当被动锚点，提供几何多样性。具体而言，定位算法通常需要大量基站（被动锚点）才能获得准确估计，而引入可重构智能表面可以进一步满足这一需求。近期发表的研究利用多径现象来确定高频信号的来源 [148]。尽管多径信号会对通信造成破坏，研究人员仍成功利用多径，实现了通过单个基站（BS）进行定位与制图 [149]。显然，利用充当被动可重构基站的可重构智能表面，可以大幅降低基础设施成本，同时减少能耗 [150], [151]。

在毫米波/太赫兹频段，为实现高精度定位，需要通过部署大量锚点来提高网络密度，以抵消阻塞的影响。这当然是因为与6 GHz以下频段相比，这些频段更容易受到阻塞影响。然而，仅通过有源节点（如配备功率放大器的小蜂窝和有源中继）来提高网络密度，会因功率放大器而导致巨大的能耗；功率放大器是有源节点中能耗最高的组件。因此，可重构智能表面也能显著降低高精度定位所需的网络能耗。此外，有源节点必然需要连接电网。然而，有些地方由于规划或维护成本高昂以及美观方面的考量，电网无法覆盖。在此类场景下，使用可重构智能表面更为可取；在室外场景中，若通过安装在可重构智能表面上的太阳能电池板利用太阳辐射等替代能源供电，它们甚至无需连接电网 [152]。当然，这是可行的，因为与有源节点相比，可重构智能表面的能耗低得多。因此，预计可重构智能表面将推动新型定位方法的发展，并彻底改变未来的高频（毫米波、太赫兹、光无线）网络。

尽管取得了上述进展，针对毫米波、太赫兹和光学工作材料开展的材料研究若取得突破，或将大幅推动可重构智能表面赋能的定位 [153]。由于毫米波、太赫兹和光学频段具有强烈的阻塞和方向性，具备更强可重构性与感知精度的毫米波、太赫兹和光学工作超表面，对于毫米波、太赫兹和光学定位与通信都至关重要。近期研究表明，采用物理组件与虚拟组件堆叠、以实现透镜效应和个性化反射的毫米波、太赫兹和光学工作超表面，可显著提升性能 [154]。此外，研究已证实，类似的小型超表面能够以较高效率在多种角度下实现毫米波、太赫兹和光信号波束控制、极化转换，以及轨道角动量的生成 [155]。另一方面，尽管时钟速度较慢且存在电容泄漏，CMOS赋能的可重构智能表面仍能提高能效，并与现有系统无缝集成 [156]。同样，基于石墨烯的超表面为其构建提供了一种颇具前景的替代方案，这是因为它们具有复杂度较低的偏置电路和较低的能耗需求 [157]。最后，多位研究人员探讨了将微机电（MEM）器件作为实现可重构智能表面的候选技术的可行性。然而，在其成为可行方案之前，仍需克服若干问题，例如占用空间相对较大、控制信号方面的限制以及切换速率较低。

E. 人工智能

随着我们步入数据丰富的第六代移动通信时代，人工智能有望发挥日益重要的作用。设计和开发能够基于概率基础进行思考、规划并做出最优决策的智能系统与实体，有时还要应对不可预测的环境，这是一个广阔的领域 [158]。为了训练超越显式编码规则的模型，大多数现代人工智能系统都依赖机器学习，从而实现以数据为驱动的跨学科技术。这类数据驱动算法对于6G系统及未来的发展至关重要，将为无线通信开辟新的可能，也能利用毫米波、太赫兹和光频实现先进的定位方法。

指纹识别以及分类和回归技术，是机器学习定位方法的主要研究重点 [48], [159]。我们预计，在数据丰富且复杂的定位应用中，机器学习将得到更频繁的应用；尤其是在全球导航卫星系统信号不佳的室内和城市室外信道条件下，传统信号处理和数学技术不足以应对复杂问题。这些问题涉及大量带噪声且呈多模态的观测值，以及信号的非线性特征。相反，我们可以借助人工智能技术来模拟系统的行为，包括传感器噪声等所有因素。此外，在许多情况下，要从可能具有高维特征的低层级原始观测值（例如大规模多输入多输出系统中的信道状态信息）中实现高层级感知和定位，就需要采用基于机器学习方法的模式识别和预测模型。因此，制图系统和定位将越来越依赖统计人工智能方法，以对复杂的无线电信号特性建模，并融合多个互补但带有噪声的传感器。这些方法预计还将结合混合信号传播模型，即将传统的基于物理的模型与序贯贝叶斯模型和数据驱动的学习方法相结合。此外，由于将低层级观测值映射到高层级目标概念的预测函数极其复杂，手动构建数学模型将十分困难。为了构建具备前所未有的精密度和适应能力的第六代移动通信定位方法，机器学习提供了另一种框架：它基于先进的深度学习和概率方法，并通过优化或推断先前未知的参数，从数据中学习 [160]。

目前，人工智能工具包中已有多种改进传统方法定位的策略，这些策略基于概率学习与推理以及深度神经网络等方法。然而，许多经过实践验证的方法都有其局限性，因为它们极度依赖数据，并且需要大量处理能力和带标签的训练数据

。因此，需要创建新颖的推理方法和分层模型，并巧妙地结合起来，以便从有限、结构任意且含噪的数据中学习。为降低收集带标签训练数据的成本，可以改进若干现有方法。为了改进监督式解决方案，半监督学习将大量未标记数据与少量带标签数据结合起来。此外，预计下一代无线系统的定位特征将更加自主且随时间演进，因此必须采用自适应机器学习算法。例如，基于强化学习的协作定位 [161]以及基于联邦学习的众包 [160] 或许有助于克服适应性环境和数据有限所带来的困难。要充分利用人工智能和机器学习方法，推动未来高度动态、大规模的定位发展，就必须解决这些问题。

F. 信道制图

将传统的基于无监督机器学习的降维技术应用于信道状态信息领域，正是信道制图的核心 [54]。基于特定环境中采集的大量信道状态信息样本自动生成的图表，可以用于发现并跟踪用户。信道制图无需监督，因此在缺乏足够数据来构建用户位置及周围环境的准确几何表示时也很有用 [162]。虽然无法将图表上的位置直接对应到用户的实际位置，但它能提供小区内随时间推移且对不同用户保持稳定的伪位置。因此，无需再为指纹识别方法采集必需的带标签信道状态信息数据集的特定测量值。跟踪伪位置有助于多种网络功能，包括毫米波波束跟踪与关联、设备到设备（D2D）场景中的分组、资源管理、预测速率以及小区间切换。

伪位置相较于实际位置具有一定优势，但无法完全取代实际位置。首先，信道制图无需监督，因此无需先验信息（即几何或地理信息）即可实现自配置，这有助于部署应急网络和临时网络。伪位置的另一个方面是隐私，因为它能够在用户不知晓其精确位置的情况下进行接触者追踪。

首先，信道映射最初是为散射现象强烈、且预计主要随机森林传播特征保持稳定的场景（例如大规模MIMO）而创建的。若要将该方法应用于高频下的视距场景，可能需要扩展方法，使其能够联合处理来自多个发射位置的信号。与信道制图的机器学习基础直接相关的其他未决问题包括：终身学习的可行性，以及信道状态信息信号的适当特征设计。

G. 雷达

近年来，人们对设备定位技术开展了广泛的研究与开发 [163]。研究表明，工作频率低于 5 GHz 的超宽带（UWB）雷达在此类场景中十分有用。在这一频段，大多数非金属材料对电磁辐射的衰减极小，因此能够检测到原本会被遮挡的设备。此外，超宽带雷达利用其超宽带宽，凭借优异的距离分辨率，可实现高精度的目标定位 [164]。这些特征使超宽带雷达适用于多种应用，包括但不限于：蜂窝通信中的波束成形、车辆定位、关键基础设施监测、室内患者监测以及搜救行动等。

改进窄波束的波束成形对于太赫兹（THz）和毫米波（mmWave）通信系统至关重要，这样才能产生足够强的接收信号。然而，较高的波束训练开销使这些系统难以服务于扩展现实（XR）、无人机或车辆通信等高移动性应用 [165]。波束选择对发射机和接收机位置以及环境几何结构和特征的变化极为敏感。这表明，深入了解环境以及发射机和接收机的位置，有助于解决波束选择问题。使用低成本雷达传感器（例如用于汽车应用的传感器）是快速、简便地获得这类了解的方法 [166]。本文旨在利用雷达传感数据解决波束选择问题，并为此首次展示了基于人工智能的雷达波束预测方法在现实车载通信场景中的应用。

调频连续波（FMCW）雷达能够在各种环境条件下运行，近年来已广泛应用于自动驾驶汽车和自主机器人。因此，在恶劣天气条件下，能否利用这些雷达在大范围区域内实现可靠的同步定位与建图（SLAM），仍是一个引人关注的开放性课题。此外，得益于雷达技术的这些进步，预计还将出现雷达里程计 [167], [168],移动性估计 [169], 地标提取 [170], [171],等方面的更多突破 [172], [173]。

H. 传感器

越来越多配备各种传感器的物联网设备正被部署，以覆盖从智慧城市 [174] 到工业应用 [175]以及保护地球的去中心化倡议 [176], [177]在内的广泛用例。有关所获测量值具体位置的信息对于理解结果至关重要。由于许多应用依赖移动传感器，网络需要能够动态检测其位置。

在开展无线传感器网络（WSN）协议或应用的研究时，定位至关重要。例如，在环境监测应用中，必须准确知晓获取读数的位置，才能进行适当的统计与科学分析；如果没有位置信息，所获取的数据基本上毫无价值。节点位置对于以下工作的开发同样至关重要

这类方法。在目标识别和地理路由中，需要节点位置 [178], [179]。诸如移动性管理 [180], 移动传感器部署 [181], 以及拓扑映射等技术也可能受益于其应用 [182]。近年来，传感器网络在室内定位中的使用日益增加 [183], [184]。

为了使用导航、跟踪和监测等基于位置的服务，用户可以利用全球导航卫星系统（GNSS）确定自己在世界任何地方的位置 [49]。GNSS是由多个国家的导航卫星系统组成的集合，包括欧洲的伽利略卫星导航系统（GALILEO）、美国的全球定位系统（GPS）、中国的北斗以及俄罗斯的全球导航卫星系统（GLONASS）。在室内或恶劣环境中确定用户位置时，GPS和GNSS难以达到预期效果。由于多种原因，室内环境比室外环境更加复杂和困难。多径传播误差由多个信源造成的干扰引起，包括但不限于天花板、墙壁、设备和人员。由于室内环境中特有的障碍物，为下一代无线网络设计精确的室内定位系统是一项艰巨的任务。

为此，采用卫星导航系统是标准方法。然而，使用 GPS [91] 会带来一些问题。例如，只有在卫星信号接收良好的区域，这些系统才能有效工作，这限制了它们在某些室外环境中的应用，也使其无法在室内使用。减少配备 GPS 传感器的节点数量，或许有助于解决前两个问题。这些节点随后可充当锚点或种子节点，引导后续节点到达正确位置。通常会使用位置预先确定的静态锚点，代替配备 GPS 接收器的可移动锚节点。

I. 可见光定位

人们已从射频技术 [185] 的角度开展了大量研究，以评估适用于室内环境移动性控制的各种跟踪方法的有效性。然而，在隐私至关重要的应用场景中，例如医院和加油站，上述改进均无法使用，因为这些场所必须改用隔离的可见光通信系统。另一个缺点是，电磁干扰以及障碍物（如墙壁、家具和移动的人）造成的大量反射所引发的显著多径现象，会限制其精密度 [186]。

为响应半导体照明系统的最新发展（这些发展使发光二极管成为照明的主流选择），人们提出了不受传统基于射频的技术局限的室内定位新方法 [187]。由于光能集中于视距连接，可见光定位（VLP）设备更能抵抗多径传播效应。因此，到达角的精度得以提高。然而，在视距遮挡的场景中，可以使用光学可重构智能表面和镜面等新型反射表面，恢复高质量通信 [188]。

此外，吸顶式 LED 的密度非常高，因为其主要作用是提供照明。因此，预计可见光定位系统能够提高精度并满足室内环境中更严格的标准，而基于射频的系统在敏感区域则受到限制 [189]。

主要的可见光定位技术采用多个图像传感器和光传感器，以及定位优化方法，例如滤波、弹簧法和归一化。[186] 中使用的邻近法根据已知基站或接入点预测相对位置，但已证明其邻近度变化很大，因此在许多室内环境中无法满足定位需求。其他研究则采用多种可见光定位三角测量方法，例如接收信号强度（RSS）、到达时间差（TDoA）、到达时间（ToA）和到达角（AoA），在不增加硬件的情况下提高位置估计精度。尽管这些方法精度较高，但计算量很大。

大多数上述研究都认为，人们提出了多种接入机制来分离和分析传输的混合信号，这是可见光定位系统必不可少的操作。时分复用和频分复用是文献中研究过的两种常见方法 [190]。然而，要求各个发光二极管之间进行更紧密的协调，会增加复杂度成本。当位置数据基于不同波长的光时，由于信号更容易区分，精密度会有所提高。为限制用于定位的发光二极管数量，一些传统的可见光定位系统采用频谱成分包含奇数次谐波频率的方波。不过，正弦波的频谱信息要简单得多 [191]。因此可以使用更多发光二极管，进而大幅提高定位精度和覆盖范围。

V. 系统模型

本节重点讨论为文中所述毫米波/太赫兹和光学定位系统奠定基础的系统模型与信道模型。具体而言，第五节 A 讨论所提出的毫米波/太赫兹系统模型，其中包括视距和 RIS 辅助的非视距场景；第五节 B 则深入探讨基于可见光通信的定位技术，这些技术可分为视距系统模型和光学 RIS 辅助的非视距系统模型。

A. 毫米波/太赫兹

过去几年，人们广泛研究了太赫兹和毫米波技术，旨在缩小“太赫兹鸿沟”。从硬件角度来看，小型石墨烯基太赫兹收发器已展现出突破性的灵敏度、精密度和功率表现。具体而言，最先进的光子与电子收发器已实现前所未有的信号传输和调制 [139], [192], [193]。

为正确配置系统并分析其性能，需要采用具有稳健精度的信道模型。信道建模可采用随机方法、确定性方法，或将两者结合。首先，

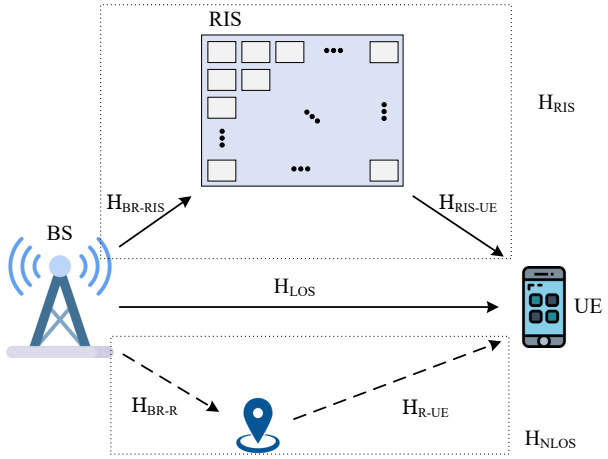


图4. 毫米波/太赫兹定位系统架构。

分析定位系统中远场 MIMO 信道的最简单模型，即确定性模型。该模型假设波以平面波形式传播，而近场模型则假设波以球面波形式传播。如图 4 所示，在上行链路中，我们可以将信道的信道矩阵 **H** 拆分为两个不同的子矩阵，表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_{\mathrm{LOS}} + \mathbf{H}_{\mathrm{NLOS}}, \tag{1}$$

其中，$\mathbf{H}_{\mathrm{NLOS}}$ 和$\mathbf{H}_{\mathrm{LOS}}$ 分别表示非视距信道和视距信道。

1) 视距： 视距信道系数适用于基站与用户设备（UE）之间存在无遮挡通信路径的场景。在这种情况下，信道矩阵可写为 [194] 所示。

$$\mathbf{H}_{\mathrm{LOS}} = \rho e^{-j2\pi(f\tau-\nu t)} G_{\mathrm{BS}} G_{\mathrm{UE}} \mathbf{a}_{\mathrm{BS}} \mathbf{a}_{\mathrm{UE}}^{T}, \tag{2}$$

其中，$\mathbf{a_{BS}}$、$\mathbf{a_{UE}}$、 G_{BS}和 G_{UE} 分别表示基站和用户设备的导向向量及增益。此外， τ、 ν、 f和 ρ分别表示信号时延、多普勒频移、频率和路径增益。

具体而言，路径增益可表示为 [195] 所示。

$$\rho = \frac{cK_{\alpha}}{4\pi f d}, \tag{3}$$

其中， d 为传播距离， K_{α} 表示衰减系数，该系数是距离和传输频率的函数。需要指出的是，在太赫兹系统中， K_{α} 可根据水蒸气及大气中其他气体引起的高分辨率传输分子吸收进行评估；而在毫米波系统中， K_{α} 表示大气衰减。

此外，假设多普勒效应可以忽略，且子载波之间的 K_{α} 相同，则信道将变为频率平坦信道，可表示为

$$\mathbf{H}_{\mathrm{LOS}} = c_k \rho e^{-j\xi} e^{-j2\pi\Delta f_k \tau} \mathbf{a}_{\mathrm{BS}} \mathbf{a}_{\mathrm{UE}}^{T}, \tag{4}$$

其中

$$\rho = \frac{\lambda_c K_{\alpha} G_{\mathrm{BS}} G_{\mathrm{UE}}}{4\pi d_{BU}}, \tag{5}$$

$$\xi = 2\pi f_c \tau, \tag{6}$$

and

$$\tau = \frac{d_{BS-UE}}{c} + B. \tag{7}$$

同样， B 和 c 分别表示时钟同步偏差和光速，而 f_k 和 c_k 分别表示第 k个子载波的频率以及中心频率与子载波频率之比。最后， d_{BU}表示基站与用户设备之间的距离。

2) 非视距： 无可重构智能表面时：当所有视距路径都被阻挡后，传输的毫米波/太赫兹信号可能在随机物体（即障碍物、墙壁、金属结构等）或精心布置的物体（即可重构智能表面）上反射后，才到达用户设备。具体而言，太赫兹非视距通信场景的特点是损耗增大、稀疏性增强，同时粗糙表面会引入散射和衍射现象 [196]。因此，这类信道通常采用射线追踪和随机技术进行建模。另一方面，毫米波非视距信道可通过对随机反射损耗进行建模以及采用几何建模来刻画 [197]。

假设基站与用户设备之间有 M 个反射体，则每个反射体对应的信道矩阵可表示为

$$\mathbf{H}_{\mathrm{NLOS}}^{(m)} = c_k \rho^{(m)} e^{-j\xi^{(m)}} e^{-j2\pi\Delta f_k \tau^{(m)}} \mathbf{a}_{\mathrm{R}} \mathbf{a}_{\mathrm{UE}}^{T}, \tag{8}$$

其中

$$\rho^{(m)} = \frac{\lambda_c K_{\alpha_{(R-UE)}}^{(m)} G_{\mathrm{BS}}^{(m)} G_{\mathrm{UE}}^{(m)}}{4\pi d_{R-UE}^{(m)}}, \tag{9}$$

$$\xi^{(m)} = 2\pi f_c \tau^{(m)} \tag{10}$$

and

$$\tau^{(m)} = \frac{d_{BS-R}^{(m)} + d_{R-UE}^{(m)}}{c} + B. \tag{11}$$

在式 (8) 中， $d_{BS-R}^{(m)}$ 和 $d_{R-UE}^{(m)}$ 分别表示基站与第 m 个反射体之间的距离，以及第 m 个反射体与用户设备之间的距离。此外，$\mathbf{a}_{\mathrm{R}}$ 表示反射体的导向向量，而 $K_{\alpha}{}^{(m)}{}_{(R-UE)}$ 是 RIS-用户设备信道的衰减系数。

采用 RIS：对于 RIS 辅助系统，先前的分析会加入 RIS 反射信号系数。信号在 RIS 上的反射会改变其相位和幅度，其信道矩阵为 [198]

$$\mathbf{H}_{\mathrm{RIS}} = c_k^2 \rho e^{-j\xi} e^{-j2\pi\Delta f_k \tau} \mathbf{a}_{\mathrm{BS}} \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}^{T} \mathbf{\Omega} \mathbf{a}_{\mathrm{RIS}} \mathbf{a}_{\mathrm{UE}}^{T}, \tag{12}$$

其中

$$\rho = \frac{\lambda_c^2 K_{\alpha(BS-RIS)} K_{\alpha(RIS-UE)}}{16\pi^2 d_{BS-RIS} d_{RIS-UE}}, \tag{13}$$

$$\xi = 2\pi f_c \tau \tag{14}$$

and

$$\tau = \frac{d_{BS-RIS} + d_{RIS-UE}}{c} + B, \tag{15}$$

在式（12）中，$K_{\alpha(BS-RIS)}$ 是基站-RIS信道的衰减系数，而 $K_{\alpha(RIS-UE)}$ 是RIS-用户设备信道的衰减系数。此外，d_{BS-RIS} 和 d_{RIS-UE}分别表示基站与RIS之间的距离，以及

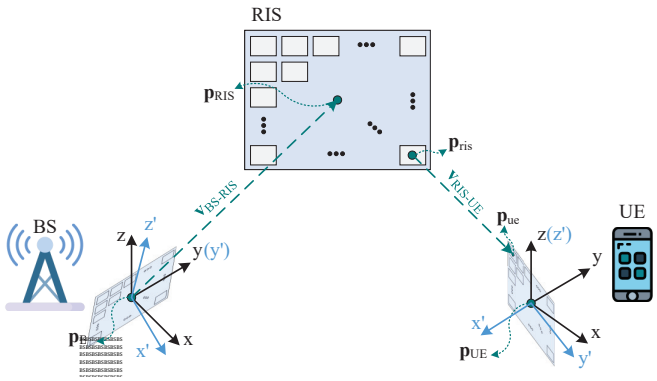


图5. 全局与局部坐标系。

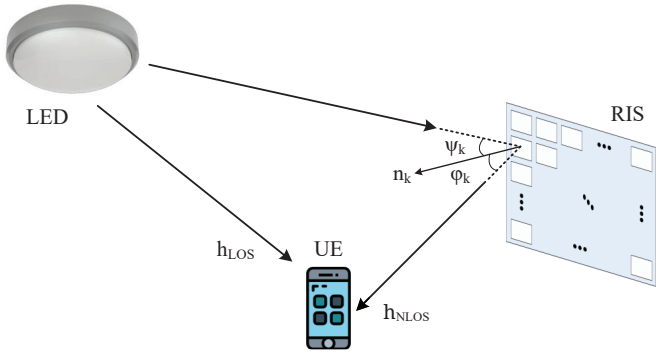


图 6. 可见光通信定位系统架构。

RIS与用户设备之间的距离。最后，$\mathbf{a}_{\mathrm{RIS}}$表示RIS的导向向量。

最后，将所有单独的反射分量（包括随机反射分量和可重构智能表面反射分量）相加，即可得到完整的非视距信道矩阵，如下所示

$$\mathbf{H}_{\mathrm{NLOS}} = \sum_{m=1}^{M} \mathbf{H}_{\mathrm{NLOS}}^{(m)} + \mathbf{H}_{\mathrm{RIS}}. \tag{16}$$

3）定位几何：从定位视角来看，该系统由一个基站、一个可重构智能表面和用户设备组成。为了确定后者在空间中的位置，我们需要定义一个全局坐标系，定义如下

$$\mathbf{p} = [x,\, y,\, z]^T. \tag{17}$$

如第四节-D所述，信道包含视距路径，以及由可重构智能表面、反射体和/或衍射体产生的非视距路径。

为简化分析，需要使用局部坐标系，并通过欧拉角向量和xyz旋转顺序将其转换到全局坐标系，具体如下：

$$\mathbf{p}_{\mathrm{i}} = \mathbf{R}\tilde{\mathbf{p}}_{\mathrm{i}} + \mathbf{p} \tag{18}$$

其中，$\mathbf{p}_i$ 和 $\tilde{\mathbf{p}}_i$ 分别表示全局坐标系和局部坐标系中 i 号元素相对于 i =基站、用户设备、可重构智能表面的位置；$\mathbf{R}$ 表示旋转矩阵，而$\mathbf{p}$ 表示阵列中心。全局坐标系和局部坐标系如图5所示。

此外，当用户向基站发送信号时，全局坐标系中的方向向量可表示为：

$$\mathbf{v}_{\mathrm{BS-UE}} = \frac{\mathbf{p}_{\mathrm{UE}} - \mathbf{p}_{\mathrm{BS}}}{d_{\mathrm{BS-UE}}}, \tag{19}$$

其中，

$$d_{\mathrm{BS-UE}} = ||\mathbf{p}_{\mathrm{U}} - \mathbf{p}_{\mathrm{BS}}|| \tag{20}$$

表示用户设备与基站之间的距离。（19）可转换到局部坐标系中，表示为：

$$\tilde{\mathbf{v}}_{\mathrm{BS-UE}} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{v}_{\mathrm{BS-UE}}, \tag{21}$$

根据全球和局部坐标系的定义，可以使用以下方式推导到达角/离开角对

方位角 ϕ 和仰角 θ。前者定义为 y 轴与方向向量在 xy 平面上的投影之间的夹角，而后者定义为方向向量与 xy 平面之间的夹角。由于到达角/出发角只能在局部坐标系中测量，因此需要将方向向量改写为局部坐标系中的形式，如下所示

$$\tilde{\mathbf{v}}_{\mathrm{BU}} = f(\tilde{\varphi}_{\mathrm{BU}}) = \begin{bmatrix} \cos(\tilde{\phi}_{\mathrm{BU}})\cos(\tilde{\theta}_{\mathrm{BU}}) \\ \sin(\tilde{\phi}_{\mathrm{BU}})\cos(\tilde{\theta}_{\mathrm{BU}}) \\ \sin(\tilde{\theta}_{\mathrm{BU}}) \end{bmatrix}, \tag{22}$$

其中，φ 和 $\tilde{\varphi}$ 分别表示全球和局部坐标系中的到达角/出发角，而 $f(\tilde{\varphi}_{\mathrm{BU}})$表示方向向量与到达角/出发角之间的映射。相反，(22)可以用方向向量表示为

$$f(\tilde{\varphi}_{\mathrm{BU}}) = \begin{bmatrix} \tilde{\phi}_{\mathrm{BU}} \\ \tilde{\theta}_{\mathrm{BU}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan2(\tilde{\mathbf{v}}_{\mathrm{BU,x}}, \tilde{\mathbf{v}}_{\mathrm{BU,y}}) \\ \arcsin(\tilde{\mathbf{v}}_{\mathrm{BU,z}}) \end{bmatrix}, \tag{23}$$

其中，arctan2(·)表示四象限反正切。通过将 $\tilde{\mathbf{v}}_{\mathrm{BU}}$ 替换为 $\mathbf{v}_{\mathrm{BU}}$，即可利用此过程计算全球到达角/出发角；同样的方法也适用于上述任意信道，无论是视距还是非视距信道。

B. 可见光定位

基于可见光的定位（VLP）系统与基于无线电的系统在诸多方面有所不同。因此，设计恰当的 VLP 系统至关重要：此类系统应兼顾光传输的特殊性，并具备高精度和高可靠性。如图 6 所示，VLP 系统中的信号从发光二极管（LED）信源出发，经由无线信道传输至光电二极管（PD）接收机。LED 通常被归类为朗伯辐射源 [199]，这意味着它会按照朗伯发射定律传播信号（即，观察理想的漫反射表面时，辐射强度与入射光方向和表面之间夹角的余弦成正比）。以下分析假设接收机与发射机之间的信道可能受到遮挡，在这种情况下，将采用光学可重构智能表面来扩展 VLP 系统的覆盖范围。

1) 视距：视距过程可用朗伯模型表示，这意味着光线从墙壁等物体反射后，其强度会降至极低水平，因此可以忽略不计。基于镜面阵列的可重构智能表面可以改变光连接的反射路径，并通过多镜面反射链路实现波束成形，如 [200] 所述。在视距信道中，系统模型可表示为 [189] 中所示

$$y = h\,x + n, \tag{24}$$

其中，x 和 y 分别表示发射信号和接收信号。此外，n 表示加性高斯白噪声（AWGN），而 h 表示信道增益。具体而言，视距信道增益可写为

$$h^{\mathrm{LOS}} = \frac{A(m+1)}{2\pi d^2}\cos^m(\phi)\cos(\psi)\,T_o G(\psi), \tag{25}$$

其中

$$m = -\frac{1}{2}\log_2(\cos(\Phi_{1/2})), \tag{26}$$

and

$$G(\psi) = \frac{\alpha^2}{\sin^2(\Psi)},\ \text{for } 0 \le \psi \le \Psi. \tag{27}$$

此外，ϕ 和 ψ 分别表示辐照角和入射角。另外，$G(\psi)$ 是光学聚光器增益，而 T_o 表示光学滤波器增益。最后，m是朗伯模型指数，$\Phi_{1/2}$ 是发光二极管的半功率角，Ψ 是视场（FOV），α 是光电探测器的折射率，A 是光电探测器的面积。

2）非视距：在非视距场景中，可重构智能表面（RIS）由$\mathrm{N_x}\times\mathrm{N_y}$ 个相同的矩形镜面组成，每个镜面的尺寸为 d。每个镜面安装时，其光学中心位于垂直于 y 轴的平面内。为了确定横滚角 ω 和偏航角 γ，它们分别绕 x 轴正方向顺时针旋转，绕 z 轴正方向逆时针旋转，因此需要将两个镜面相互垂直放置。

RIS辅助的非视距路径可分为两类：(i) RIS组件是一个接收器，用于处理来自发光二极管的信号；(ii) 为了重新发射前一阶段收集到的光信号，假设RIS组件是一个点信源，其幅度乘以反射系数。由于高阶反射对可见光通信系统的影响尚未计入，以下分析仅考虑一阶反射 [201]。此外，我们假设发光二极管的入射光照射到每个RIS单元（称为超原子（MA））的几何中心，并且共有 K 个面积为 D 的超原子。因此，第 k 个RIS单元的信道增益可表示为 [188]

$$\begin{aligned} h_k^{\mathrm{NLOS}} =& \rho_k^{\mathrm{RIS}}\frac{(m+1)AD}{2\pi^2(d_k)^2(d_k^r)^2}\cos^m(\phi_k) \\ &\times\cos(\psi_k^r)\cos(\psi_k)\cos(\phi_k^r)\,T_o G(\psi_k^r), \end{aligned} \tag{28}$$

其中，d_k 和 d_k^r 分别表示第 k 个可重构智能表面单元与发光二极管和光电探测器之间的距离，而 ρ_k^{RIS} 表示第 k 个单元的反射系数。此外，若假设接收机、发射机和第 k 个可重构智能表面单元分别位于 $(x_r,\ y_r,\ z_r)$、$(x,\ y,\ z)$ 和 $x_k,\ y_k,\ z_k$，则根据第 k 个可重构智能表面单元的横滚角和偏航角，可得 ϕ_k^r 和 ψ_k

$$\begin{aligned} \cos(\phi_k^r) =& \frac{(x_r-x_k)}{d_k^r}\sin(\gamma_k)\cos(\omega_k) \\ &+\frac{(y_r-y_k)}{d_k^r}\cos(\gamma_k)\cos(\omega_k) \\ &+\frac{(z_k-z_r)}{d_k^r}\sin(\omega_k), \end{aligned} \tag{29}$$

and

$$\begin{aligned} \cos\left(\psi_k^i\right) =& \frac{(x-x_k)}{d_k}\sin(\gamma_k)\cos(\omega_k) \\ &+\frac{(y-y_k)}{d_k}\cos(\gamma_k)\cos(\omega_k) \\ &+\frac{(z_k-z)}{d_k}\sin(\omega_k). \end{aligned} \tag{30}$$

最后，第 k 个单元的范数向量可写为

$$n_k = \left(\sin(\psi_k)\cos(\phi_k^r), cos(\psi_k)cos(\phi_k^r), -sin(\phi_k^r)\right)^T. \tag{31}$$

因此，可见光定位系统的完整信道增益可表示为

$$h = h^{\mathrm{LOS}} + \sum_{k=1}^{K} h_k^{\mathrm{NLOS}}(\omega_k,\gamma_k). \tag{32}$$

3) 定位几何：为了进一步探讨可见光定位方法，最常见的几何方法可分为基于接收信号强度、基于到达时间/到达时间差和基于到达角的方法 [189]。具体而言，可见光定位中最知名的基于接收信号强度的定位技术是三边测量：接收器测量发射信号的强度后，即可计算接收器与每个发射机之间的距离，并以测得的距离为半径绘制同心圆。现有的测量误差往往会导致记录的距离与真实距离略有偏差。因此，这些圆所围成的区域几乎总会存在重叠。在这种情况下，三边测量问题便转化为最小二乘估计 [202]，其解可作为该系统的解给出

$$\begin{cases} (x-x_1)^2+(y-y_1)^2 = d_1^2 \\ (x-x_2)^2+(y-y_2)^2 = d_2^2 \\ (x-x_3)^2+(y-y_3)^2 = d_3^2 \end{cases}. \tag{33}$$

就基于到达时间/到达时间差的方法而言，它们同样利用三边测量算法，因为光以固定速度传播一定距离后，会在接收器中产生相位延迟。这类系统至少需要三个发射机，即至少三个相位差，且每个相位差都有各自唯一的频率标识。每个发射机的功率可表示为

$$P_i(t) = P_c + P_s cos(2\pi f_i t + \phi_0), \tag{34}$$

其中，P_s、P_s和 ϕ_0 分别表示调制信号功率、连续信号功率和信号的初始相位。此外，f_i 是每个

发射机（$i=1$、2、3）的调制频率。因此，PD接收到的功率可写为

$$E(t)=K\left|R\sum_{i=1}^{3}P_i(t)h_i(t)\right|, \tag{35}$$

其中，R、K和$h_i(t)$分别表示光电探测器的响应度、比例常数和信道脉冲响应。接收信号经过针对各调制频率专门设计的带通滤波器处理后，再通过由混频器和带通滤波器组成的频率下变频器进行处理，以统一频率。因此，系统能够利用希尔伯特变换计算两个相位差（来自三个发射机）。然而，要准确获取用户位置，还需要第三个相位差；可通过改变三个发射机中任意两个的频率来获得该相位差 [203]。因此，相位差可通过以下方式获得

$$\begin{cases}\Delta\varphi_{12}=2\pi f_1\frac{d_1-3d_2}{c_{12}}=\arctan\left(I_{12}/Q_{12}\right)\\ \Delta\varphi_{13}=2\pi f_1\frac{d_1-5d_3}{c_{13}}=\arctan\left(I_{13}/Q_{13}\right)\\ \Delta\varphi_{21}=2\pi f_1\frac{d_2-3d_1}{c}=\arctan\left(I_{21}/Q_{21}\right)\end{cases}, \tag{36}$$

其中，f_1 表示参考频率，且

$$\begin{cases}I_{ab}=E_a(t)\mathrm{Hilb}[E_b(t)]-\mathrm{Hilb}[E_a(t)]E_b(t)\\ Q_{ab}=E_a(t)E_b(t)+\mathrm{Hilb}[E_a(t)]\mathrm{Hilb}[E_b(t)]\end{cases}, \tag{37}$$

其中，E 表示经过带通滤波和下变频后的接收信号强度，而Hilb[·] 表示希尔伯特变换。最后，可根据以下距离计算用户位置

$$\begin{cases}d_1=-\frac{1}{8}\frac{c}{2\pi f_1}\left[\tan^{-1}(I_{12}/Q_{12})+3\tan^{-1}(I_{21}/Q_{21})\right]\\ d_2=\frac{1}{3}\left[d_1-\tan^{-1}(I_{12}/Q_{12})\frac{c}{2\pi f_1}\right]\\ d_3=\frac{1}{5}\left[d_1-\tan^{-1}(I_{13}/Q_{13})\frac{c}{2\pi f_1}\right]\end{cases}. \tag{38}$$

VI. 定位关键绩效指标

自然，在开发定位系统时，更高的位置和姿态精度以及精确度无疑是首要目标。但复杂度、覆盖范围和移动性等其他目标，对于系统整体的成功也至关重要。本节介绍最先进水平的定位系统共有的基本关键绩效指标。

A. 精度

系统估计自身位置和方向的精度，是衡量其定位能力最重要的关键绩效指标之一。具体而言，系统精度通常通过计算实际位置与预测位置之间的距离来评估。常用的衡量方式包括均方误差（MSE），或在预定义阈值范围内测量值的累积分布函数（CDF），其表达式为

$$\begin{aligned}e_{\mathrm{MSE}}(\hat{\mathbf{w}})=&\mathbb{E}\left[\|\hat{\mathbf{w}}-\mathbf{w}\|^2\right]\\ =&\mathrm{tr}(\mathbf{C}(\hat{\mathbf{w}},\mathbf{w}))+\|\mathbb{E}[\hat{\mathbf{w}}]-\mathbf{w}\|^2,\end{aligned} \tag{39}$$

其中，w、C(ˆw，w) 和 tr(·) 分别表示位置、协方差矩阵和矩阵迹。此外，E[·] 表示期望值。具体而言，$\|\mathbb{E}[\hat{\mathbf{w}}]-\mathbf{w}\|^2$ 表示偏差，而 tr(C(ˆw，w)) 表示位置估计的方差。此外，在已知噪声和信号模型的情况下，可以假设不存在偏差，并利用克拉美–罗界来获得精度的最坏情况估计，如下式所示。

$$\mathbf{C}(\hat{\mathbf{w}},\mathbf{w})\succeq\mathbf{I}^{-1}(\mathbf{w}), \tag{40}$$

其中，$\mathbf{I}^{-1}(\mathbf{w})$ 是费 Fisher 矩阵 [204] 的逆矩阵。最后，根据可用或选定的测量值（例如 ToA、AoA、RSS 等），将（39）代入（40）后，即可得出定位下界：

$$\begin{aligned}e_{\mathrm{MSE}}(\hat{\mathbf{w}})&=\mathbb{E}\left[\|\hat{\mathbf{w}}-\mathbf{w}\|^2\right]\\ &\geq\mathrm{tr}(\mathbf{C}(\hat{\mathbf{w}},\mathbf{w}))\\ &\geq\mathrm{tr}\left(\mathbf{I}^{-1}(\mathbf{w})\right).\end{aligned} \tag{41}$$

值得注意的是，许多已发表的研究采用均方根误差（RMSE）而非均方误差（MSE），由此得到以下下界：

$$\begin{aligned}e_{\mathrm{RMSE}}(\hat{\mathbf{w}})&=\sqrt{\mathbb{E}\left[\|\hat{\mathbf{w}}-\mathbf{w}\|^2\right]}\\ &\geq\sqrt{\mathrm{tr}(\mathbf{C}(\hat{\mathbf{w}},\mathbf{w}))}\\ &\geq\sqrt{\mathrm{tr}\left(\mathbf{I}^{-1}(\mathbf{w})\right)}.\end{aligned} \tag{42}$$

然而，由于许多实际估计器会因信号的非视距传播及其他原因而产生偏差，系统性能可能达不到克拉美-罗界。为此，研究人员提出了更严格的界限，例如 Ziv-Zakai 界、Weiss-Weinstein 界和贝叶斯克拉美-罗界 [56]。

B. 精密度

就定位精度而言，它反映了估计位置的方差。定位精度这一关键绩效指标用于统计表征精度，因为精度会随着多次定位尝试而波动。精度类关键绩效指标的一个例子是几何精度衰减因子（GDoP），它衡量定位误差的变化，可表示为

$$\mathrm{GDoP}=\frac{e_{\mathrm{RMSE}}(\hat{\mathbf{w}})}{e_{\mathrm{RMSE}}(\hat{\mathbf{d}})}, \tag{43}$$

其中，估计测距的均方根误差和位置的均方根误差分别作为分子和分母。最小化几何精度因子（GDoP）可以得到最优的固定节点选择与布置，因为它根据固定节点在空间中的分布，对位置估计的精密度进行建模。

定位精度的另一项关键绩效指标是定位误差，可通过两个指标来衡量，即其累积分布函数和中断。前者表示位置估计达到指定精度的似然，其定义为

$$\mathrm{F_e}(e_{\mathrm{th}})=1-\mathrm{P_{out}}(e_{\mathrm{th}}), \tag{44}$$

而后者表示定位误差超过预设值的似然，可表示为

$$\mathrm{P_{out}}\left(e_{\mathrm{th}}\right)=\Pr\left\{\|\hat{\mathrm{w}}-\mathrm{w}\|\geq e_{\mathrm{th}}\right\}. \tag{45}$$

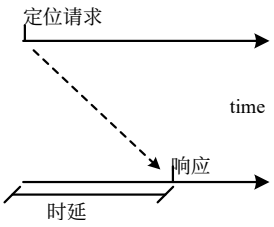


图7. 定位时延。

在实际情况下，中断和/或累积分布函数反映了对估计位置的置信度的似然。当两种定位方法的精度相当时，产生较小中断值和/或较大累积分布函数值的方法更加精确，因此更受青睐。

C. 时延

在定位系统中，时延是指设备发出位置请求到收到响应之间所经历的延迟，如图7所示。这取决于所选定位方法的处理速度以及所使用的位置参考信号的长度。然而，时延仅反映与时间相关性能的一部分。定位指示器的更新速度称为其更新率。该关键绩效指标取决于时延，即其最大值不能超过（时延）$^{-1}$，并且还取决于具体用例。

D. 覆盖范围

固定节点与移动网络节点之间的距离越大，定位性能往往越差。系统的覆盖范围是能够以指定的时延、精密度、精度及其他关键绩效指标提供可靠定位服务的最大地理区域。根据可用的定位基础设施，覆盖范围大致可分为三类：室内、局部和全球。覆盖概率表示特定用户的信号与干扰加噪声比高于某一阈值的概率，是最常用的覆盖范围关键绩效指标，可表示为

$$P_c = P[\gamma \geq \gamma_{\text{th}}], \tag{46}$$

其中，γ 和 γ_{th} 分别表示无线系统的信号与干扰加噪声比（SINR）以及判定用户设备（UE）位于覆盖区域内所必须满足的阈值。

然而，覆盖范围这一关键绩效指标忽略了定位范围扩展时系统的适应能力。随着定位覆盖范围扩大，无线信道可能发生拥塞，定位系统也需要执行更多计算并进行更多测量。为此，引入了可扩展性这一关键绩效指标，用于量化系统容纳不断增加的终端设备数量的能力。假设一个无线网络包含 N 个节点，那么在某个临界点之后，剩余容量将变为负值。该临界点对应系统能够支持的最大节点数量 k。因此，可扩展性定义为无线网络在新增节点后，剩余容量开始随每个新加入系统的节点而下降时所对应的节点数量。将剩余容量设为 k 等于 0，即可按照 [205] 得到可扩展性

$$C_R(N = k) = 0, \tag{47}$$

由此可得

$$\eta\, C_a = \sum_i (1 + \Gamma_i)\, L_i\, (1 + Y_i), \tag{48}$$

其中，C_a 表示可用容量，η 表示效率，而 L_i、Γ_i和 Y_i 分别表示平均负载、竞争因子和传输因子。

E. 复杂度

定位方法的诸多方面，例如硬件、信号检测方法以及算法的计算需求，都会影响系统的整体复杂度。根据预期应用场景的具体情况，这些类型的复杂度可能全部相关，也可能仅有其中一部分相关。就硬件而言，硬件实现与部署的复杂度直接关系到通信与定位算法的复杂度。至于软件复杂度，各种定位方法的复杂度公式往往难以通过分析确定。因此，通常将其视为位置估计器的计算复杂度。此外，在定位领域，复杂度与精度和精密度密切相关。此外，复杂度与特定移动节点的位置更新间隔之间也存在重要关系，这一间隔由两个关键绩效指标衡量，即更新率和时延。

F. 稳定性

在波束宽度较小的高频系统中，指向误差可能导致中断、跟踪丢失或失聪效应，这是一个关键问题。因此，失聪效应被定义为估计误差引起的功率泄漏，常被用作评估定位算法的指标。失聪效应以百分比表示，并按半功率波束宽度（HPBW）进行归一化，如 [125] 所示

$$\mathcal{D} = \frac{\|x - \hat{x}\|}{\text{HPBW}}, \tag{49}$$

因此，稳定性可表示为

$$\mathcal{S} = 1 - \mathcal{D}. \tag{50}$$

如果达到 100%，则定位过程必须重新开始，因为估计失败，原因是用户设备位于波束之外。因此，系统稳定性可视为定位精度随时间的变化，尤其是在移动场景中。

表IV 最先进的定位方法

	算法	应用场景	用例	技术使能因素	指标
Conventional	三角测量	局部信任区域 [206], [207] 映射 [208]–[210] 可持续发展 [211]–[213] 安全 [214] 大规模孪生 [215], [216]	室外 [210] 室内 [206], [207], [209], [211]–[216]	毫米波/太赫兹 [209] 可见光定位 [212] 传感器 [210], [214], [216]	AoA, ToA, AoD, ToF, 接收信号强度、均方根误差
	卡尔曼滤波器	局部信任区域 [217]–[221] 大规模孪生 [222], [223] 机器人 [224]	室外 [217], [219]–[223] 室内 [218], [224]	毫米波/太赫兹 [217], [219]–[224] 可重构智能表面 [221] 传感器 [218]	ToA, DoD, 接收信号强度, 均方根误差
	压缩感知	局部信任区域 [225]–[230] 映射 [231] 大规模孪生 [232]	室内 [231] 室外 [228]–[230]	毫米波/太赫兹 [226], [228], [229] 传感器 [225], [227], [229]–[231] 波束成形 [226] 雷达 [228] ，可见光定位 [232]	接收信号强度、到达时间差，到达方向、均方根误差
	多维尺度分析	机器人 [233] 局部信任区域 [234]–[242] 大规模孪生 [243]	室内 [233], [240], [243] 室外 [235]–[237], [239], [242] 非地面 [238], [241]	传感器 [233]–[243]	飞行时间、到达时间差，接收信号强度、均方根误差
	直接定位	局部信任区域 [244]–[252] 可持续发展 [253], [254]	室外 [244]–[254]	毫米波/太赫兹 [245], [248], [253] 传感器 [244], [246], [247], [249]–[252], [254] 雷达 [252]	到达时间、到达时间差，到达角、均方根误差
	群体智能	机器人与地图构建 [255] 局部信任区域 [256]–[267] 可持续发展 [268]	室内 [255], [258], [259], [259] 室外 [255]–[257], [260]–[262]	传感器 [255]–[268]	AoA, ToA, 均方根误差、接收信号强度
	指纹识别	可持续发展 [269]–[281] 映射 [282] 局部信任区域 [283]	室内 [269]–[282] 室外 [283]	传感器 [269]–[282] 毫米波/太赫兹 [283]	接收信号强度、均方根误差
	SLAM	映射 [284]–[291]	室外 [284], [287]–[290] 非地面 [285] 水下 [286] 室内 [291]	传感器 [284], [286], [288], [289], [291] 雷达 [285], [290]	均方根误差、接收信号强度
Learning-based	K近邻邻居	可持续发展 [292], [293] 大规模孪生 [294], [295] 局部信任区域 [296], [297] 映射 [298], [299]	室内 [292]–[295], [298], [299] 室外 [296], [297]	毫米波/太赫兹 [296]–[298] 可见光定位 [299] 传感器 [292]–[295]	均方根误差、接收信号强度
	支持向量机	可持续发展 [300]–[302] 映射 [303] 大规模孪生 [304]–[306] 局部信任区域 [51], [307]–[317]	室内 [300], [302], [304], [307]–[317] 室外 [301], [303], [305] 非地面 [303]	传感器 [300], [304], [307]–[315] 雷达 [302], [303], [305], [317] 毫米波/太赫兹 [301]	到达时间、到达时间差，接收信号强度、均方根误差
	决策树	局部信任区域 [318]–[322] 大规模孪生 [323], [324] 可持续发展 [325]–[327]	室内 [318]–[320], [323], [325]–[327] 室外 [321], [322], [324]	雷达 [318], [323], [324] 传感器 [319], [320], [325]–[327] 毫米波/太赫兹 [321], [322]	AoA, RSS, RMSE
	高斯过程	局部信任区域 [328]–[334] 可持续发展 [335], [336] 映射 [337], [338]	室内 [331], [332], [335], [336], [338] 室外 [328]–[330], [333], [334]	传感器 [331], [335], [336], [338] 雷达 [328], [332], [337] 毫米波/太赫兹 [329], [330], [333], [334]	ToA, RSS, RMSE
	神经网络	可持续发展 [339]–[344] 局部信任区域 [345]–[353] 大规模孪生 [298], [354]	室内 [339], [341]–[344], [348], [349], [354] 室外 [345]–[347], [350]–[353]	传感器 [339]–[344], [347]–[349], [354] 毫米波/太赫兹 [345], [346], [350]–[353]	RSS, ToA, RMSE
	自编码器	可持续发展 [355]–[361] 局部信任区域 [362]	室内 [355]–[362]	传感器 [355]–[361] 毫米波/太赫兹 [362]	接收信号强度，均方根误差
	卷积NNs	局部信任区域 [363]–[372] 可持续发展 [159], [373]–[375] 大规模孪生 [376], [377]	室内 [159], [363], [365]–[370], [373]–[376] 室外 [364], [371], [372], [377]	传感器 [159], [363], [365]–[370], [373]–[377] 毫米波/太赫兹 [364], [371], [372]	到达时间、接收信号强度
	循环NNs	局部信任区域 [378]–[382] 可持续发展 [383]–[388]	室内 [378], [381], [383]–[387] 室外 [379], [380], [382], [388]	传感器 [378], [379], [383]–[388] 雷达 [381], [382] 毫米波/太赫兹 [380]	接收信号强度，均方根误差
	无监督学习	局部信任区域 [48], [49], [316], [389]–[391] 大规模孪生 [392]–[395] 可持续发展 [396]	室内 [48], [49], [316], [389]–[393] 室外 [390]	传感器 [48], [49], [316], [389], [392]–[394], [396] 毫米波/太赫兹 [390], [391], [395]	ToA, RSS, RMSE
	联邦学习	局部信任区域 [160], [397]–[402]	室内 [160], [397]–[402] 室外 [160], [397], [398], [400]	传感器 [398]–[402] 毫米波/太赫兹 [397]	到达时间、到达时间差，到达角、均方根误差
	强化学习	局部信任区域 [161], [403]–[405] 映射 [406], [407]	室内 [161], [403]–[405] 室外 [161], [404], [406], [407]	传感器 [161], [403]–[405] 毫米波/太赫兹 [406], [407]	均方根误差、接收信号强度
	迁移学习	局部信任区域 [408]–[414] 可持续发展 [415]–[417] 映射 [418], [419]	室内 [409], [410], [412], [413], [415]–[419] 室外 [408], [414]	传感器 [410], [412]–[419] 雷达 [409] 毫米波/太赫兹 [408]	AoD, AoA, RSS

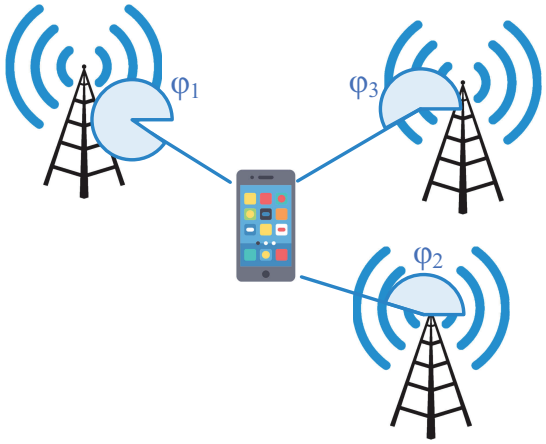


图8. 三角测量架构。

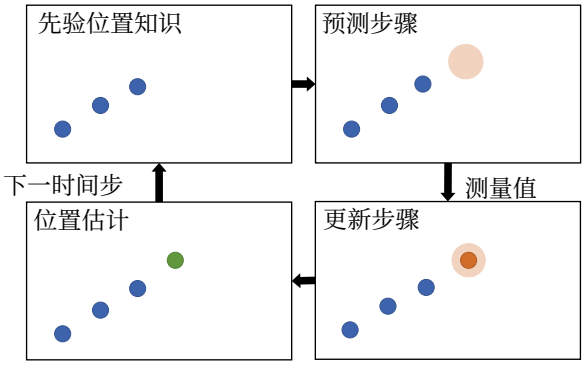


图 9. 卡尔曼滤波器架构。

VII. 定位算法

本节将深入探讨现有的各种定位方法和算法。以下分析选择区分传统方法与基于学习的方法。基于学习的方法是指使用机器学习框架的方法，因此神经网络也属于这一范畴。请注意，两者之间的区分可能颇具挑战；因此，此处介绍的某些文献可能被归入多个类别。不仅如此，指纹匹配还运用了概率方法。因此，由于其处于机器学习与解析解之间的模糊地带，指纹匹配被归入传统方法这一范畴。

A. 传统方法

本节概述用于确定所考虑区域内移动节点位置的传统算法。如表IV所总结，这些方法包括三角测量、卡尔曼滤波器、压缩感知、多维尺度分析、直接定位、群体智能算法和指纹识别。

1）三角测量：三角测量利用移动节点与接入点之间交换的无线电信号的到达角或出发角测量值，通过简单的几何关系估计节点在各条直线交点处的位置 [44]。至少需要两个接入点才能估计节点的二维坐标。图 8 展示了一个三角测量示例。移动节点测量来自三个不同接入点的到达角，分别为ϕ_1、 ϕ_2和 ϕ_3。利用这些测量值以及已知的接入点位置，即可获得移动节点的位置坐标。

[206] 的作者提出了一种 UWB 三角定位方案，该方案利用传播路径的几何特性，并基于 AoD、AoA 和 ToA 测量值进行定位。Ottoy 和 Strycker 在 [207], 中开发了一种三角定位算法，可从一组可能的值中自主选择合适的 AoA 测量值。在 [208],中，作者提出了一种几何三角定位方法，利用移动节点与锚节点之间的 AoA 测量值。此外，Landstrom 和 Beek 在 [209] 中提出了一种适用于多径毫米波 5G 场景的发射机定位方法。该方法结合随机射线追踪与三角测量概念，根据接收器与发射机之间的路径关系实现精确定位。Tazawa 等人在 [211], 中研究了增加天线单元数量对定位精度的影响。为此，该三角测量技术应用于来自多个接收器的 AoD 和接收信号强度测量值。Steendam 在 [212] 中提出了一种基于最大似然原理的三维三角定位算法。利用所提出的迭代算法，每个 AoA 估计值都会根据先前的位置估计进行更新。 [214]中提出了一种检测不可靠 AoA 测量值的方法。该方法利用多个节点估计位置的特征来检测不可靠节点并减轻定位误差。

此外， [215] 的作者提出了一种适用于 WiFi 无线网络的定位解决方案，该方案利用多径反射来估计节点相对于接收机的位置。所提出的技术可基于到达角、出发角和飞行时间测量值提供方向信息，并实现分米级定位。在 [213], 中，作者提出了一种基于接收信号强度的室内三角定位方法，该方法利用多个位置未知的相同室内节点，对来自某个节点的传输信号进行非相干接收。此外，这些节点能够相互通信，以构建室内传播模型。Adama 和 Asutkar 在[216], 中结合加权预测算法与灰色预测算法，提出了一种三角测量方法，以减小未知节点的估计误差并提高定位精度。 [210] 的作者提出了一种由无测距方法构成的对称三角剖分检测方法，该方法结合半定规划后可提高定位精度。

2）卡尔曼滤波器：卡尔曼滤波器是一种用于研究含噪或不准确测量值的基础技术，能够清晰地了解信号随时间的演变过程。在估计受监测过程随时间变化的状态之前，卡尔曼滤波器会消除随机噪声。卡尔曼滤波器广泛应用于导航、雷达应用和运动控制。卡尔曼滤波器包含两个步骤：a）预测步骤，将模型的当前状态及其相关不确定性投射到

后续时间步；b）更新步骤，通过计算投射状态与测量值的加权平均来调整预测结果。基于卡尔曼滤波器的方法会估计并融合未知值的多个近似值，从而得出准确的估计值。在这方面，卡尔曼滤波器能够利用多个锚节点的估计值，准确确定移动节点的位置。

文献 [217] 的作者提出了一种扩展卡尔曼滤波器（EKF）方法，通过融合到达时间（ToA）和到达方向（DoA）估计来跟踪节点的位置。仿真结果表明，联合DoA和ToA估计优于仅使用DoA的估计。在 [218], 中，作者报告了在非视距场景下使用无迹卡尔曼滤波器（UKF）对移动节点进行基于到达时间的定位。评估结果显示，在存在低方差噪声时，该方法具有较高的定位精度，因此适用于高分辨率UWB定位。此外，Koivisto 等人在 [222] 中介绍了两种适用于三维定位场景的方法，分别基于EKF和UKF。所提出的方法利用大量密集部署的锚节点，实现了DoA和ToA估计的融合。根据仿真结果，两种方法均可达到亚米级精度，其中基于EKF的方法略优于基于UFK的方法。类似地， [219]采用了一种适用于毫米波定位场景的两阶段级联EKF方法。在第一阶段，每个锚节点估计出发方向（DoD）；在第二阶段，将所有DoD估计融合为最终的三维位置估计。在[223], 中，作者提出了一种基于级联EKF的解决方案，用于跟踪各类设备的DoA和ToA。具体而言，第一个EKF根据参考信号，利用锚节点生成各自的DoA和ToA估计；第二个EKF则用于融合来自多个锚节点的DoA和ToA估计。

此外，Bai等人在 [224] 中开发了一种基于无迹卡尔曼滤波器的算法，用于获取移动节点的二维坐标。该算法利用丢包误差来估计并提高定位精度。仿真结果表明，当丢包率低于 90% 时，平均定位误差为 0.39 米。此外，Kanhere 和 Rappaport 在 [220]
利用扩展卡尔曼滤波器融合视距和非视距环境中多径分量的到达方向与飞行时间。在 140 GHz 下，相应的实验结果报告的平均误差为 24.8 厘米。最后， [221]的作者考虑了一个涉及基站和可重构智能表面的毫米波定位场景，并设计了一种基于扩展卡尔曼滤波器的方法，利用到达时间差和往返时间测量值获取节点位置。

3）压缩感知：如图10所示，压缩感知（CS）理论提供了一种全新的框架，可在特定基下恢复稀疏信号，所需样本数量远少于传统方法（例如奈奎斯特定理）
[420], [421]。然而，采集原始信号的过程既耗时又昂贵；因为在压缩过程中，恢复的信息绝大部分都会被丢弃，因此这一过程似乎徒劳无益。压缩感知提供了另一种方法，只需采集所需的线性、非自适应测量——

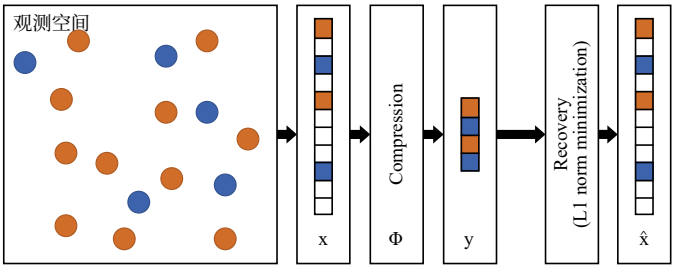


图10. 压缩感知架构。

量，就能直接获得信号的压缩形式。因此，即使采用快速恢复技术，压缩感知也能根据严重欠采样的非自适应数据，准确预测重构信号，并可利用更少的信号样本恢复多种估计值，例如到达时间差、接收信号强度和到达角。

文献 [225]提出了一种基于压缩感知理论的到达时间差估计方法。具体而言，该方法利用离散傅里叶变换和最大似然估计器，获得精确的到达时间差估计值。在 [231], 中，作者提出了一种基于压缩感知处理所获得的接收信号强度的室内定位方法。此外， [226] 的作者为视距毫米波链路设计了一种多级波束成形技术，该技术利用压缩感知理论估计信号的出发角。文献 [232]提出了一种在可见光通信环境中推导二维位置坐标的方法。具体而言，该方法利用压缩感知从多个重叠光束中获取位置估计值。此外，Salari等人在 [227],中介绍了一种基于压缩感知的到达时间差估计方法，该方法只需有限数量的信号样本，因此计算复杂度显著降低。文献 [228]报告了一种适用于空中场景的压缩感知辅助多输入多输出方案。具体而言，作者结合了二维天线阵列的多输入多输出技术与基于压缩感知的到达方向估计，用于三维目标跟踪。文献 [229]和 [230]还研究了一种利用压缩感知理论的空中场景。该方法采用贝叶斯压缩感知方法，利用无人机传感器采集的接收信号强度样本估计地面节点位置。具体而言， [229],采用轨迹优化方法，以最小化基于压缩感知的位置估计误差；而 [230], 则利用先验知识辅助算法增强了基于贝叶斯压缩感知的方法。

4）多维尺度分析：多维尺度分析（MDS）是一种用于高维数据分类和可视化的数学方法。MDS 应用于由节点间距离构成的矩阵，并为每个节点生成一个欧几里得空间中的坐标向量[422]。因此，MDS 被广泛用于定位问题，其中多个节点需要根据彼此之间测得的距离估算相对位置。

假设一个网络由若干锚节点组成

以及 N 个移动节点，令 $\mathbf{D}$ 表示 $N \times N$ 距离矩阵

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & d_{1,2}^2 & d_{1,3}^2 & \dots & d_{1,N}^2 \\ d_{2,1}^2 & 0 & d_{2,3}^2 & \dots & d_{1,N}^2 \\ d_{3,1}^2 & d_{3,1}^2 & 0 & \dots & d_{3,N}^2 \\ & & \vdots & & \\ d_{N,1}^2 & d_{N,2}^2 & d_{N,3}^2 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \tag{51}$$

其中，$d_{i,\ j}$ 表示第 i个与第j个移动节点之间的最短距离。可使用经典的全点对最短路径算法，例如 Floyd–Warshall算法或Dijkstra算法，来获取这些距离。

通过双重中心化可降低$\mathbf{D}$ 的秩，如下所示：

$$\mathbf{C} = -\frac{1}{2}\mathbf{J}\,\mathbf{D}\,\mathbf{J}, \tag{52}$$

其中

$$\mathbf{J} = \mathbf{I} - \frac{1}{N}\mathbf{e}\mathbf{e}^{\intercal}, \tag{53}$$

$\mathbf{I}$ 是 $N \times N$ 单位矩阵，$\mathbf{e}$ 是一个长度为N 的列向量，其所有元素均为1，而是矩阵转置算子。$^{\intercal}$此外，

$$\mathbf{C} \simeq \mathbf{X}\,\mathbf{X}^{\intercal}, \tag{54}$$

其中$\mathbf{X}$ 是一个 $N \times 2$ 矩阵，其中各节点的坐标经过平移，使网络的质心位于 (0，0)。

因此，可以通过最小化以下公式来估计包含节点相对位置的矩阵：

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{MDS}} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{C} - \mathbf{X}\mathbf{X}^{\intercal}\|^2. \tag{55}$$

可通过特征值分解求解：

(55)

$$\mathbf{C} = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^{\intercal}, \tag{56}$$

其中，$\mathbf{V}$ 表示特征向量矩阵，

$$\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_{\text{N}}), \tag{57}$$

表示相应的特征值矩阵。由于$\mathbf{C}$ 是正定且对称的，并且

$$\text{rank}(\mathbf{C}) \leq 2, \tag{58}$$

它可以用其两个最大的特征值表示。因此，

$$\mathbf{C} \simeq \mathbf{V}_s\mathbf{\Lambda}_s\mathbf{V}_s, \tag{59}$$

而式（55）的解可表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_{MDS}^{\text{signal}} = \mathbf{V}_s\mathbf{\Lambda}_s^{1/2}, \tag{60}$$

其中，$\mathbf{\Lambda}_s^{1/2}$是一个对角矩阵，其包含两个最大的特征值。值得注意的是，所得位置估计并不对应于任何特定的参考系，通常会相对于节点的实际排列发生旋转、平移和镜像。因此，可根据锚节点的已知位置推导出实际的移动节点位置。

基于MDS的定位具有两项显著优势：只要平方距离矩阵中存在冗余数据，该方法就能稳健应对个别误差范围。此外，无论网络规模大小，该方法都能提供闭式定位估计。[233] 的作者设计了一种相对定位算法，利用MDS和接收信号强度指标，获取任意一对通信节点之间距离的倒数，并推导出网络拓扑结构。为解决传统MDS算法带来的几何不确定性，[234]提出了一种增强型多维尺度分析算法。[235], 中，Saeed和Nam将MDS与普罗克鲁斯特斯分析相结合，为认知网络开发了一种两阶段定位算法。具体而言，该算法采用近似的基于距离的方法，根据网络中可用的节点邻近信息来提高精度。[236] 的作者设计了一种基于MDS的三维定位算法，旨在降低通信和计算开销，从而最大限度地减少能耗。[243], 中，Cui 等人提出了一种结合多项式数据拟合与MDS的三维定位算法。该算法无需信道噪声和节点移动模型的信息，即可实现较高的定位精度。

此外，Jiang 等人在 [237] 中提出了一种通过最小化基于多维尺度分析的代价函数，利用到达时间差测量值求解节点二维坐标的方法。[238], 中提出了类似的方法，作者将移动节点之间通过多普勒频移测量获得的相对速度信息融入多维尺度分析代价函数。此外，他们采用一种低复杂度主化算法来最小化多维尺度分析代价函数。Morral 和 Bianchi 在 [239] 中报告了一种基于接收信号强度指标的间歇性测量值、用于无线传感器网络节点自定位的分布式算法。通过由节点间距离平方构造的相似度矩阵的主成分，可以恢复节点位置。[240] 的作者设计了一种室内无人机定位算法，该算法基于接入点与无人机之间的距离测量值。距离测量值由接收信号强度样本推导得出，并采用了两种不同的定位技术，即多维尺度分析和加权质心定位。在 [241], 中，Fan 等人提出了将快速聚类与多维尺度分析相结合的方法，用于移动网络中的二维定位。具体而言，在簇内相对定位阶段，利用了结合经典多维尺度分析和迭代多维尺度分析的优势；在簇间坐标配准阶段，则采用最小二乘法来降低配准误差。[242],的作者提出了一种基于滤波和多维尺度分析技术的协作式三维定位算法，用以减轻异常测量值带来的误差。

5）直接定位：在上述方法中，节点的位置是通过到达角、出发角、到达时间差和到达时间等各种参数估计的。应对定位挑战的另一种方法是直接定位 [244]。在直接定位中，无需估计到达角或其他中间参数，即可直接根据数据估计信源的位置。具体而言，会累积所有节点对的回波信号，并直接提取目标位置。为此，必须将信号或其某种函数发送至负责位置估计的融合中心。融合操作在信号级进行，因此计算开销更低，

从而性能更佳。在涉及距离较短的场景中，这种拓扑结构通常更易于实现。然而，对于蜂窝网络，云无线接入网络（C-RAN）预计将提供必要的骨干网：基站将接收到的信号转发至负责基带处理的集中式单元 [253]。

在 [245], 中，作者提出了一种基于AoA和ToA估计值的直接信源定位方法，通过联合处理在每个基站采集的数据快照来确定信源位置。此外， [246] 的作者开发了一种单步直接定位算法，通过结合AoA和多普勒信息来获取多个静止节点的位置。数值结果表明，所提出的直接定位算法能够达到相应的克拉美–罗界。在 [247]中，作者提出了一种联合利用AoA和TDOA信息的直接被动定位方法。通过利用时空处理，该方法无需预先获知信源节点的数量。Han 等人在 [248] 中报告了一种适用于大规模MIMO环境的近场与远场联合直接定位方法。具体而言，该方法利用AoA测量，并将基站划分为远场和近场基站，以减轻定位误差。 [249] 的作者在多个节点使用独立时钟的假设下，开发了一种基于到达时间差的直接定位方法。该方法分别采用期望最大化（EM）算法和高斯–牛顿算法进行粗略和精细的参数估计。

此外， [250], 中的作者提出了一种由波束空间设计和位置确定组成的直接定位框架。此外，他们推导了相应的波束空间直接定位性能界，并提出了一种计算复杂度和通信开销较低的定位算法。 [251]提出了一种利用随机空间谱的直接定位方法。根据 [251], 中的方法，同信道信号被转换为空间谱，从而抑制多径分量。此外，该方法利用空间稀疏聚类算法区分空间域中的节点。 [252], 中的作者针对分布式 MIMO 雷达环境中的直接定位开发了一种基于因子图的方法。他们为直接定位问题精心设计了图表示，并通过基于期望传播和信念传播的消息传递高效地解决该问题。最后，Bai等人在 [254] 中提出了一种适用于多径正交频分复用（OFDM）环境的直接定位算法。该算法利用多个节点观测到的数据，通过利用噪声子空间与阵列响应向量之间的正交性，一步估计信源节点。

6）群体智能：群体智能是一类研究群体动力学的算法子集，其中大多数方法的灵感来自动物的社会行为，包括蜜蜂、鸟类、蚂蚁等。多个实体以相对简单的运行方式相互协调其活动，往往会形成复杂的模式。所有基于群体智能的方法都采用一种搜索策略该策略基于两种传统方法的二分法及其相互作用，即探索和开发 [255]。探索的目标是扩大已覆盖的搜索空间比例，从而减少搜索范围，获得可行的解决方案。“开发”是指群体通过提高在这些解决方案周围区域内的搜索强度，努力提升先前发现的解决方案的质量。

在 [256] 和 [257], 中，作者分别采用蜻蜓算法和烟花算法，估计随机部署在特定区域内的节点位置。 [258] 的作者提出了一种利用人工蜂群算法的多阶段定位方法。此外，他们从定位精度、节点数量和计算时间等方面，将所提出的方法与粒子群优化进行了比较。Monica 和 Ferrari 在 [259]中采用粒子群优化算法，研究了无线传感器网络中的 UWB 室内定位问题。 [260]提出了一种基于萤火虫算法的两阶段无线传感器网络定位方法。第一阶段考虑了放置在区域边缘的四个锚节点，第二阶段则考虑距离最近的锚节点。此外， [261] 的作者利用帝王蝶优化算法解决无线传感器网络中的定位问题。同一批作者还在 [262]中提出了一种改进的混合飞蛾搜索算法，用于解决节点定位问题，并将其与其他最先进算法进行了比较。Singh 等人在[268] 中聚焦于二维定位问题，并比较了四种群体智能算法的性能，分别是基于生物地理学的优化、萤火虫算法、粒子群优化和 H-best粒子群优化算法。

此外， [263], 的作者提出了一种用于无线传感器网络定位的模糊逻辑模型。为提高模型的效率，研究采用合力向量的概念，并使用粒子群优化算法来最大限度地减少不规则部署效应。 [264]的作者利用萤火虫算法和人工蜂群算法，估算移动节点与锚节点之间的距离。此外，文中还比较了这两种算法在计算时间和定位精度方面的表现。同样， [265], 的作者研究了两种群体智能算法（即象群优化算法和树木生长算法）在解决无线传感器网络环境中的定位问题时的性能。在 [266], 中，Arafat 和 Moh 使用粒子群优化算法对无人机节点进行定位。为提高算法的收敛速度，研究采用边界框技术，从而缩小初始搜索空间。Akram 等人在 [267]中提出了一种多目标粒子群优化算法的改进方案，以同时最大化已定位节点的数量，并最大限度地降低能耗和计算时间。最后，在 [255], 中，作者比较了三种群体智能算法（即萤火虫算法、人工蜂群算法和粒子群优化算法）在同步定位与建图场景中的表现。

7）指纹识别：指纹识别的基本思想是，将接收信号指纹与数据库中已记录的已知信号位置进行比较，从而估算移动节点的位置 [423]。信号指纹数据库必须预先生成。因此，指纹识别分为两个阶段，即数据填充或训练阶段，以及匹配阶段。在第一阶段，探索感兴趣区域以创建信号地图；在第二阶段，通过将当前信号指纹与指纹数据库中的指纹进行比较，估算节点位置。

训练阶段可使用各种指标生成信号指纹数据库。例如，使用参考接收信号强度，记为 $\mathrm{RSS_R}$，节点的（x，y）坐标可表示为

$$\mathbf{F}(x,y)=[\mathrm{RSS_R}(1),\mathrm{RSS_R}(2),...,\mathrm{RSS_R(N)}], \tag{61}$$

其中 N 为接入点的数量。

在匹配阶段，可以采用欧氏距离匹配法。该方法计算测得的信号指纹（记为 $\mathrm{RSS_M}$）与数据库中各参考位置之间的欧几里得距离，如下所示：

$$D=\sqrt{\sum_{j=1}^{N}\left(RSS_{\mathrm{R}}(j)-RSS_M(j)\right)^2} \tag{62}$$

最后，可使用最近邻算法，根据（62）找出最接近的指纹。

Zhou 等人在 [269] 和 [270] 中研究了基于接收信号强度的接入点部署与定位精密度之间的相关性，并设计了一种模拟退火算法来优化接入点位置。 [271] 的作者设计了一种方法，利用聚类算法筛除发生变化的信号，从而自动更新指纹数据库，以实现较高的定位精度。通过使用观测到的信号和计算得到的节点位置，指纹数据库得以持续更新，无需人工干预。在 [272],中，作者将基于接收信号强度的指纹识别与有关节点环境（即建筑平面图）的上下文感知数据相结合，并证明所提出的方法能够减少所需接入点的数量，并减轻无线干扰的影响。 [273] 的作者开发了一种基于协作的指纹识别方法：根据接收信号强度序列的相似度，选取未知节点周围的若干辅助节点，并将它们之间的距离作为辅助信息，以提高定位精度。

此外，Chen等人在 [274] 设计了一种协作式指纹定位方法，该方法考虑成对距离的物理约束，以优化和改进对多个节点位置的估计，从而增强对过时数据库条目和距离误差的鲁棒性。在 [275], 中，作者提出了一种基于路径损耗测量的指纹定位方法，用于训练阶段和匹配阶段。这种两步方法包括一个旨在提高精密度的基于路径损耗的指纹定位方案，以及一种能够确保定位鲁棒性的双扫描指纹定位方法。 [276]提出了一种用于基于室内指纹的定位的众包方法。该方法利用从多部智能手机收集的接收信号强度数据，并生成指纹数据库。 [277]中介绍了一种类似的方法。具体而言，该方法旨在通过利用信道频率响应生成指纹数据库来提高定位精度，而信道频率响应可从信道状态信息中获取。

在 [278], 中，作者设计了一种基于实际数据速率的指纹方案，这些数据速率可由接入点直接获取。为缓解数据速率波动，该方案采用时间窗口机制，综合考虑多个接入点和不同的发射功率级别。在 [279], 中，作者开发了一种指纹方法，将室内区域的信号传播效应和架构信息结合起来，仅利用少量接收信号强度测量值生成指纹。Li 等人 [282] 提出了一种融合无线信息与惯性信息的众包指纹方法。此外，他们还定义了指纹精度指标，并评估了这些指标在预测位置估计误差和异常值方面的性能。在 [280], 中，作者提出了一种相位分解方法，用于计算多径相位，并应用主成分分析，基于信道状态信息生成指纹。 [281] 的作者开发了一种指纹原型系统，通过窃听智能手机信号来获取信道状态信息。此外，该系统采用联合离群值检测与聚类方法来检测信号变化。最后，Shen等人在 [283] 中提出了一种利用信息熵理论和最大似然估计的指纹训练方案。该方案利用上行信道提取链路状态和到达角测量值，并采用加权均方误差算法估计节点位置。

8) 同步定位与建图：同步定位与建图（SLAM）要解决的难题是，在估计运动主体轨迹的同时，构建其周围环境的地图。由于 SLAM 在自主机器人发展中发挥着关键作用，过去几十年来，它一直受到研究界的广泛关注。在同步定位与建图（SLAM）中，地图可以采用多种格式，例如占据栅格、点云等，用作物理世界的模型，而地图估计则与机器人轨迹的推断密不可分。无论最终采用何种表示形式，要构建一致的世界表示，都需要从广泛的信源收集数据。为分析现有数据之间的联系，数据会被拆分为数据帧，每个数据帧可以是激光测距扫描的集合，也可以是一系列照片。收集这类数据帧还带来另一项难题：获取的测量值始终相对于采集这些数据的移动实体的“未知”位置。

Schlegel 等人在 [284] 提出了一种开源SLAM系统，该系统利用定位和图像处理技术生成虚拟三维地图。该系统采用了四种地图生成流程，分别是基于图像的三角测量、运动估计、基于位姿图的地图管理，以及

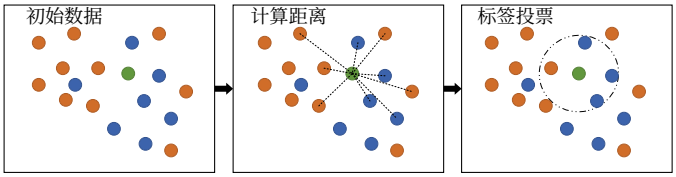


图11. k近邻架构。

重新定位。在 [285]中提出了一种基于雷达的同步定位与建图方法。该方法利用雷达测量值构建地图，并结合位姿图和迭代最近点算法匹配扫描数据。此外，该方法还利用全球导航卫星系统信息提高定位精度。[286] 的作者报告了一种用于自主水下航行器的同步定位与建图方法。该方法采用模拟退火，并对深度、指南针和声学传感器测量值应用扩展卡尔曼滤波器。Rodriguez 等人在 [287]强调，准确表示和量化不确定性至关重要，这样才能在同步定位与建图的每个步骤中准确报告机器人位置估计的置信度。在[288], 中，作者开发了一种基于智能滤波器的同步定位与建图方法，以提升移动机器人的定位性能。使用适当的基于雷达的测量值，该方法也可应用于水下和空中场景。在 [289], 中，作者研究了位姿图同步定位与建图的图结构、费希尔信息矩阵（FIM）、克拉美-罗下界和最优设计指标之间的关系。 [290]提出了一种利用激光探测与测距（LIDAR）和图像处理技术进行定位的同步定位与建图框架。该框架同时考虑光强信息和几何信息，以提高定位精度。Chen等人在 [291] 提出了一种面向移动机器人的主动SLAM算法，能够推导出无碰撞轨迹。该算法基于预测控制框架，利用图拓扑将不确定性最小化问题近似为约束非线性最小二乘问题。对原问题进行凸松弛后，采用凸优化算法和基于奇异值分解的舍入过程求解该问题。

B. 监督学习

本节探讨采用基于监督学习的机器学习方法解决定位问题的相关研究。具体而言，这些技术既包括传统的机器学习方法，如 k近邻、支持向量机、决策树和高斯过程，也包括基于深度学习的方法，如神经网络、自编码器、卷积神经网络和循环神经网络。

*1) K*近邻：使用 k 近邻（kNN）时，根据指纹数据库中 k 个最近的固定网络节点的位置平均值来估计目标的坐标。如图 11 所示，在定位过程中，所选区域是大多数 k 个近邻所在的区域。对于一个 M 类分类问题，可通过以下方式确定观测点的标签：

$$\hat{y}_o = \max_c \sum_{i \in \mathcal{K}_o} \mathbb{1}\left(y_i = c\right), \tag{63}$$

其中，$\mathbf{1}(y_i = c)$在第 i 个邻居的标签等于 c 时取值为 1，而 $\mathcal{K}_o$ 表示观测数据点的邻居。利用现有数据和背景信息，我们可以确定设计参数 k 的合适取值，并指定哪些个体符合“邻居”的定义。因此，可以根据多种标准选择 k近邻，包括位置之间的欧几里得距离，该距离可表示为

$$d\left(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_0\right) = \sqrt{\sum_{k=1}^{N} \left|x_{i,k} - x_{0,k}\right|^2}, \tag{64}$$

其中 $x_{i,\ k}$ 表示第 i 个移动节点与第 k 个固定网络节点之间的测量值，而 N 表示移动节点的总数。需要注意的是，k近邻是一种非参数模型。新的标签通过将最新的观测值与训练样本进行比较得出，因此它属于基于实例的学习范畴。

一些先进的机器学习系统会将加权k近邻作为最后的手段来预测位置，并对如何定义指纹之间的“距离”和权重提出了不同方案。加权k近邻以k近邻作为融合方法，但在对k个最近邻的位置求均值之前，会为这些位置分配不同的权重。此外，核函数和欧几里得距离分别是可用于计算距离和权重的方法示例。此外，由于计算成本低且结构简单，k近邻也被纳入多种定位方法的考量，尤其是基于指纹的定位。有关k近邻的研究涉及指纹数据库的构建、自适应选择k值，以及生成有意义的相似度度量。最后，k近邻中也采用了各种特征。 [292] 的作者开发了一种基于k近邻的级联定位系统：首先使用k近邻识别环境，然后使用k近邻结合多种特征进行定位。他们证明，在多种场景下，混合特征的表现优于单独使用接收信号强度，并强调了采用混合特征的意义。

随后，收集到的接收信号强度数据被用于构建无线电地图，这是该方法的早期示例。当定位步骤在线进行时，来自三个室内固定节点的在线接收信号强度测量值会与之前存储的接收信号强度数据集进行比较。通常，比较时采用欧几里得距离。然而，如果网络节点发生移动或接收信号强度值发生变化，采用固定的 k 值可能会导致较大的定位估计误差，典型的 k近邻方法便属于这种情况。多篇论文研究了对 k近邻方法进行调整，以解决这一问题；可采用的技术包括调整相似度度量 [293], [294], 以及从 k近邻结果中选取一个子集 [294], [295]。例如，文献 [294]中的方法对 k 个最近的固定网络节点进行聚类，然后使用“代表”簇中的均值来确定最终位置。

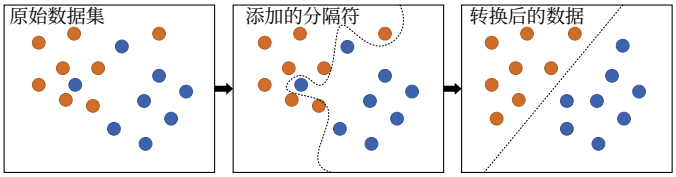


图12. 支持向量机架构。

文献 [293]提出将欧几里得距离和余弦相似度作为相似度度量，并利用它们为加权k近邻构建权重。最后，文献 [299] 中的众包室内定位技术利用智能手机的方向传感器和光学相机，精确确定用户在建筑物内的位置。在该方法中，首先通过基于 WiFi 接收信号强度数据的 k近邻方法得出位置的粗略估计，从而加快基于图像的定位的搜索空间；随后，还可以利用方向传感器提供的信息进一步缩小该搜索空间。

k近邻算法采用的另一种特征是到达角。例如，在 [296],中，到达角用于从大规模多输入多输出正交频分复用系统中选取一组k个固定网络节点。然而，信道观测数量庞大，存储和排序的计算开销也很高。为此，有人提出了一种基于角度-时延域的稀疏信道表示，可实现有效压缩，用于构建数据库。该方法采用两层指纹聚类与分类，以便在多个指纹中进行搜索。研究者提出了一种结合角度与时延的相似度度量，该度量取决于散射体之间的重叠程度，用于量化信道观测与指纹相似度。最后，采用加权k近邻，根据到达时间、到达角及相应权重实现定位。在这方面，通过最小化特征之间的欧几里得距离来实现定位；同时，角度-时延域表示则通过应用一种快速方法检索固定网络节点并压缩数据库来构建 [297]。

2）支持向量机：支持向量机（SVM）是一种极为强大的基于核的机器学习算法。向量之间的相似度可以通过核函数捕获，而核函数可用于基于实例的学习方法。直观而言，两个向量之间的距离可以用来表示它们彼此的相似度。径向基函数（RBF）就是一种核函数，它会随距离增大而变化，并用于高斯核。其他核函数还包括 sigmoid、多项式核和线性核。核函数旨在确定用于分类实体的最优超平面。具体而言，选择超平面时会尽可能扩大各组之间的间隔。核函数能够高效地在高维空间中定位观测特征与训练样本的乘积，从而提高特征的可区分性。图 12 展示了上述 SVM 方法的高级示意图。

其他特征也已应用于采用各种核方法的支持向量机。 [300] 的作者使用高斯核岭回归，提出了一种基于接收信号强度和到达时间的定位方法。值得注意的是，为避免受到测量时序和随机同步误差的影响， [303] 提出的方法将到达时间用作指纹，并基于高斯核。此外，能量衰减时间只是可从信道脉冲响应中提取并用于超宽带定位系统的特征之一 [304]。其目标是在捕获相关环境信息的同时，缩短信号脉冲响应。对于分层区域分类，这些特征会被送入支持向量机算法。 [307] 的作者利用多个子载波的信道状态信息构建了可见性图，以捕获相邻子载波之间的频率相关性，用于基于支持向量机的定位。接下来， [308], 的作者介绍了一种基于支持向量机和核回归的方法，利用信道状态信息进行定位和活动识别。在这种方法中，支持向量机负责将目标分类为某一活动类别，而定位则通过回归模型实现。基于多输入多输出系统的信道状态信息， [309] 能够在无设备定位系统中收集信道状态信息并将其传输至集中式服务器。最后， [310], 在无线传感器网络目标跟踪中采用了基于加速度计和接收信号强度的定位方法；基于接收信号强度的核方法生成粗略的位置估计，随后将其与加速度计测量值一并送入卡尔曼滤波器，以实现即时定位。

定位领域广泛采用了多种核方法的 SVM。早期的一项研究尝试将基于核的定位方法应用于无线传感器网络定位，使用少量位置已知的传感器 [51]。该方法使用以高斯核训练的 SVM，根据不同传感器之间的接收信号强度对区域进行分类。最后，通过对各传感器所属区域中心取均值，计算出更精确的坐标。在利用接收信号强度进行室内手机定位时， [311]采用了高斯核和线性核。另一种方法将 SVM 与径向基函数（RBF）核及主成分分析结合起来进行定位 [312],；而 [313]的作者提出了一种处理设备多样性的策略：先仅对可信固定节点的接收信号强度进行排序，再使用 SVM 对目标位置进行分类。为减少相关固定网络节点的数量， [314] 提出了实时节点选择方法。随后，该方法利用核函数，根据固定节点与相应接收信号强度值之间的相似度分配权重，并根据这些权重估计位置。

定位问题对卷积核的选择非常敏感。为更好地捕捉定位前坐标与接收信号强度空间之间的关联，文中提出了核典型相关分析，其中物理空间采用 Matérn 核，信号空间采用高斯核 [315]。为考虑训练集的空间组织结构，已有研究提出了一种利用坐标间潜在关联的卷积核 [316]。根据 [317], ，混合核由两个独立的卷积核组成：一个全局核和一个局部核，二者共同考虑邻近和远处固定网络节点的影响。在 [305], 中，研究人员采用导入向量机（IVM）对超宽带系统中基于到达时间的测距进行非视距分类；不过，作者指出，信息系统方法（ISM）的复杂度更低，且分类概率更高。

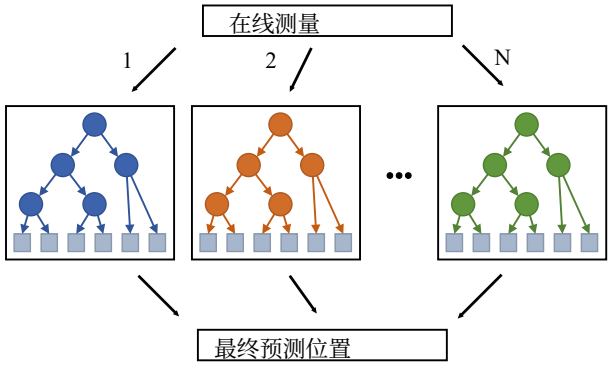


图13. 决策树架构。

定位的其他方面也采用了核方法，例如，使用支持向量机根据超宽带系统中的信道状态信息估计距离误差，以及使用支持向量机识别姿态，并随后利用识别结果与固定网络节点进行良好匹配 [306]。在使用粒子滤波器确定位置之前， [301] 先将空间分类为室内或室外。通过使用支持向量回归重建未选中固定节点的接收信号强度值， [302] 提出了一种分类和节点选择方法，从而提高定位过程抵抗噪声的能力。

3) 决策树：用于数据分类的规则集通常通过决策树得出，决策树通过划分可能的标签和观测值所构成的空间来实现这一点。具体而言，图13概述了一种采用多种加权决策树的两阶段定位方法。在第一阶段（训练）中，收集数据以创建一个称为无线电地图的数据库。对于 R 参考节点和 A 接入节点，N 每个节点的位置和 θ 方向测量值，无线电地图可表示为 [424]

$$\Psi^{\theta}=\begin{pmatrix}\varphi^{\theta}_{1,1}[\tau] & \varphi^{\theta}_{1,2}[\tau] & \cdots & \varphi^{\theta}_{1,R}[\tau]\\ \varphi^{\theta}_{2,1}[\tau] & \varphi^{\theta}_{2,2}[\tau] & \cdots & \varphi^{\theta}_{2,R}[\tau]\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \varphi^{\theta}_{A,1}[\tau] & \varphi^{\theta}_{A,2}[\tau] & \cdots & \varphi^{\theta}_{A,R}[\tau]\end{pmatrix}. \tag{65}$$

这些数据由固定节点的位置和方向测量值构成。集成模型使用该数据集构建。在称为测试的第二阶段，移动节点利用在线测量发起定位请求。具体而言，使用来自固定节点的在线测量等输入来估计移动节点的位置，可表示为

$$\Psi^{\theta}_{r}=\begin{pmatrix}\varphi^{\theta}_{1,r}[q]\\ \varphi^{\theta}_{2,r}[q]\\ \vdots\\ \varphi^{\theta}_{A,r}[q]\end{pmatrix}, \tag{66}$$

其中 r 表示移动节点的位置。

定位系统的精度以及构建和评估集成模型所需的时间都会受到数据集大小的影响。此外，许多定位问题，例如基于固定节点选择和聚类的定位、坐标预测以及视距识别，都已受益于决策树的应用 [318], [323]。然而，许多文章大量使用决策树来解决现有难题，或将其用于相对简单的分类问题。

研究表明，采用多种学习解决方案来获得最终解决方案，即使将其构建为决策树等基础机器学习解决方案的集成，也能带来卓越的性能。自适应提升和梯度提升是两种得到广泛应用的集成学习方法 [325]–[327]。当接收信号强度距离无法反映两点之间实际物理间距时， [326]提出了一种指纹识别方法，该方法利用梯度提升，通过学习得到的非线性映射函数将原始接收信号强度转换为特征。其主要思路是先构建固定节点的负样本对和正样本对，随后设计损失函数，以确保这些样本对之间保持相似度。最后，在训练映射函数后，使用加权k近邻结合修正后的映射函数进行定位。另一方面， [325],采用自适应提升进行被动定位，并利用信道状态信息中的相位信息构建指纹地图。该方法迭代调整训练集的样本权重，以便进行分类。最后，将预测位置最佳的四个节点的位置赋予相同权重，以得出最终位置估计。

集成学习中另一种最突出的方法是随机森林（RaF），它利用决策树森林进行预测。例如， [324] 采用基于分类的定位方法，结合多径信息和随机森林，通过对信道状态信息值进行体积互相关来获取到达时间差。为提高定位精度，该方法将射线追踪与经验数据相结合。文献 [319]研究了 WiFi 的接收信号强度，以确定房间预测结果和空间坐标。离线阶段包括训练集成分类器和随机森林回归器，以及为位置预测进行指纹数据预处理。在线阶段则完成房间预测、确定软聚类中的成员关系以及预处理。另一项研究利用多天线系统，根据功率谱密度（PSD）、接收信号强度及其他统计数据等多种参数构建指纹 [320]。随后，训练随机森林，使其作为每项特征对应的分类器。该方法采用多个样本和分类器来提高位置估计的可靠性，并利用熵度量选择稳定的时间点和可靠的分类器。因此，位置取位置预测结果的中位数，并限制在所选分类器和所选时间点生成的投影位置并集范围内。

4）高斯过程：高斯过程（GP）回归模型已成功用于利用少量已知位置的固定节点来预测接收信号强度测量值的空间分布，事实证明，这有助于提高定位方案的精密度。图14展示了一个典型定位系统的整体结构。具体而言，本例中用于定位的无线电地图所需的训练测量值极少。因此，它显著

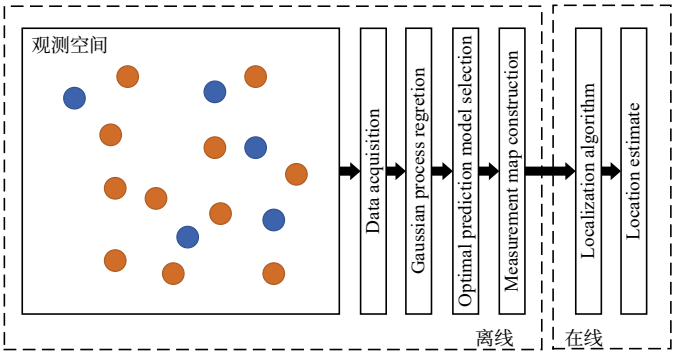


图14. 高斯过程架构。

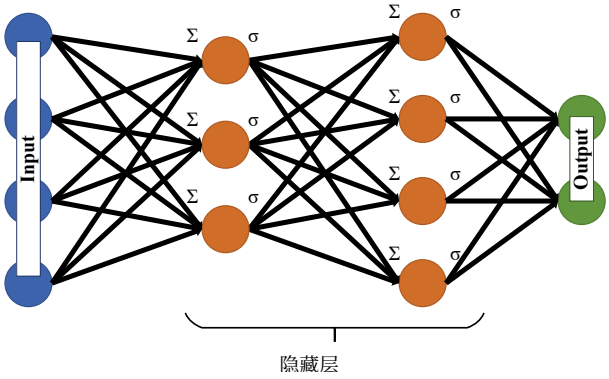


图 15. 神经网络架构。

减少了部署和无线电地图构建过程所需的时间和能耗。此外，在运行阶段，系统会收集接收信号强度测量值，并用它们精确确定移动节点的位置。

多种替代性机器学习策略依赖于高斯过程，在标记函数 [328]–[330]，[335]，[337] 的后验分布估计中，高斯过程可以替代贝叶斯方法。在训练过程中，确定高斯过程协方差和均值的最优值十分重要，而 Matérn 和径向基函数等核函数常用于对其进行建模。例如，在 [338]，中，研究人员使用高斯过程回归构建基于接收信号强度的连续分布。作者采用最大似然估计技术，根据可用的接收信号强度数据确定目标位置。研究人员考察了二次核、Matérn 核和高斯核，以确定哪种核最能刻画地理位置点之间的关系。此外，在 [331]，中，研究人员使用高斯过程表示接收信号强度值的概率分布；随后，对于特定的接收信号强度观测值，根据贝叶斯规则，使用固定网络节点位置的加权组合来估计位置。 [336] 描述了一种基于高斯过程的方法，用于根据接收信号强度测量值对无线电地图进行动态校准和估计。训练后的高斯过程模型的标准差用于量化预测位置的精度，而最终位置则通过加权k近邻计算得出。

为了在大规模MIMO系统中实现接近克拉美–罗界的均方根误差， [330] 的作者提出了数值近似高斯过程技术，并通过仿真进行了验证。此外， [332]从功率时延谱中提取了若干超宽带信道特性，包括均方根时延扩展、接收信号强度和到达时间，并将其用于一种测距方案。首先，利用核主成分分析将选定的信道参数投影到非线性正交高维空间；随后，将这些投影中的一个子集作为高斯过程回归的输入，以获得测距估计值。

5）神经网络：如今，神经网络（NN）在机器学习中得到广泛应用。这是因为它们构成了许多最有效学习设计的基础。神经网络具有鲁棒性
旨在模仿人类认知能力的计算模型。图 15 直观展示了神经网络的结构，它由许多层组成，每一层都包含一组并行的神经元。根据求和函数对输入进行加权组合后，Σ神经元会将结果输入激活函数， σ。因此，我们可以将神经元视为感知机，或逻辑回归的扩展。在最简单的结构中，一层中的每个节点都与下一层的所有其他节点相连，这类结构通常称为全连接神经网络。根据通用逼近定理，采用非线性激活函数且至少包含一个隐藏层的神经网络，可以以任意精密度估计任意函数。与逻辑回归示例类似，即便要训练单个神经元，我们也需要优化技术。训练效率在处理深度神经网络时尤为关键。反向传播是训练神经网络的一种典型技术：损失函数的梯度通过链式法则在各层间反向传播，随后可采用梯度下降等技术调整参数。

过去的文献中提出了各种基于神经网络的定位方法。在这些已报道的技术中，神经网络被用于被动定位：将信道状态信息的校准相位和幅度作为混合复数输入特征输入神经网络，以定位用户 [339]。此外， [345],将神经网络集成到协作加权最小二乘估计器中，在毫米波通信系统中实现了定位；而在 [340],中，作者将接收信号强度数据作为神经网络的输入，由其计算测距误差估计值；随后，可将修正后的距离值用于最小二乘法等定位方法。另一个例子是， [346] 利用蜂窝网络中的用户位置以及用户三个最强固定节点的参考信号接收功率来进行定位。此外，近期提出了一种利用多个固定节点的接收信号强度的三隐藏层神经网络，并通过数据增强方法提高了其鲁棒性。另外，研究人员根据WiFi系统的接收信号强度和到达时间测量值，分别构建了两个网络，并将两个神经网络的输出加权平均，计算出用户的最终位置 [347]。 [348]实现了一种用于蜂窝网络和WiFi室内定位的分层定位技术，该技术采用经过训练的神经网络。此技术基于实时接收信号强度数据，在在线阶段识别环境，然后将数据输入经过训练的匹配神经网络。

就 MIMO-OFDM系统而言， [341]提出了一种基于指纹的定位方法，该方法依赖于

来自三根天线的 CSI幅度。该技术使用四隐藏层神经网络的权重来表示指纹。训练神经网络时，采用了堆叠径向基函数的贪心学习方法。经过初始训练和监督微调后，神经网络的输出能够忠实地重现输入数据。在线阶段，当第 i 个位置为真实位置时，观测数据似然概率由一组接收信号强度值表示，随后使用贝叶斯规则计算位置 i 的后验概率。通过对所有固定网络节点进行等权平均来确定目标位置。按照 [342] 中的提议，将相位值进行线性修正作为校准步骤，可以提高相位值的稳定性。还可以根据三隐藏层神经网络的权重创建指纹。

借助WiFi网络中的定向天线， [354] 的作者根据接收信号强度测量值构建了定位指纹，并采用双隐藏层神经网络形式的分类器，确定与观测值最相似的指纹。值得注意的是，通过近似估计到达角，可以提高定位精度。例如，多输入多输出系统的CSI幅度可作为多个具有不同超参数的神经网络的输入，最终的位置估计则由所有神经网络的输出融合得出 [349]。在分析的众多融合策略中，同时对位置估计取加权平均值和中位数的效果最佳。此外，[343], 提出了一种框架，整合了多种通信协议的特征，包括XBee、蓝牙和WiFi，以辅助目标跟踪。该框架将来自不同节点的偏航角读数和接收信号强度值作为所提神经网络的输入。计算出指纹概率后，可汇总高斯异常值滤波技术的输出，生成位置估计；随后，该估计可输入粒子滤波器，用于目标跟踪。

极限学习机（XLM）是一种仅含单隐藏层的神经网络架构，被提出作为反向传播算法的替代方案。上述设计采用了反向传播算法，而该算法需要耗费更多时间。第一层权重通常随机赋值，而隐藏层权重则
通常通过最小二乘拟合确定。包括 [350] 和 [344], 在内的多项研究旨在利用XLM设计复杂度低的特点进行定位。在 [344],中，数据首先通过K均值聚类进行离线分组，然后采用XLM将数据分类到某个簇中，最后为每个簇分别训练一个专用XLM。在在线阶段，接收信号强度值完成分类后，便采用相应簇的XLM。在 [350], 的离线过程中，研究人员使用从WiFi接收信号强度指纹数据库中收集的数据训练了一个XLM。在线阶段仍在先前确定的若干热点采集指纹，并根据新增数据修正定位结果。随后使用最新的XLM进行坐标预测。

6）自编码器：尽管自编码器通常应用于无监督学习，但定位领域的文献中仍会将自编码器与多种现有的监督式解决方案结合使用。图16展示了一个无设备定位自编码器的高层级表示，其中，

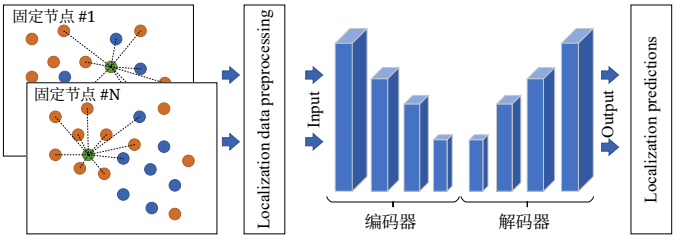


图 16. 自编码器架构。

区域被划分为 N 个网格，每个网格都设有一个固定节点。目标是预测目标在这 N 个网格之一中的位置。所提出的网络以自编码器为基础，从数据中提取预训练特征。静止节点的定位读数用于构建输入拓扑结构。有趣的是，自编码器的输出是其输入的“副本”，因此自编码器属于无监督学习架构。自编码器可分为三个不同的部分。首先，编码器将输入映射到第二部分，即隐藏状态 h，随后解码器将 h 映射到输出，可表示为

$$\boldsymbol{y} = f(g(\boldsymbol{x})), \tag{67}$$

其中， $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{y}$ 分别表示输入和输出，而 $f(\cdot)$ 和$g(\cdot)$ 表示编码器和解码器函数。

自编码器的输出通常会送入定位模块，因此该方法常用于提取强大的特征表示。自编码器用于提取高层特征，其编码器的输出取代了 XLM [355] 的随机投影。依赖编码器输出的不同正则化算法可以轻松纳入训练过程；该过程包含一个分层调优过程，即先调整分类器参数，再调整编码器参数。另一种方法是采用多输出网络，利用编码后的信息预测坐标、楼层和建筑物，相关方法见 [356]。利用建筑结构和目标坐标，通过堆叠自编码器生成位置 [357]。堆叠自编码器与深度网络的两个全连接层相结合的另一种应用，则是在室内定位场景中进行多标签分类预测 [358]，；而在 [359],中，自编码器被用于降低磁场信号和接收信号强度的维度。

自编码器也被用于评估采集到的指纹与基于指纹的定位中的观测特征之间的相似度。双模态深度学习定位（BiLoc）是一种指纹定位方案，它将两根天线的平均幅度和到达角估计作为自编码器的输入，并将输出权重用作指纹 [362]。在线阶段，根据自编码器重建的观测特征，相似度决定了目标在给定时间和位置出现的可能性。目标的最终位置通过对

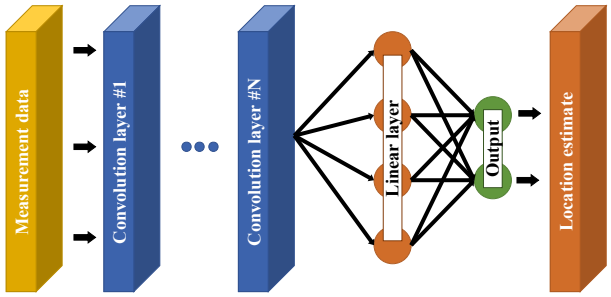


图17. CNN架构。

各指纹的位置按其相应权重进行平均得出。在 [360], 中，通过基于自编码器的潜变量和位置重建观测信号，使用最近的静态点来确定位置。此外，还构建了与每个指纹相匹配的堆叠自编码器，以实时提供概率位置估计。为此，该方法首先尝试重建观测特征，然后使用径向基函数比较相似度 [361]。

自编码器也被用于无设备局部定位 [425]–[427]。在卷积自编码器中，编码器的输出会送入分类器，随后分类器会预测目标的位置 [426]。在这个例子中，卷积自编码器的输入是一幅根据目标与实时RSS值之间的差异构建的图像。基于检测到的RSS信号， [425]的作者通过小波分解对信号进行去噪，使用稀疏自编码器降低维度，最后将学习到的特征输入回归模型和Softmax分类，从而估计用户的手势、活动和位置。数据转换是自编码器的另一种潜在用途。例如，自编码器可以将测试设备观察到的特征转换为与用于获取数据库的设备相匹配的特征，从而解决设备异构性问题 [428]。

7）卷积神经网络：卷积神经网络是高效的神经网络设计，在计算机视觉应用中展现出卓越性能。通过参数共享，与图17所示的全连接神经网络相比，卷积神经网络能够以更少的参数构建更复杂的网络。卷积技术以及特征地图和卷积核对卷积神经网络的性能起着极其重要的作用。在卷积运算中，模型的参数与输入数据相乘。因此，其数据需求和计算复杂度得以降低。在此，有必要指出卷积神经网络的两个显著特征。一方面，连接稀疏性在卷积神经网络中很常见，可使用低维滤波器生成每个输出值；另一方面，卷积神经网络采用参数共享，即每个像素使用相同的权重。这些属性使卷积神经网络具备了颇具吸引力的平移效率和不变性。“平移不变性”一词用于描述卷积神经网络对平移的抵抗能力，使其能够提供一致的结果即使输入数据发生变化也是如此。由于能够实现数据效率和能效，可以开发更复杂的结构，从而发挥更深层网络的优势。通过限制可训练参数的数量，还可缓解过拟合，使网络能够使用更少的数据样本进行训练。

鉴于卷积神经网络已被证明在计算机视觉领域行之有效，近期许多研究提出了基于卷积神经网络的定位策略。由于大都市地区报告的接收信号强度值数量庞大，若干研究将记录到的RSS数组重构为二维或三维图像，并输入卷积神经网络。 [363] 的作者利用卷积神经网络处理RSS图像，成功将坐标分配到众多楼层和建筑物之一。 [376]通过在特征中加入相关值，改进了RSS图像。增强后的图像被输入分层定位结构：卷积神经网络首先预测楼层号，再据此估计走廊号，最后确定坐标。为量化RSS值对于指纹的重要性， [373] 的作者提出了一组混合RSS特征。在智能停车系统中，研究人员利用蓝牙RSS时间序列测量数据进行行人和车辆定位 [364]。另一种分层定位方法将所有固定节点在多个时间点采集的接收信号强度值结合起来，生成RSS-时间二维表示，据此预测坐标、楼层和建筑物 [365]。从时间维度来看， [366],采用连续小波变换生成二维时频图像，并将其输入卷积神经网络，以预测距离目标最近的参考点。随后，利用k近邻推断目标的坐标。

得益于卷积神经网络在神经网络中的效率提升，可以使用高维特征。文献 [367]提出了一种多层卷积神经网络，它利用各个时间点可用子载波上的信道频率响应值构成图像。在这一框架下，不同天线的采样结果可用于不同的卷积神经网络通道，其输出为目标定位问题的似然。根据 [368],，通过对固定节点的期望概率和实际位置取平均值，可以估计精确位置；该方法基于天线之间的成对相位差。在线阶段，通过组合最可能的固定节点的位置来预测位置。接下来，文献 [369], 利用三维卷积神经网络学习到的时空信息，通过马尔可夫模型近似终端设备位置的后验分布。该方法生成信道状态信息相位和校准幅度的两种三维表示，其中深度、宽度和高度分别对应不同发射-接收对、子载波和数据包的相位/幅度。最后，研究采用一种计算高效的深度卷积神经网络架构，在生成三通道图像的三天线系统中预测最可能的固定节点。其中，两个通道用于表示天线对之间的相位差，另一个通道则表示所有子载波数据包样本的幅度 [370]。

卷积神经网络也被用于无设备定位。例如，在 [159], 中，一种一维卷积神经网络模型利用

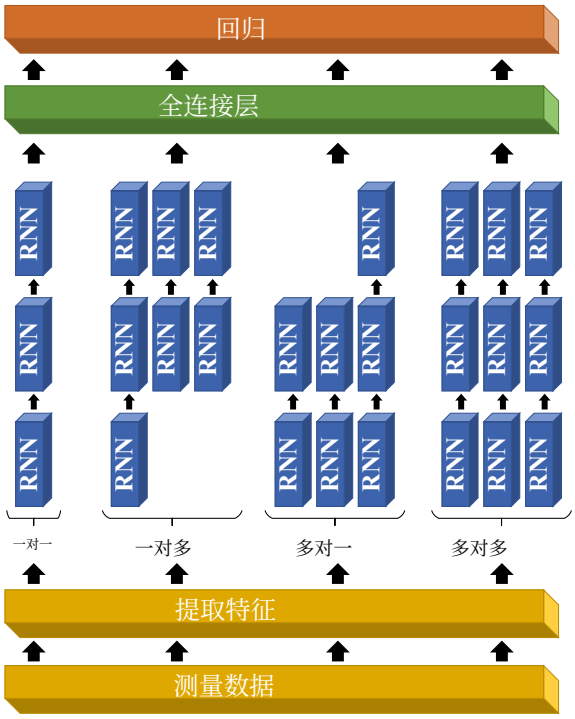


图18. 循环神经网络架构。

多个天线接收的数据包的接收信号强度值，或所有天线及子载波的CSI幅度。此外，另一种方法在 [374], 中利用RSS值时间序列生成图像，并对其进行连续小波变换，以识别建筑物中的人。从这些研究成果可以明显看出，在定位精度方面，基于CSI的解决方案优于其他方案。此外，在 [375], 中，研究人员利用卷积神经网络识别非视距干扰，并估算超宽带系统中的距离误差；而在 [377], 中，作者建议使用经时间校准的复杂信道脉冲响应来构建图像，以应用于工业场景，在该场景中，增强的多径传播会限制通信和定位范围。

最后，卷积神经网络已成功应用于大规模多输入多输出系统。根据 [371], ，均匀平面阵列可以利用延迟以及垂直和水平方向上的功率值三维图像。随后，将这些图像输入卷积神经网络，并结合Inception模块进行训练，同时采用多种卷积核尺寸，这些尺寸由各个域不同的稀疏性决定。在流行的深度神经网络设计中，例如AlexNet、GoogLeNet等，Inception模块被用于结合多个卷积核的结果，以实现更准确的特征提取 [372]。

8）循环神经网络：对序列数据进行建模，是一种称为循环神经网络（RNN）的特定神经网络的常见用途。循环神经网络在自然语言处理和时间序列数据处理方面展现出巨大潜力。RNN 能够执行这样的任务：其结果取决于过去的结果以及当前输入。可以认为，先前计算的结果存储在 RNN 的“记忆”中。RNN 的隐藏状态，$\boldsymbol{h}(t)$，可以记住先前计算的结果。RNN 的输出可表示为

$$y(t) = \sigma_y \left(W_h \boldsymbol{h}(t) + \boldsymbol{b}_h \right), \tag{68}$$

其中 W_h 表示循环神经网络的权重，而其隐藏状态可表示为

$$\boldsymbol{h}(t) = \sigma_h \left(V_x \boldsymbol{x}(t) + V_h \boldsymbol{h}(t-1) + \boldsymbol{b}_h \right). \tag{69}$$

在前述公式中，$\boldsymbol{b}_h$、V_x和 V_h 是循环神经网络的参数，而激活函数用 σ表示。

在循环神经网络中，模型参数会随时间保留。换言之，这些资源由特定层内的所有连接共享，并通过反向传播随时间进行微调。然而，当梯度沿时间传播时，可能会发生梯度爆炸或梯度消失，分别导致梯度增大或减小。另一个问题是，模型的影响会随时间逐渐减弱；因此，它无法记住太多历史信息。所以，普通循环神经网络在现实中并不常用。实际上，循环神经网络单元中的“门控机制”用于应对随时间发生的影响损失或衰退，其中最突出的架构是长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）。如图18所示，循环神经网络的尺寸和形态多种多样，有些甚至能够进行双向学习。根据图中所示的架构，对于每个固定节点，在特定时间窗口内，都会计算从原始测量值中提取的若干特征。因此，初始测量值会生成大量数据。随后，这些特征被输入长短期记忆网络（LSTM）循环神经网络，以提取能够捕捉定位数据关键信息的更高层次特征。最后，这些高层次特征被用作回归的输入，而回归通过全连接层实现，以抑制算法过拟合。总而言之，使用循环神经网络随时间监测目标的移动，是定位的重要组成部分。

近期许多研究都采用循环神经网络，输入一系列接收信号强度值以实现定位。例如，可使用级联循环神经网络来估计楼层和建筑物，该网络以一连串接收信号强度值作为输入 [378]。对于实时系统，可利用大量蓝牙锚点所提供的接收信号强度测量值进行定位，且效率很高 [383]。另一项研究根据关联蜂窝基站的接收信号强度历史记录监测用户的位置，并利用 k近邻和马尔可夫模型，根据先前观测到的数据生成合成测量值 [384], [385]。此外， [386] 的作者对一系列接收信号强度数据应用滑动窗口，计算窗口内每个接入点的五个特征，再将这些特征作为向量序列输入长短期记忆网络设备。

在 WiFi 和蜂窝网络中，循环神经网络已用于收集多个固定网络节点在不同时间步的 RSS指纹，并将其输入单层循环神经网络，以输出坐标 [380]。通过比较不同子载波和天线上的 CSI幅度，可以在多输入多输出系统中实现定位；其中，信噪比、信道状态信息和相关矩阵被用作各种循环神经网络方法的候选特征 [381]。在 CSI

经过预处理和移位后，应用多项式回归，并将输出数据依次输入长短期记忆网络系统；事实证明，该系统的表现优于其他竞争系统。此外，文献 [388] 报道了利用 WiFi 和接收信号强度测量值预测无人机基站位置的方法。在与其他数据整合之前，使用主成分分析降低接收信号强度特征的维度。为估计位置，将新的特征向量输入循环神经网络。在类似的方案中， [382] 利用线性判别分析选择固定节点子集，以减少计算时间，并使用来自可用 WiFi 固定节点的接收信号强度数据构建无线电地图。随后，该方案使用长短期记忆网络系统，根据接收信号强度序列预测位置。

近期文献中探讨了循环神经网络与卷积神经网络的混合架构 [379], [387]。在蜂窝系统中，可以根据连续测量值生成一条平滑的投影位置轨迹 [379]。首先，将区域划分为小区；随后，生成尺寸与网格结构相对应的图像，并根据测量值填充图像。然后将这些图像输入卷积神经网络，该网络利用提取到的空间特征为每个可能的位置预测一个分数。接着，将预测结果作为多层长短期记忆网络的输入，由其生成轨迹。利用相邻固定节点连续的接收信号强度值即可实现定位。另一方面，一维卷积神经网络用于从连续的接收信号强度值中提取特征，随后由循环神经网络记录时间相关性 [387]。之后，利用循环神经网络的输出训练混合密度网络，以发现位置的条件概率分布。

C. 无监督学习

与监督学习方法相比，无监督学习方法利用未标记数据中所包含的特征底层结构和分布。用于神经网络预训练的多种技术属于无监督学习这一通用类别，本节将对此进行讨论。已采用的架构包括深度信念网络和受限玻尔兹曼机。具体而言，前者已用于从接收信号强度数据中学习深层特征，再将这些特征输入另一种机器学习解决方案，以进行位置估计 [389]。无监督学习技术的另一种应用是用于各种定位任务，例如设备映射、数据过滤或接入点选择，从而提升性能。

1）半监督： 在迈向应用无监督定位技术的过程中，一些研究人员开发了兼具半监督和无监督特性的方法。其中一种方法可利用基于多种代价函数的接收信号强度值，估算用户与接入点之间的距离，同时根据实际位置与估计位置之间的差异评估定位精度 [392], [393]。另一种方法是构建基于图的模型，其中将功率等级和位置 [48], [390]作为潜变量。为求解该模型，研究人员采用高斯混合模型，在变量相互独立且服从正态分布的假设下，计算接收信号强度的似然。随后，通过期望最大化算法估计模型参数。该算法以基本路径损耗模型和固定网络节点的位置为初始值，以解决可辨识性问题。

2) 聚类：另一方面，无监督技术已成功应用于构建基于无线电的系统地图。此类系统的一个实例利用服务区域内用户的加速度计和接收信号强度测量值来生成逻辑平面图 [394]。该技术基于接收信号强度堆叠差上的K均值等聚类技术，并为每个虚拟房间分配一个有代表性的定位指纹。另一种提出的无监督定位框架利用自然移动用户的 WiFi、陀螺仪、指南针、陀螺仪和加速度计数值，尝试识别建筑物中的某些固定结构（即电梯、柱子、楼梯等），这些结构会显著影响用户的移动。随后，该框架采用K均值聚类提取独特的传感器特征，从而提高从建筑物内已知位置出发的用户的定位精度 [316]。此外，还可以结合全局-局部优化与马尔可夫模型，根据未标记数据将接收信号强度轨迹拟合到环境结构中，并考虑不违反信号传播规律的解决方案 [395]。

3）降维：由于许多方法依赖融合来完成定位过程，因此有人提出了一种无监督学习方法：在无监督优化框架内，将性能最佳的分类器的输出串联起来，以生成联合的位置权重估计和扩展候选位置集 [295]。被认为更准确的预测会获得更高权重，因此用户的实际位置应接近最准确的预测结果。最后，多维尺度分析已广泛应用于定位的降维方案中 [49], [391], [396]。这类方案会将无线节点之间已知的距离投影到低维空间，从而得到网络配置的空间地图。近年来，利用 ToA、AoA、RSS 等无线信号的协作定位已用于认知无线电、物联网和射频识别，以估算设备之间的距离 [391], [396]。

D. 联邦学习

联邦学习（FL）将执行机器学习的能力与在云中存储数据的需求分离开来，使边缘节点能够协同构建共享的预测模型，同时将所有训练数据保留在本地。这通过将模型训练带到边缘节点本身，扩展了基于边缘设备的预测模型的应用范围。具体而言，FL 通过部署大量移动节点来实现，每个节点负责一个特定区域，该区域可能与相邻节点的区域重叠，也可能不重叠。为了对全局参数进行局部训练，每个移动节点都会收集一个数据集

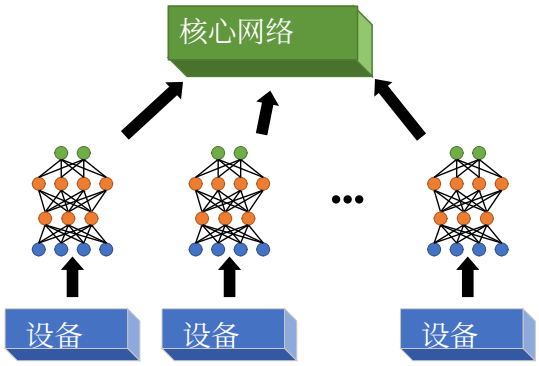


图19. 联邦学习架构。

基于该数据集，节点通过求解下式来最小化神经网络的参数，θ_k

$$\theta_k = \arg\min_{\theta} \sum_{\forall\{x_i,y_i\}\in\mathcal{D}_k} \|y_i - f(x_i;\theta)\|_2^2, \tag{70}$$

其中，$\|a\|_2^2$ 表示 a各分量的平方和，并且

$$y_i = f(x_i;\theta) + n_i, \tag{71}$$

其中 f 表示回归函数。在每个移动节点协同完成这一过程后，参数可以被定义为，全局目标可表示为求和形式。移动终端在将通信发送至核心网络之前会对其进行加密，随后核心网络使用同态算法对消息进行解码。图19描绘了用于定位的联邦学习概念。

这种协作框架的优势包括缩短训练所需的时间，更重要的是，通过无需向网络提供敏感信息来保护个人隐私[397]。通常，在联邦学习中，假设一个集中式实体会整合在边缘设备上训练的模型，并将更新后的模型版本广播回去。由于移动环境具有不可预测性，以及物体定位所采用的集中式数据处理架构带来的隐私泄露限制，传统的机器学习定位方法可能出人意料地脆弱[398]。联邦学习有望为实现准确且保护隐私的定位服务提供富有吸引力的解决方案。

大量文献探讨了联邦学习在定位场景中的应用；尤其是因为位置数据是最为敏感的私人信息之一。例如，近期提出了一种联邦学习技术，利用神经网络预测用户坐标，从而在不损害参与者隐私的前提下，提高基于RSS指纹的定位的可靠性和鲁棒性[160]。用户完成模型训练后，中心节点会根据用户接触到的样本数量调整神经网络权重，并将生成的模型发送回用户。此外，[399]通过解决使用集中式人工智能服务器所带来的隐私泄露威胁和任务学习问题，证实了联邦学习在室内定位服务中的应用前景。利用移动设备的计算能力，

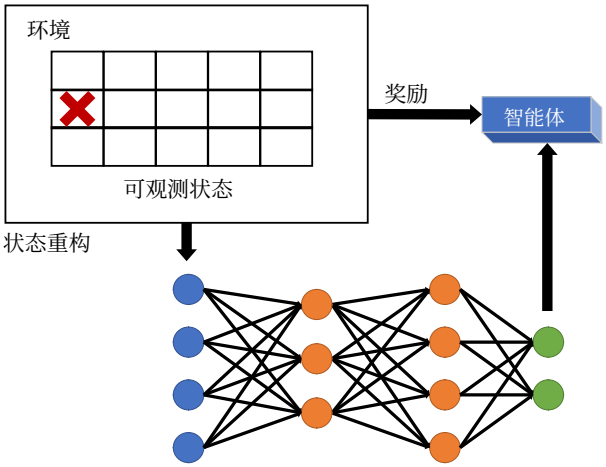


图20. 强化学习架构。

该架构将集中式室内定位与联邦学习相结合，在维护用户隐私的同时，减轻指纹采集的负担并节省网络计算成本。为了构建全局统计定位模型，每个节点都会基于无标签众包数据和带标签指纹数据运行深度学习模型，然后将计算出的更新共享给中央服务器。与其他传播指纹数据的方法相比，联邦学习在稳定性、隐私保护和传输成本方面显然更胜一筹[400]。

同样，[401]利用联邦学习构建了适用于WiFi网络的联邦定位策略。移动设备可利用代表已知地标的WiFi信号创建本地指纹，随后将其输入深度神经网络模型，并通过深度自编码器滤除背景噪声。集中式服务器随后将所有区域权重汇总为一组全球权重。在卸载阶段，使用同态加密方法加密本地更新，以保护通信信道。实验室走廊实验表明，该方法具有较高的定位估计精密度和安全性。另一个例子是，[402]提出了一种用于精确物联网定位的联邦定位架构。通过让众多用户协作，利用本地指纹数据共同开发模型，联邦学习降低了位置估计相关的隐私风险。联邦学习的优势还可能惠及新兴定位服务，例如利用基站进行无线流量预测，以及利用惯性传感器进行移动室内GPS定位、移动目标导航与跟踪。

E. 强化学习

强化学习（RL）是机器学习（ML）中蓬勃发展的研究领域之一，其核心是通过让算法在与周围世界互动时不断犯错，教会它如何做出判断。为了随着时间推移优化奖励，智能体会在预定义环境中执行一系列行为。图20展示了基于强化学习的定位的概念框架。在时间 t，智能体对世界（即环境）的抽象状态构成了其选择行动的依据

该状态由智能体的位置和RSS读数共同构成。此外，智能体会评估状态，并利用相关信息选择要采取的行动。定位方案中探索的“良好”活动包括在网格上移动，同时始终保持在网格内。根据奖励函数，智能体在采取期望的行动后会获得正向响应。理论上，可以根据目标位置与智能体之间的距离来确定奖励。然而，这种方法无法用于处理无监督数据。为解决这一问题，有研究提出了一种方法，其依据是识别具有精确位置标签和显著RSS特征的地标，以此设定奖励 [403]。在这种方法中，当测得的RSS与地标位置处已知的RSS特征相符时，智能体才会获得奖励。

1) 马尔可夫决策过程：对于资源分配、无线通信和定位等动态系统，马尔可夫决策过程已引起广泛关注。例如，一种基于蓝牙的系统会利用历史位置信息和接收信号强度测量值，判断是否获得奖励；当解接近已知接收信号强度值或RP时，便会达到奖励条件 [404]。为确定渐进式定位算法，WiFi系统中的WiFi定位问题被视为采用无模型方法的马尔可夫决策过程 [405]。在此示例中，状态可能包含接收信号强度、动作历史和中心坐标值。动作空间中有五种可能的移动方向，每种方向都可通过一组不同的半径值来移动预测位置窗口。另一个可采用强化学习方法解决的定位问题，是在协作定位过程中调度信号交换 [161]。因此，该方案将测量选择视为操作任务，并将链路视为自主智能体。观测值可能包括未达到定位质量标准的节点、协方差值和距离。

2）深度强化学习：强化学习的另一种应用是实现自学习定位场景，在这些场景中，系统根据先前决策的结果学习新信息。与无监督多边定位相比，Q-

深度强化学习结构中的网络在用于预测行人设备的位置时增加了37% [404]。为了更好地理解人类交通，预测行人路径可以发挥非常重要的作用。针对这一问题，研究人员设计了一种旨在最大化熵 [407]的深度强化学习方法，该方法的性能与LSTM定位相近。另一种方法采用半监督深度强化学习来估计定位应用中的行人距离，其精密度比监督学习方法提高了23%。

F. 迁移学习

迁移学习（TL）利用在一个域中学到的知识，并将其应用于新域。当目标域的数据难以获取，而源域中存在大量数据时，这种方法尤为有用。图21展示了基于迁移学习的定位系统由两个阶段构成，分别是

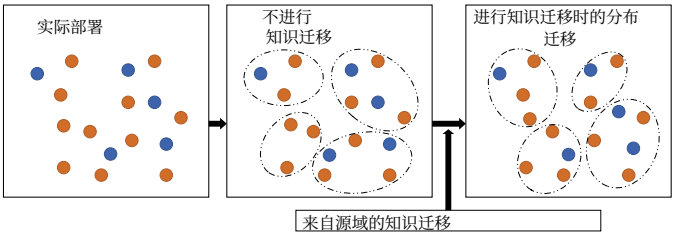


图21. 迁移学习架构。

离线训练和在线定位。具体而言，会根据区域的物理特征和具体应用的需求，预先安装若干固定节点和移动节点。通过对移动节点进行定位，移动设备的RSS读数可以发送至周边的固定节点。随后，各固定节点将其数据上传至服务器，服务器利用获取的信号特征创建指纹数据库。

迁移学习的另一个有趣应用场景是动态系统，例如定位应用，这类应用需要针对每个不同的应用场景进行配置和重新训练。在这种情况下，当两个域中的数据均可获取时，重新训练模型的开销颇具挑战性，而迁移学习方法可以避免这一问题。基于此，迁移学习赋能的定位面临诸多挑战，涉及时间、空间和硬件等多个维度，而数据分布可能因维度不同而变化。具体而言，迁移学习可表述为一对优化问题：第一个问题是提取信号的底层语义流形，将其作为第二个问题的约束；第二个问题则是在目标域中为未标记数据添加标签。跨设备迁移学习的挑战可视为多任务学习问题。例如，基于流形正则化的时间迁移学习解决方案可应用于数据分布随时间变化的定位方法；这些分布在低维空间中往往彼此一致。

1）神经网络：迁移学习近期的一项应用涉及采用最先进的神经网络技术。例如，深度卷积神经网络基于时域信道状态信息，在多种天线配置之间应用迁移学习。网络首次训练完成后，可以使用较少的数据点重新训练网络的底层，以适应天线配置的变化 [408]。另一个例子是通过跨不同场景迁移知识，解决基于接收信号强度的定位问题 [415]。神经网络模型先在一个域中预训练，再迁移到另一个域；这两个域具有不同的传播现象。具体而言，这两个域是同一栋建筑物中的两个楼层，且二者的接入点布局和建筑设计相同。研究证明，在第二个楼层仅使用30%的数据，基于迁移学习的系统便能达到相同性能。最后，将用于行人定位的深度卷积神经网络与迁移学习方法结合，也能取得显著成效（即训练数据增加45%，训练时间缩短一半） [409]。

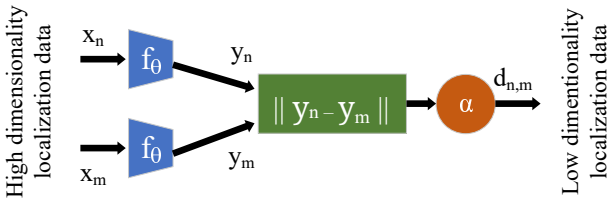


图22。流形学习架构。

2）传统迁移学习： 传统迁移学习方法利用来自源域的带标签指纹数据，补充从目标域收集的实时测量值。例如，利用两个域的数据，可以学习一种域不变核，适用于基于支持向量机、由迁移学习支持的定位任务 [410]。度量迁移和度量学习是基于迁移学习的方法中的两个组成部分，二者协同运作，以减轻新场景下离线训练的负担 [417]。度量学习部分通过最大化信号标签与特征统计量之间的统计依赖关系，从源域学习距离度量。度量迁移部分则采用一种最小化源域与目标域之间数据差异的方法，确定最适用于目标域的度量。在某些情况下，迁移学习的结果可能未考虑周围环境的所有方面，因而无法重建无线电地图。为解决这一问题，人们采用模糊C均值聚类来降低外部因素的影响 [416]。

3) 流形学习： 观测数据位于高维空间中的低维流形上，这一前提正是流形学习区别于其他学科的所在。在机器学习领域，假设存在一个共同的流形，流形对齐被广泛用于在不同数据集合之间共享模型和数据。例如，图22所示的孪生网络设计采用两个完全相同的神经网络，将高维输入特征x_n 和 x_m转换为低维表示 y_n 和 y_m，同时考虑到位置会影响大尺度参数的取值。该网络的目标是使 x 与 y 之间的距离保持最小。最后，在半监督学习情境下，参数 α 是用于距离尺度匹配的缩放值。

数据可视化和降维只是流形学习中采用的两种技术。例如，图是一种近似流形点间关系的方法，而可变流形对齐通常会生成邻域图，其中图节点之间具有独特的距离 [418]。具体而言，在定位领域，流形对齐已被用于多种应用，通过节点间观测到的距离构建无线电地图。另一个例子是拉普拉斯特征映射流形对齐方法，它构建连接数据点的加权图，同时保持局部几何结构 [411]。该技术利用所构建图的拉普拉斯特征向量，这些向量包含几何观测值（例如接收信号强度）的物理关系。此外，流形学习也被应用于半监督方法中，其中带标签的接收信号强度数据以及无标签时间戳轨迹被用于构建图 [419]。此外，为了使距离估计符合无线传播模型，可以修改目标函数，并使用高斯核确定接收信号强度测量值之间图的权重 [412]。另一种流形学习方法通过优化时间序列图拉普拉斯支持向量机来生成伪标签，再将其作为学习框架的一部分，辅助半监督接收信号强度定位。为了平衡带标签数据和伪标签的贡献，该方法将流形正则化融入传导式支持向量机 [413]。在 WiFi 中，解决极限学习机参数问题时会考虑利用拉普拉斯图进行流形正则化。由于蓝牙和 WiFi信号具有不同的传播条件，因此构建了两个图拉普拉斯，分别反映蓝牙和 WiFi 中的平滑性 [429]。最后，一种孪生网络架构由两个相同的神经网络组成，用于比较两个输入，并被用作半监督或监督式信道状态信息定位方案 [414]。由于地理环境会影响全局参数的取值，因此使用一对前馈神经网络将输入特征转换为更易于处理的位置表示。

VIII. 定位优化框架

为了评估可实现定位性能的基本界限，问题表述、设计与优化至关重要。本节首先根据预期的系统目标，介绍优化问题的表述，详见第 VIII-A 节。随后，第 VIII-B 节将探讨系统的高层设计考量。最后，第 VIII-C 节深入讨论系统设计问题的优化。

A. 问题表述

精密度、吞吐量、信号质量和能效是通信系统中最重要的关键绩效指标。设计以精密度为目标的系统时，可利用方向和位置误差界进行定位。然而，即便这些准则仅适用于高效估计器 [60]，在渐近区域内，它们仍是评估性能的实用且易于处理的工具。除第二节列出的目标外，在若干情况下，这些准则也至关重要。不过，目标并没有统一、通用的定义；目标必须根据其应用情境来确定。由于目标函数的表述方式多种多样，尤其是在优化通信与定位一体化系统时，必须作出权衡。

在低频定位系统中，基站会发送定位参考信号，且配套的系统架构大多采用离线方式。例如，天线阵列和基站布局设计便是如此。定位性能的提升是多输入多输出系统中波束成形增益带来的副作用。然而，波束成形离不开接收器的位置资讯。因此，结合

矩阵设计、在线预编码和资源分配至关重要。采用子阵列阵列式天线结构的太赫兹系统，会在子阵列级而非天线级进行预编码器／合并器优化。因此，子阵列的波束成形角度必须与射频链中的数据符号一同精心设计。此外，在密集网络中优化资源分配和可重构智能表面系数，需要强大的算法。显然，在线和离线改进都将在未来通信系统的成功中发挥重要作用。随后，本文将对优化问题进行建模，并讨论各种因素对系统目标的影响。

具体而言，定位的性能需求会因应用场景以及相关目标和关键绩效指标而异。这些目标往往相互重叠，因此有必要作出妥协。扩大覆盖范围和提高更新率可能会产生意想不到的后果，例如降低精度。为了最大限度地发挥系统效能，系统可能需要平衡多个目标。此类定位系统可以用如下通用优化问题建模：

$$\mathcal{X} = \underset{x}{\arg\min} \quad \mathbf{f}\left(\mathcal{X}\right) \\ \text{s. t.} \quad \mathbf{g}\left(\mathcal{X}\right) \leq 0 \quad , \tag{72}$$

其中，$\mathbf{f}$ 和$\mathbf{g}$ 分别表示目标函数和约束函数。此外，$\mathcal{X}$ 表示变量集，用于求解针对各定位场景构建的优化问题的最优解。根据上下文，参数可能代表目标或限制。例如，定位精度既可以作为需要实现的目标，也可以作为需要满足的约束；其他约束还包括间距、设备数量、波束成形角度等。此外，还有吞吐量、精密度等其他关键绩效指标。

B. 系统设计

定位系统的设计与用例密切相关，旨在满足其需求。这些用例会影响网络架构、协作方法以及算法开发和优化方面的选择。

1) 网络架构：如前文所述，网络领域涵盖了三类信道：视距、非视距和RIS辅助信道。然而，网络密集化是未来通信网络的一项关键特征，因此需要部署大量固定节点和移动节点。太赫兹通信系统有三种不同的拓扑结构：集中式、分布式和集群式。在集中式系统中，一个或多个客户端节点直接连接到集中式服务器，并采用客户端/服务器架构。这是最常用的无线系统形式，客户端向服务器提交请求并接收答复。相反，分布式网络旨在通过将处理任务分散到网络中并协调各方工作，消除单点故障。分布式系统依赖于分布在网络各处的节点之间的通信和同步。这些节点通常由独立的硬件组件构成，不过，它们也可能是软件进程。集中式和分布式架构通常用于通信距离较远的宏观场景。通过适当的调度，集中式结构可以实现更高的整体性能，而分散式结构则有助于保护用户隐私。最后，集群网络由两个或更多共享同一计算任务的计算设备组成。这类网络利用硬件并行处理数据的能力，不仅能够提升处理能力，还可提供可扩展性和高可用性，并消除网络对单一设备的依赖。重视低功耗和短通信距离的纳米网络环境非常适合采用集群式设计 [430]。

在大规模场景中，有四种可提升系统性能的架构：（i）无小区网络，（ii）RIS赋能网络，（iii）三维网络，以及（iv）异构网络 [431]。无小区网络的主要优势包括超大规模MIMO波束成形和节能。然而，太赫兹信道较为稀疏的多径传播和低秩特性会限制性能 [109]。在这种场景下，由于没有小区边界，终端设备可能获得较高的覆盖概率，而基站的几何多样性则有助于提升定位性能 [432]。其次，利用RIS可以扩大网络覆盖区域并重塑信道。由于采用了短波长，预计太赫兹频段RIS的占地面积较小，从而能够在部署方面实现更高的灵活性。最后，在异构网络中，多种有线和无线协议共存。这是未来网络的一种可能场景。除了改善听力问题外，这种多频段网络还可能显著缩短接入网络所需的时间。

系统的离线设计包括硬件选择，以在预算与系统整体性能之间取得平衡。硬件选择过程中会综合考虑天线极化、硬件缺陷和移相器量化。影响太赫兹系统信号质量的主要因素包括吸收、阻塞、设备密度和天线设计。文献 [433] 研究了太赫兹网络中最优的天线极化和设备密度。通常，定位和传输采用定向天线，而服务发现阶段则采用全向天线 [434]。此外，鉴于可重构智能表面中的相位控制和幅度信号具有离散特性，系统设计应考虑量化模型 [435]。

2）协作方法：尽管终端设备之间频繁通信会增加能耗、计算开销和时间需求，但协作定位能够提升定位覆盖范围和精密度 [56]。为实现公平的折中，有必要明确相关的性能关键绩效指标。固定节点和移动节点之间的协作、融合来自多种传感器的数据 [436], [437], 以及无人机辅助定位 [438] 都至关重要。此外，在许多现实用例中，非视距传播会使某些代理节点难以直接连接到足够数量的固定节点来进行定位，从而可能降低定位精

度。可以通过采用协作定位策略来缓解这一现象 [56]。相比之下，非协作定位要求所有移动节点始终与固定节点保持通信，因此需要部署密集网络或提供广阔的覆盖区域。协作定位通过促进移动节点之间的通信，提升精度，并使定位覆盖范围超越非协作定位。协作定位的主要问题是参数估计问题，可通过概率方法或确定性方法加以解决。前一种情况下，最突出的解决方案包括多维尺度分析、多边定位、传统线性尺度分析及其他技术，但这些方法在实践中往往效果不佳，因为它们假设所有测量误差都符合高斯模型 [439]。至于概率方法，它们不仅能提供位置估计，还能量化这些预测所关联的不确定性程度。例如，估计理论和因子图是概率方法中最为重要的技术，近期研究则侧重于信念传播和等效费舍尔信息 [440]。

3) 算法开发：目前尚不清楚太赫兹系统是否能从采用多载波或单载波调制方案中受益。前者似乎适用于存在频率平坦信道的应用；而尽管多载波系统功率效率低、复杂度高，在频率相关的分子吸收损耗和多径场景中仍更受青睐。可采用离散傅里叶变换扩频正交频分复用作为现成方案，以缓解峰均功率比的影响 [130]。空间 [441]，索引 [442]，分层带宽 [443]，和正交时频空间调制 [444] 也被纳入考虑，作为适用于特定场景的其他多载波调制方案。此外，目前也在开展太赫兹非正交多址接入方面的研究 [445]。

设计无线系统时，可通过调整包括分组长度、带宽和载波频率在内的信号特征，影响频谱效率或数据速率。这些参数对于实现预期目标的定位也至关重要。为了在时延域中更好地区分路径，带宽越大越好，但较大的数据量和采样率必须控制在硬件能力范围内。在条件允许时，消息长度应尽可能长，以最大限度地获取能量，同时又应尽可能短，以尽量减小时延，尤其是在移动场景中。最后，定位系统的有效性很大程度上取决于所做的设计选择。

C. 优化

假设网络架构并不了解终端设备的位置，则可以根据有关周边固定环境的数据来优化布局、天线和码本。在这种情况下，确定这些元素的数量后，便可使用预先设定的码本，根据克拉美-罗下界计算固定和移动网络节点的最佳部署位置。设计可通过考虑环境数据来优化，以实现最佳定位性能。确保基站天线的方向最优也很重要。此外，增大天线阵列尺寸可提高波束成形和角分辨率性能。然而，天线数量增加会使系统更加复杂且成本更高。选择天线架构时，设计合适尺寸的子阵列至关重要。增加每个子阵列中的有源阵元数量可以提升波束成形增益和精度，但也可能缩小覆盖范围，并因波束宽度变窄而造成听力损伤。

要从未连接状态转变为活跃状态，新设备必须经过初始接入操作，与固定节点建立物理连接 [446]。初始接入过程可视为在终端设备不提供任何输入的情况下进行定位。由于波束较窄，阻塞和失聪效应是太赫兹系统中出现的两个问题，使初始接入变得困难 [447]。因此，需要周密构建码本，并高效完成首次接入。码本布局由搜索技术决定，可分为环境感知搜索、迭代搜索和穷举搜索。在第一类中，如果提供先前用户设备的位置或环境信息，就可以针对每个分区学习波束，以减少初始接入过程的时延 [448]。其次，对于迭代搜索，可以创建分层码本，通过逐渐变窄的波束进行传输，以确定最佳角度空间 [449]。最后一类中，固定节点和移动节点利用波束成形向不同方向发送和接收消息 [450]。就硬件和覆盖范围的实用性而言，穷举搜索是这些算法的最佳选择 [451]。然而，发现时延会随波束成形强度线性增加。迭代搜索虽然能缩短发现所需的时间，但其狭窄的搜索范围也要付出代价。

与上述优化方法相反，在已知终端设备位置信息时，主要涉及三个概念：主动波束成形、可重构智能表面系数和资源分配。对于第一种情况，如果提前知道接收机的精确位置，就可以调整波束成形角度，使波束直接指向接收机，从而增强接收信号强度。然而，信噪比的提升并不必然带来更好的定位结果。对于更符合实际的方法，会采用 Cram´er-Rao 界。例如，可以利用大量观测值 [452] 迭代进行波束成形优化和位置估计。此外，如果已知目标方向的不确定范围 [453]，则可以通过求解给定的凸优化问题，确定用于跟踪出发角和到达角的最优预编码器。为尽量减少波束分配，空间资源分配通常会采用定向天线和子阵列阵列结构。精度和测距直接受模拟波束成形角度优化效果的影响。在多终端设备环境中，必须将波束策略性地分配给各个终端设备，以便

满足通信和定位关键绩效指标。为了提升包含多个固定节点的网络的整体性能，需要进行协作波束成形优化。

接下来，RIS辅助系统中信号增益的提升很大程度上依赖于RIS系数的调整和主动波束成形。若终端设备的位置不确定，可采用多个采用随机波束成形角度的消息广播进行定位。利用预先掌握的终端设备位置和方向，可以同时优化移动设备和固定节点的波束成形角度。为提高定位精度和通信质量，可以调整RIS的系数 [454]。此外，通过优化RIS组件以提高接收机处的信噪比，可以实现更高的数据速率；然而，较高的信噪比并不总是意味着较低的克拉美-罗界。尚待解决的一个局限是三维MIMO系统优化方法目前尚不可用。

最后，为服务大量终端设备或执行不同活动的通信网络分配资源是关键步骤，其中带宽、能耗和时间是三种关键资源。要实现可行的带宽分配，需将太赫兹频谱划分为一系列频谱窗口；由于蒸气吸收系数随频率变化，这些窗口会随距离而变化。连接距离增加时，有效带宽窗口会缩小 [455]。层次化带宽调制通过优化设备密度来最大化容量；由于有效带宽的存在，这种方式被认为可用于太赫兹通信 [443]。为实现定位，需要确定适当的子频带和子载波，并将其分配给不同测距范围内的终端设备。对于时隙分配，在与单一接收方通信时，必须在开销和传输速度之间取得平衡。显然，多次传输所获取的数据会提高定位精度，但代价是开销和时延增加。此外，分配过程还应考虑信道相干性和终端设备能力。为通信分配时隙

不同用户之间的资源分配有助于确保服务区域内的所有用户都能获得尽可能优质的定位服务质量。最后，就能耗而言，定位精度通常是一个限制因素，而不是需要调整的变量。具体来说，在室内定位场景中，终端用户需要知道自己的位置，精度达到厘米级即可。因此，无需通过提高发射功率来获得更高精度。总而言之，智能能量分配能够以最少的资源浪费满足用户设备的性能需求。上述所有资源分配策略均可表示为大量有源与无源波束成形问题中的优化约束。

IX. 研究见解与未来方向

迄今为止，关于未来无线系统定位的重要问题已得到探讨，并取得了令人瞩目的发现。

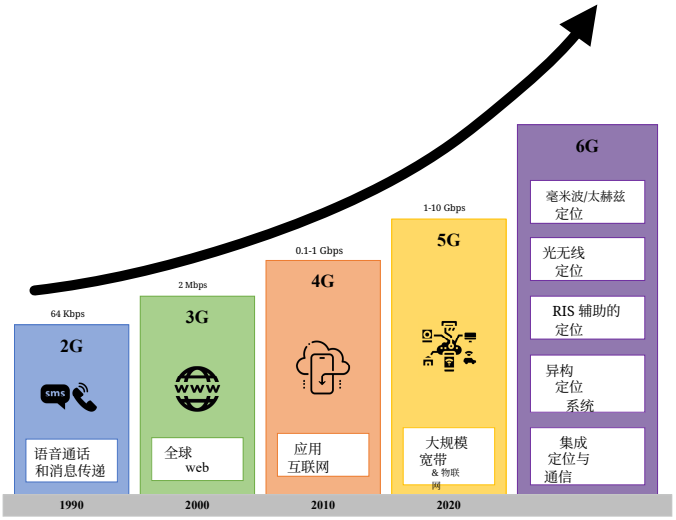


图 23. 第六代移动通信定位的未来方向。

本节将如图 23 所示，探讨毫米波/太赫兹定位、无线光定位、可重构智能表面辅助定位、异构定位系统、定位与通信一体化，以及低地球轨道（LEO）定位、导航与授时（PNT）方面的见解和未来方向。

A. 毫米波与太赫兹定位

毫米波/太赫兹定位研究仍处于起步阶段，还有多种方法有待探索。本节介绍基于基础研究和智能控制设计的未来方向。

1) 基础研究：迄今为止，研究者考察了确定性信道模型。然而，在实际环境中，分散信号的关键绩效指标（如到达角、接收信号强度等）具有随机性。因此，有必要对随机生成信号的影响进行建模，并测量反射体和散射体对定位性能的影响。此外，由于几何定位以信道模型为基础，当前最先进水平的方法采用扩展版毫米波模型，纳入高频系统特征，如天线阵列结构、宽带效应和大气衰减。然而，信道模型可能未能考虑硬件损伤及其他太赫兹特有因素的影响。由于这些模型不兼容会损害定位性能，因此显然有必要采用更精确的信道模型。最后，在大多数定位任务中，基站和可重构智能表面的位置与方向均被假定为已知锚点，研究重点则放在用户设备的位置与方向上。然而，这会忽略参考锚点与其他锚点之间的校准问题。为解决这一问题，在锚点众多的应用中，联合进行用户设备定位以及基站/可重构智能表面校准至关重要。

2）智能协议设计：基于模型的方法易于拆解，而基于人工智能的方法通常更受青睐，因为它们能够从意料之外的模型失配中学习，或减轻其影响。在这种情况下，获取共享数据库十分重要，这样才能对各种方法进行

比较和对照。要成功部署未来的智能第六代移动通信无线网络，必须解决诸多紧迫问题，包括保护用户安全与隐私、将已训练的模型迁移到其他领域以节省训练时间，以及海量数据的收集、共享和存储。例如，与在体育场或会议厅等临时出现交通高峰的场景中，将基站搭载于无人机上以实现动态部署相比，优化固定基站的位置以改善覆盖范围或数据精度要容易得多。为了满足用户设备的通信与定位需求，必须优化无人机的位置和路径。然而，毫米波/太赫兹无人机网络中的动态连接也带来了一系列独特的挑战，必须谨慎应对。此外，同步定位与建图方法或许能够提供周边区域的地图。除了地图，还可以利用先前接入站点的概率密度函数进行场景感知定位。为了避开障碍物并充分利用强反射体进行定位，必须调整基站/用户设备的波束成形向量和可重构智能表面单元系数。如何智能优化地图的构建流程并随时间推移加以维护，仍是该领域有待解决的问题。

B. 光无线定位

绝大多数可见光定位技术至少使用三个发光二极管，其驱动电压呈正弦变化，频率仅有极微小的变化。这些方法利用了发光二极管与光电探测器之间普遍成立的线性响应关系，相关细节见大多数制造商的数据手册。通过使用接收信号强度参数并假设视距衰减模型，这些方法能够确定光电探测器的静态位置。此外，类似技术也已被用于在用户设备以更贴近真实世界场景的速度移动时估计其位置。然而，通过对少量高度重叠的接收信号计算得到的位置进行平均，可能会大幅提高精度。还可以利用基于卡尔曼滤波器的跟踪等人工智能技术，对重建的路径进行平滑处理。鉴于此，需要一种稳健的建模框架，以考察发光二极管频率、噪声水平、用户设备速度及其他设计参数在较大范围内变化时的性能。根据文献报道的研究结果，可见光定位方法能够有效、精确地确定用户设备的位置，这表明其在室内和室外环境中的应用前景良好。最后，若要超越可见光定位无线系统的最先进水平，就必须密切关注位置误差、计算效率、定位精度以及时延。

*C. RIS*辅助定位

可重构智能表面有望在6G时代发挥关键作用，它们能够操控传播条件、创建和/或消除传播路径，并切实实现“传播即服务”的愿景。尽管人们投入了大量精力来分析可重构智能表面的优势与性能，并设计由可重构智能表面赋能的无线通信协议，但关于由可重构智能表面赋能或辅助的定位系统性能范围的研究成果仍然有限，相关工作记录了此类定位系统的性能范围，和/或提出了适用于这一方向的协议。本节将简要介绍研究空白，并展望RIS辅助定位系统的未来方向。

1) 基础研究：关于RIS辅助定位系统的初步理论研究作出以下假设：i）确定性信道模型；ii）RIS具备连续相移能力；iii）RIS理想，不存在有缺陷的超原子（MA）；iv）模拟RIS；v）单RIS；vi）无干扰系统；以及viii）理想的收发机前端。尽管这些假设对于确定RIS辅助定位系统的性能上限是必要的，但在若干现实实现中并不切实际。因此，该领域需要开展理论研究，以放宽上述假设。具体而言，需要提取经历不同类型衰落（如瑞利衰落、莱斯衰落、Nakagami-m衰落、威布尔衰落、广义伽马衰落、马拉加衰落、伽马-伽马衰落等）的RIS辅助定位系统的性能。值得注意的是，包括 [456]–[460], 在内的近期研究已证实，即使在太赫兹系统中也存在这些类型的衰落。类似地，连续相移这一假设在实践中并不成立，因为可重构智能表面具有离散数量的相位，可供 [461]–[464]使用。因此，诸如定位需要多少个RIS相位之类的研究问题随之而来。同样，根据 [465], ，假设RIS的所有超原子都处于完好状态也未必总是成立。这促使研究人员分析定位方法对超原子故障的容忍度。RIS有多种类型，如模拟RIS、混合RIS和数字RIS。目前的研究仅涉及模拟RIS。使用混合RIS和数字RIS所带来的益处需要通过分析加以量化。另一个有待回答的研究问题是级联式和并行多RIS定位系统的可行性及其优势。此外，还需要通过分析评估干扰和收发器硬件缺陷对RIS辅助定位系统性能的影响。最后，大多数已发表的研究给出了克拉美-罗下界的闭式或解析表达式，或对费希尔信息进行了分析。然而，还存在许多其他有意义的关键绩效指标，例如定位能效、时延、覆盖范围等，也有必要对其进行评估。

2）智能协议设计：为了充分发挥 RIS 辅助定位系统的潜力，同时使其能够适应不断变化的环境，需要开发一种智能协议，以便开发系统的资源，即空间、频率和时间。具体而言，该协议应支持信源和 RIS 波束码字的协同设计，并为定位选择最优带宽和时隙。此外，该协议还应协调整个定位过程，以便在需要时切换波束码字。此类协议应旨在最大限度地提高定位系统的能效，同时不损害其精度和稳定性。同样，该协议还应考虑系统的特性，即工作频段，以及 RIS 的类型，即模拟型、混合型或数字型。最后，该协议应为 RIS 的最佳部署位置提供指导。为设计此类

协议，研究人员应构建并求解若干优化问题，并将其解结合起来，形成一种强化学习策略，以确保系统的适应性。

D. 异构定位系统设计

为弥补高频无线定位系统的物理局限性，需要同时开发微波、毫米波、太赫兹和光学频段。然而，不同频段的定位系统具有不同的定位范围和精度。此外，其测距和精度取决于不同的现象，例如大气条件、散射体和障碍物的尺寸，以及天线增益、波束成形类型等设计参数。另外，定位机制必须支持多种具有不同覆盖范围且遵循不同标准的技术共存。因此，定位系统异构性可以分为：i）频谱异构性，以及 ii）技术异构性。

1）频谱异构性：指定位代理同时使用高频（例如毫米波、太赫兹、光学频段）和低频（例如微波）的场景。定位频率越高，定位精度越高，而定位范围越小。这一观察促成了多频段定位器的设计理念，使其能够以分层方式确定目标对象的位置。具体而言，这种定位器将使用较低频率，以较低精度确定处于高频系统范围之外的对象位置；对于位于其覆盖区域内的对象，则使用高频来提高定位精度。此类定位器需要采用分层定位方法，从而实现对目标对象高效、快速的定位，并提升其精度。最后，还需要一个经过实验验证的理论框架，用于量化分层定位器的性能并提供设计指南。

2）技术异构性：引入了两种场景，即：i）独立定位系统和 ii）集成定位系统。在独立场景中，仅使用一种定位技术，例如传感器、雷达、毫米波、太赫兹或光学技术。相反，在集成定位系统中，会使用多种定位技术。在后一种场景中，需要确定哪些技术可以组合使用，同时不会显著降低定位器的能效。还需要考虑另一个参数，即实施成本。最后，还需要开发用于融合来自不同信源的定位信息的算法。

E. 一体化定位与通信

无线电信号可以同时承载发射信息和与定位相关的数据。因此，建立通信与定位一体化的统一框架似乎是顺理成章的下一步。当前蜂窝通信网络将定位功能与通信相关功能分开实现。这种做法背后的主要原因是，这些功能具有不同的设计目标，这些功能的设计目标各不相同。具体而言，定位系统旨在最大限度地提高精度，而通信系统的总体目标则是通过会经历衰落和噪声的无线信道，协同最大限度地提高可靠性、数据速率和传输范围。因此，定位系统过去通常在高频段运行，因为较短的波长和较窄的天线波束宽度能够以可接受的精度精确确定目标的位置。另一方面，直到最近，通信系统才开始采用毫米波和太赫兹传输。因此，定位与通信协同的时代已经到来 [93], [466]–[468]。为了设计高效且低成本的定位与通信一体化系统，需要采取一系列经过战略性设计的步骤，从制定合适的关键绩效指标，到设计能够在异构网络环境中运行的适当协议。接下来，我们将识别并分析这些步骤。

1）关键绩效指标定义：如 [469]–[472], 所述，定位目标与通信系统目标之间存在多种权衡。具体而言，[469], 讨论了定位精度与通信数据速率之间的权衡。[470], 揭示了定位精度、功率效率与数据速率之间的权衡。同样，[471], 强调了单用户毫米波系统中定位精度与数据速率之间的权衡，而 [472], 则将先前的研究扩展至多用户场景。上述研究表明，存在多种需要理解并加以平衡的权衡关系。为此，当前的定位与通信关键绩效指标可能还不够充分。这促使我们重新思考并重新定义或创建新的关键绩效指标，以深入了解并进而优化定位与通信协同。此外，可能还需要定义新的关键绩效指标，以量化特定应用的性能。例如，与定位精度相比，服务质量可能是更合适的关键绩效指标。最后，对于一些将位置信息可靠性视为关键设计参数的应用，例如可重构智能表面或无人机赋能无线系统，位置完整性和可用性可能是最重要的关键绩效指标。

2）基础研究：随着我们迈向毫米波、太赫兹和光学频段，一体化定位与感知系统的性能自然有望提升。然而，仍需解决新的问题与挑战，这为基础研究留下了空间。具体而言，关于太赫兹信道建模以及一体化定位与通信的研究仍处于起步阶段。接下来，我们将聚焦这两个主题，并提出一些可能的研究方向。

大多数关于高频集成定位与通信的已发表研究都忽略了多个散射体和障碍物的影响，并采用确定性信道模型。然而，在实际中，到达角以及散射信号的幅度都是随机过程。对非视距信号和散射体的影响进行建模至关重要，这样才能准确评估一体化定位与通信系统的性能。为此，需要开发基于

随机几何、随机形状理论以及射线追踪或有限元法等电磁学工具的全新信道建模方法。信号建模还应考虑其他现象，包括宽带效应、大气条件的影响和/或收发器的硬件缺陷。最后，信道模型和信号模型还应考虑智能材料（如可重构智能表面）的存在。

基于新的信道与信号模型，将建立一个用于分析一体化定位与通信系统性能的新理论框架。该框架不仅应提供用于量化系统定位或通信部分性能的传统关键绩效指标，还应提供新定义的关键绩效指标，以便评估一体化定位与通信系统。此外，还需要研究采用不同类型定位器且使用或不使用可重构智能表面的不同系统模型。预期推导出的表达式能够带来有益的见解，并有助于优化一体化定位与通信系统。

3）先进信号处理：多层网络中不同层级的移动终端可以使用不同的频段和独立的通信路径彼此通信。在此类场景中，高效、动态地维护无线网络是一体化定位与通信的关键问题。通过动态资源管理和利用多个不同频段，或可实现无线连接的维护与重新配置。此外，跨层数据交换的运行有赖于高效的信号处理。在这方面，定位和通信服务共用硬件，能够提高一体化通信与定位服务中信号处理技术的效率，并实现信道估计单元在位置提取中的必要复用。因此，先进信号处理方面最重要的挑战，是实现信号处理技术与硬件架构的高效协同设计。

4）波形设计：尽管定位与通信的波形设计具有许多共同的关键需求，包括低时延、低收发机硬件复杂度和高可靠性，但在第四代移动通信技术和第五代移动通信时代，定位与通信所用的信号和系统是分别设计的 [473], [474]。随着无线系统迈向更高频率，为定位与通信设计一种通用信号的理念应运而生。为此，我们需要确定最优的信号功率谱密度，使其同时满足定位精度和通信抗干扰鲁棒性的需求。具体而言，根据 [473] 和 [475], ，基于时间测距的定位系统的克拉美-罗下界可表示为

$$\mathrm{CR} = \frac{c^2}{8\pi^2\, b^2\, \frac{P}{N_o\, B}}, \tag{73}$$

其中， P 和 B 分别是发射功率和带宽，而 N_o 是噪声功率谱密度。此外， b^2 是均方带宽，可通过以下方式获得

$$b^2 = \frac{\int_{-B}^{B} f^2\, |S(f)|^2\, \mathrm{d}f}{\int_{-B}^{B} |S(f)|^2\, \mathrm{d}f}, \tag{74}$$

其中， $S(f)$为发射信号的傅里叶变换。

根据（73）和（74），从定位视角来看，与功率均匀分布或集中在频谱中心的信号相比，功率集中在频谱边缘的信号在定位精度方面性能更好，即克拉美-罗下界更低。从通信角度来看，为了降低符号间干扰，信号的设计方式是将功率集中在频谱中心。这一观察表明，定位与通信在功率谱密度需求方面存在权衡。为了找到平衡点，有必要针对多种不同的系统模型建立优化问题，并据此提取合适的策略。最后，为了在不断变化的无线环境中实现最佳效果，应允许在带宽、信号功率、功率谱密度形状等方面具备适应性和灵活性。

5）主动无线电环境映射和无线资源管理：为了充分发挥主动无线资源管理在波束对准、信道预测、小区选择等方面为通信带来的优势，需要高精度的无线电环境映射。迄今为止，现有的大多数无线电环境映射模型都侧重于二维场景。有鉴于此，未来的第六代移动通信网络需要在非视距和多径应用中实现更准确的三维定位。尽管文献中已经提出了许多有效的多径和NLOS缓解算法，但这些算法通常十分复杂，仅适用于远程定位系统，而不适用于必须由用户设备执行计算和估计的自定位系统。然而，为了简化分析，这些研究通常只考虑一阶反射，尽管在密集多径环境中，高阶反射十分常见，并且可能对非视距情况下的定位至关重要。因此，仍需进一步研究，以开发适用于多径场景的更精确且成本更低的定位方法，同时保持用户设备的通信性能，并根据其当前位置分配无线资源。最后，尽管精确的位置数据能够改善通信，但仍需更深入地理解不同位置精密度水平与传输速率之间的内在联系。

6）异构网络的一体化定位与通信协议设计： 未来网络将采用种类繁多的标准和频段，变得更加多样化。对于在不稳定无线电条件下持续移动的移动终端而言，如何在协议间快速切换，是维持可靠定位与通信的关键挑战。由于每个网络层都可以采用一套独特的协议，将它们视为网关即可在其间创建逻辑链路，

而实现这一点需要考虑跨层、跨模块和跨节点的信息传输，这正是集成协议设计的关键所在。最后，还需要重新评估物理层和 MAC层的协议设计，并将定位纳入考量，同时兼顾通信指标。

F. 低地球轨道（*LEO*）定位系统

在缺乏地面基础设施的农村或偏远地区，或者当地面基础设施发出的信号因障碍物而受阻时（例如毫米波/太赫兹传输），可以在融合地面与非地面网络中采用地面和基于低地球轨道的定位，从而兼取两种方案的优势。在未来的通信、感知和定位应用中，尤其是在利用低地球轨道信号的定位应用中，目前存在两种截然不同的途径。一方面，可以利用现有系统为最终用户提供新颖的服务；另一方面，也可以设计全新的系统，例如目前正在推进的低地球轨道定位、导航与授时概念。对于前一种途径，接收机负责大部分优化工作，并假定必要的基础设施已经到位。对于后一种途径，则需要进行三段式优化，可同步完成，也可分阶段进行。为了实现全球覆盖下更高精密度的定位，未来通过优化构建独特的低地球轨道定位、导航与授时星座的工作将聚焦于：（i）第六代移动通信与低地球轨道网络的融合；（ii）基于智能波束成形的定位；（iii）基于低地球轨道的边缘计算；以及（iv）为低地球轨道卫星配备全球导航卫星系统接收机。

X. 结论

本文探讨了未来6G无线系统在定位方面的潜力。具体而言，本文讨论了下一代无线网络中基于定位的关键应用和用例，并研究了实现定位服务的技术。此外，本文介绍了毫米波/太赫兹以及可见光定位无线系统的模型，同时考虑了由传统反射体和可重构智能表面产生的视距与非视距信道。本文还描述了主要的定位关键绩效指标，并在可能的情况下给出了数学表达式。此外，本文介绍了最先进水平的传统定位技术和基于学习的定位技术，并配有相应的概念示意图。最后，本文讨论了未来6G无线系统各项设计要素的影响，包括特征、假设、定位问题表述和优化，并总结了经验教训，提出了未来方向。

参考文献

[1] W. Saad、M. Bennis 和 M. Chen，“6G无线系统愿景：应用、趋势、技术与开放研究问题”，*IEEE*《网络》，第34卷，第3期，第134–142页，2020年10月。[2] M. Maier、A. Ebrahimzadeh、S. Rostami 和 A. Beniiche，“无物联网：让互联网消失并‘看见不可见之物’”，*IEEE Comm. Mag.*，第58卷，第11期，第76–82页，2020年10月。

[3] F. Hu、Y. Deng、H. Zhou、T. H. Jung、C.-B. Chae 和 A. H. Aghvami，“面向第五代移动通信/5G/B5G的XR辅助远程操作系统愿景”，IEEE Comm. Mag.，第59卷，第1期，第34–40页，2021年1月。[4] A. Weiss、A.-K. Wortmeier 和 B. Kubicek，“工业4.0中的协作机器人：人机协作未来实践研究路线图”，IEEE Trans. Human-Mach. Syst.，第51卷，第4期，第335–345页，2021年7月。[5] S. Savazzi、M. Nicoli、M. Bennis、S. Kianoush 和 L. Barbieri，“联邦学习在互联、协作与自动化工业系统中的机遇”，IEEE Comm. Mag.，第59卷，第2期，第16–21页，2021年2月。[6] K. Sankhe、D. Jaisinghani 和 K. Chowdhury，“ReLy：面向工业机器人的超可靠低时延消息传递机器学习”，IEEE Comm. Mag.，第59卷，第4期，第75–81页，2021年4月。[7] S. Perdikis 和 J. d. R. Millan，“脑机接口：两种学习器的故事”，IEEE Syst., Man, Cybern. Mag.，第6卷，第3期，第12–19页，2020年7月。[8] L. U. Khan、Z. Han、W. Saad、E. Hossain、M. Guizani 和 C. S. Hong，“无线系统的数字孪生：概述、分类、挑战与机遇”，《IEEE通信综述》，第24卷，第4期，第2230–2254页，2022年8月。[9] H. Zhou、C. She、Y. Deng、M. Dohler 和 A. Nallanathan，“大规模工业物联网的机器学习”，IEEE Wirel. Commun.，第28卷，第4期，第81–87页，2021年8月。[10] A. Aijaz、M. Dohler、A. H. Aghvami、V. Friderikos 和 M. Frodigh，“实现触觉互联网：下一代5G蜂窝网络中的触觉通信”，IEEE Wirel. Commun.，第24卷，第2期，第82–89页，2017年10月。[11] N. Saeed、T. Y. Al-Naffouri 和 M.-S. Alouini，“物联网/气候监测与X物联网”，IEEE Internet of Things Magazine，第3卷，第2期，第82–83页，2020年6月。[12] H.-C. Yang 和 M.-S. Alouini，“面向未来无线系统的面向数据传输：为先进物联网提供可信支持”，IEEE Vehicular Techn. Mag.，第14卷，第3期，第78–83页，2019年9月。[13] A. Celik、N. Saeed、B. Shihada、T. Y. Al-Naffouri 和 M.-S. Alouini，“面向水下物联网的软件定义光声网络架构”，IEEE Comm. Mag.，第58卷，第4期，第88–94页，2020年4月。[14] J. I. d. O. Filho、A. Trichili、B. S. Ooi、M.-S. Alouini 和 K. N. Salama，“迈向自供电水下物联网设备”，IEEE通信杂志，第58卷，第1期，第68–73页，2020年1月。[15] A. Pretto、S. Aravecchia、W. Burgard、N. Chebrolu、C. Dornhege、T. Falck、F. Fleckenstein、A. Fontenla、M. Imperoli、R. Khanna、F. Liebisch、P. Lottes、A. Milioto、D. Nardi、S. Nardi、J. Pfeifer、M. Popovi´c、C. Potena、C. Pradalier、E. Rothacker-Feder、I. Sa、A. Schaefer、R. Siegwart、C. Stachniss、A. Walter、W. Winterhalter、X. Wu 和 J. Nieto，“构建用于精准农业的空地机器人系统：一种适应性解决方案”，IEEE Rob. Autom Mag.，第28卷，第3期，第29–49页，2021年8月。[16] X. Liu、S. W. Chen、G. V. Nardari、C. Qu、F. C. Ojeda、C. J. Taylor 和 V. Kumar，“精准农业中自动驾驶微型无人机的挑战与机遇”，IEEE Micro，第42卷，第1期，第61–68页，2022年2月。[17] Y. Zhong、T. Bi、J. Wang、J. Zeng、Y. Huang、T. Jiang、Q. Wu 和 S. Wu，“通过感知与通信一体化赋能V2X网络：背景、设计、进展与机遇”，IEEE《网络》，第36卷，第4期，第54–60页，2022年10月。[18] A.-A. A. Boulogeorgos 和 G. K. Karagiannidis，“应对频谱稀缺的低成本认知无线电”，IEEE认知网络技术委员会通讯，第3卷，第2期，第30–34页，2017年11月。[19] ——，“衰落信道中存在残余射频损伤时全双工系统的能量检测”，IEEE Wireless Commun. Lett.，第7卷，第2期，第246–249页，2018年4月。[20] A.-A. A. Boulogeorgos，“现代无线通信系统中的干扰抑制技术”，博士论文，塞萨洛尼基亚里士多德大学，希腊塞萨洛尼基，2016年9月。[21] M. Matthaiou、O. Yurduseven、H. Q. Ngo、D. Morales-Jimenez、S. L. Cotton 和 V. F. Fusco，“通往第六代移动通信之路：通信工程师面临的十大物理层挑战”，IEEE Comm. Mag.，第59卷，第1期，第64–69页，2021年1月。[22] X. Yang、M. Matthaiou、J. Yang、C.-K. Wen、F. Gao 和 S. Jin，“面向第五代移动通信的硬件受限毫米波系统：挑战、机遇与解决方案”，IEEE Commun. Mag.，第57卷，第1期，第44–50页，2019年1月。[23] J. Yang、S. Jin、C.-K. Wen、X. Yang 和 M. Matthaiou，“混合毫米波收发机的快速波束训练架构”，《IEEE车辆技术汇刊》，第69卷，第3期，第2700–2715页，2020年1月。

[24] K. Ntontin、A.-A. A. Boulogeorgos、D. G. Selimis、F. I. Lazarakis、A. Alexiou 和 S. Chatzinotas，“毫米波网络中可重构智能表面的最佳部署位置”，*IEEE*通信学会开放期刊，第2卷，第704–718页，2021年3月。[25] K. Ntontin、D. Selimis、A.-A. A. Boulogeorgos、A. Alexandridis、A. Tsolis、V. Vlachodimitropoulos 和 F. Lazarakis，“毫米波通信中可重构智能表面的最佳部署位置”，载于*2021*年第*15*届欧洲天线与传播会议，2021年4月，第1–5页。[26] L. Yang、X. Li、S. Jin、M. Matthaiou 和 F.-C. Zheng，“可重构智能表面辅助毫米波网络的细粒度分析”，*IEEE Trans. Commun.*，第70卷，第9期，第6277–6294页，2022年1月。[27] A.-A. A. Boulogeorgos、J. M. Jornet 和 A. Alexiou，“面向第六代移动通信的定向太赫兹通信系统：事实核查与定量分析”，*IEEE Veh. Technol. Mag.*，第2–10页，2021年12月。[28] A.-A. A. Boulogeorgos 和 A. Alexiou，“混合太赫兹-射频无线系统的误差分析”，*IEEE Commun. Lett.*，第24卷，第2期，第277–281页，2020年2月。[29] A.-A. A. Boulogeorgos、S. E. Trevlakis 和 N. D. Chatzidiaman- tis，“面向体内与经皮生物医学应用的光无线通信”，*IEEE Comm. Mag.*，第59卷，第1期，第119–125页，2021年1月。[30] T. A. Tsiftsis、C. Valagiannopoulos、H. Liu、A.-A. A. Boulogeorgos 和 N. I. Miridakis，“超表面涂层器件：实现节能安全6G通信的新范式”，*IEEE Veh. Technol. Mag.*，第17卷，第1期，第27–36页，2022年11月。[31] S. E. Trevlakis、A.-A. A. Boulogeorgos、N. D. Chatzidiamantis 和 G. K. Karagiannidis，“全光学人工耳蜗”，*IEEE Trans. Mol. Biol. Multi-Scale Commun.*，第6卷，第1期，第13–24页，2020年7月。[32] A.-A. A. Boulogeorgos 和 A. Alexiou，“可重构智能表面辅助太赫兹无线系统的覆盖分析”，*IEEE*《车辆技术开放期刊》，第2卷，第94–110页，2021年1月。[33] A. Celik、I. Romdhane、G. Kaddoum 和 A. M. Eltawil，“物联网光无线通信综述”，《*IEEE*通信综述》，第1–1页，2022年6月。[34] A. Chaaban、Z. Rezki 和 M.-S. Alouini，“强度调制直接检测高斯光无线通信信道的容量：教程”，《*IEEE*通信综述》，第24卷，第1期，第455–491页，2022年10月。[35] S. Naser、L. Bariah、S. Muhaidat、P. C. Sofotasios、M. Al-Qutayri、E. Damiani 和 M. Debbah，“迈向联邦学习赋能的第六代移动通信系统可见光通信”，*IEEE Wirel. Commun.*，第29卷，第1期，第48–56页，2022年2月。[36] M. M. Azari、S. Solanki、S. Chatzinotas 和 M. Bennis，“太赫兹赋能的第六代移动通信无人机：机遇、挑战与权衡”，*IEEE Comm. Mag.*，第60卷，第5期，第24–30页，2022年5月。[37] D. Pliatsios、S. K. Goudos、T. Lagkas、V. Argyriou、A.-A. A. Boulogе- orgos 和 P. Sarigiannidis，“面向下一代物联网的无人机基站：群体智能方法比较”，*IEEE*天线与传播开放期刊，第3卷，第32–47页，2022年12月。[38] A.-A. A. Boulogeorgos、N. D. Chatzidiamantis、H. G. Sandalidis、A. Alexiou 和 M. D. Renzo，“级联复合湍流与失准：可重构智能表面赋能无线系统的统计特性分析与应用”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第71卷，第4期，第3821–3836页，2022年1月。[39] A.-A. A. Boulogeorgos、A. Alexiou 和 M. D. Renzo，“方向偏差和失准条件下RIS辅助无人机无线系统的中断性能分析”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第71卷，第10期，第10 712–10 728页，2022年6月。[40] A.-A. A. Boulogeorgos、J. M. Riera 和 A. Alexiou，“降雨与波束失准对太赫兹无线系统的联合影响”，*IEEE Access*，第10卷，第58 997–59 012页，2022年6月。[41] G. Bresson、Z. Alsayed、L. Yu 和 S. Glaser，“同步定位与映射：自动驾驶领域当前趋势综述”，*IEEETrans.Intell.Veh.*，第2卷，第3期，第194–220页，2017年9月。[42] A. F. G. Goncalves Ferreira、D. M. A. Fernandes、A. P. Catarino 和 J. L. Monteiro，“应急响应人员定位与定位系统综述”，《*IEEE*通信综述》，第19卷，第4期，第2836–2870页，2017年5月。[43] S. Kuutti、S. Fallah、K. Katsaros、M. Dianati、F. Mccullough 和 A. Mouzakitis，“自动驾驶汽车应用中先进定位技术现状及潜力综述”，《*IEEE*物联网期刊》，第5卷，第2期，第829–846页，2018年3月。[44] C. Laoudias、A. Moreira、S. Kim、S. Lee、L. Wirola 和 C. Fischione，《网络定位、跟踪与导航使能技术综述》，《IEEE通信综述》，第20卷，第4期，第3607–3644页，2018年7月。[45] J. A. del Peral-Rosado、R. Raulefs、J. A. L´opez-Salcedo 和 G. Seco-Granados，《蜂窝移动无线电定位方法综述：从1G到第五代移动通信》，《IEEE通信综述》，第20卷，第2期，第1124–1148页，2018年12月。[46] M. F. Keskin、A. D. Sezer 和 S. Gezici，《基于可见光系统的定位》，《IEEE学报》，第106卷，第6期，第1063–1088页，2018年5月。[47] R. C. Shit、S. Sharma、D. Puthal、P. James、B. Pradhan、A. v. Moorsel、A. Y. Zomaya 和 R. Ranjan，《无处不在的定位（UbiLoc）：面向智慧世界的无设备定位综述与分类》，《IEEE通信综述》，第21卷，第4期，第3532–3564页，2019年10月。[48] F. Zafari、A. Gkelias 和 K. K. Leung，《室内定位系统与技术综述》，《IEEE通信综述》，第21卷，第3期，第2568–2599页，2019年4月。[49] N. Saeed、H. Nam、T. Y. Al-Naffouri 和 M.-S. Alouini，《基于多维尺度分析的定位技术最新综述》，《IEEE通信综述》，第21卷，第4期，第3565–3583页，2019年6月。[50] F. Wen、H. Wymeersch、B. Peng、W. P. Tay、H. C. So 和 D. Yang，《第五代移动通信大规模多输入多输出定位综述》，《数字信号处理》，第94卷，C期，第21–28页，2019年11月。[51] D. Burghal、A. T. Ravi、V. Rao、A. A. Alghafis 和 A. F. Molisch，《基于无线信号的机器学习定位综合综述》，arXiv预印本 arXiv:2012.11171，2020年12月。[52] X. Zhu、W. Qu、T. Qiu、L. Zhao、M. Atiquzzaman 和 D. O. Wu，《室内智能指纹定位：原理、方法与挑战》，《IEEE通信综述》，第22卷，第4期，第2634–2657页，2020年8月。[53] A. Motroni、A. Buffi 和 P. Nepa，《基于RFID技术的室内车辆定位综述》，IEEE Access，第9卷，第17921–17942页，2021年1月。[54] C. De Lima、D. Belot、R. Berkvens、A. Bourdoux、D. Dardari、M. Guillaud、M. Isomursu、E.-S. Lohan、Y. Miao、A. N. Barreto 等，《第六代移动通信系统中的融合通信、感知与定位：技术、机遇与挑战概述》，IEEE Access，第9卷，第26902–26925页，2021年1月。[55] O. Kanhere 和 T. S. Rappaport，《面向未来蜂窝通信的位置定位：第五代移动通信及以后》，《IEEE通信杂志》，第59卷，第1期，第70–75页，2021年1月。[56] Z. Xiao 和 Y. Zeng，《面向第六代移动通信的一体化定位与通信概述》，中国科学：信息科学，第65卷，第3期，第1–46页，2021年12月。[57] H. Ding、B. Zhang、J. Zhou、Y. Yan、G. Tian 和 B. Gu，《农业中同步定位与建图的最新进展与应用》，J Field Robot，第39卷，第6期，第956–983页，2022年5月。[58] J. Laconte、A. Kasmi、R. Aufr`ere、M. Vaidis 和 R. Chapuis，《高速公路场景下自动驾驶车辆定位方法综述》，传感器，第22卷，第1期，2022年12月。[59] A. Liu、Z. Huang、M. Li、Y. Wan、W. Li、T. X. Han、C. Liu、R. Du、D. K. P. Tan、J. Lu、Y. Shen、F. Colone 和 K. Chetty，《一体化感知与通信基本极限综述》，《IEEE通信综述》，第24卷，第2期，第994–1034页，2022年2月。[60] H. Chen、H. Sarieddeen、T. Ballal、H. Wymeersch、M.-S. Alouini 和 T. Y. Al-Naffouri，《面向第六代移动通信系统的太赫兹频段定位教程》，《IEEE通信综述》，2022年5月。[61] C. T. Nguyen、Y. M. Saputra、N. V. Huynh、N.-T. Nguyen、T. V. Khoa、B. M. Tuan、D. N. Nguyen、D. T. Hoang、T. X. Vu、E. Dutkiewicz、S. Chatzinotas 和 B. Ottersten，《社交距离综合使能技术与新兴技术综述——第一部分：基础与使能技术》，IEEE Access，第8卷，第153479–153507页，2020年8月。[62] C. T. Nguyen、Y. M. Saputra、N. Van Huynh、N.-T. Nguyen、T. V. Khoa、B. M. Tuan、D. N. Nguyen、D. T. Hoang、T. X. Vu、E. Dutkiewicz、S. Chatzinotas 和 B. Ottersten，《社交距离综合使能技术与新兴技术综述——第二部分：新兴技术与开放问题》，IEEE Access，第8卷，第154209–154236页，2020年8月。[63] F. Lemic、S. Abadal、W. Tavernier、P. Stroobant、D. Colle、E. Alarc´on、J. Marquez-Barja 和 J. Famaey，《太赫兹纳米通信与网络化综述：自上而下的视角》，《IEEE通信选题杂志》，第39卷，第6期，第1506–1543页，2021年4月。

[64] M. Nemati 和 J. Choi，“智能超表面辅助的6G无线通信”，载于《2022年IEEE第95届车辆技术会议》（VTC2022-Spring），2022年8月，第1–5页。[65] H. Viswanathan 和 P. E. Mogensen，“6G时代的通信”，《IEEE Access》，第8卷，第57 063–57 074页，2020年3月。[66] E. Baccarelli、M. Scarpiniti 和 A. Momenzadeh，“Ecomobifog——面向流应用实时分布式执行的第五代移动通信移动雾云多层生态系统的设计与动态优化”，《IEEE Access》，第7卷，第55 565–55 608页，2019年4月。[67] 欧盟委员会，“目的地地球——地球全新数字孪生将有助于应对气候变化并保护自然”，3月。 30, 2022 [ ] [ ] 在线。在线。可访问：https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/IP [68] 22 1977 P. Hofmann、R. Bassoli、F. H. Fitzek 和 M. Reisslein，“分子通信网络功能虚拟化：6G网络中的分子通信网络功能虚拟化”，载于《2022年IEEE第21届地中海电工技术会议》（MELECON）。IEEE，2022年8月，第1205–1210页。[69] E. Torres-Martinez、G. Paules、M. Schoeberg 和 M. W. Kalb，“传感器网络：助力实现地球科学愿景”，《Acta Astronaut.》，第53卷，第4-10期，第423–428页，2003年11月。[70] P. K. D. Pramanik、A. Nayyar 和 G. Pareek，“无线体域网：推动电子医疗超越远程医疗，迈向远程健康监测：架构与协议”，载于《远程医疗技术》。爱思唯尔，2019年5月，第89–119页。[71] K. Wei、L. Zhang、Y. Guo 和 X. Jiang，“基于医疗物联网的健康监测：架构、使能技术与应用”，《IEEE Access》，第8卷，第27 468–27 478页，2020年2月。[72] A. K. Dey、G. D. Abowd 和 D. Salber，“ 支持上下文感知应用快速原型设计的概念框架与工具包 ”，《人机交互》，第16卷，第2-4期，第97–166页，2001年12月。[73] P. Dourish，“探寻上下文感知计算的基础”，《人机交互》，第16卷，第2-4期，第229–241页，2001年11月。[74] D. N¨ust、F. Bache、A. Br¨oring、C. Stasch 和 S. Jirka，“时序结构化传感器数据可用性的可视化”，《2010年AGILE国际地理信息科学会议》，2019年9月。[75] A. Behravan、V. Yajnanarayana、M. F. Keskin、H. Chen、D. Shrestha、T. E. Abrudan、T. Svensson、K. Schindhelm、A. Wolfgang、S. Lindberg 和 H. Wymeersch，“6G中的定位与感知：差距、挑战与机遇”，《IEEE Veh. Technol. Mag.》，2022年12月。[76] D. K. P. Tan、J. He、Y. Li、A. Bayesteh、Y. Chen、P. Zhu 和 W. Tong，“6G中的一体化感知与通信：动机、用例、需求、挑战与未来方向”，载于《2021年IEEE首届通信与感知联合国际在线研讨会》（JC& S）。IEEE，2021年3月，第1–6页。[77] A. T. Z. Kasgari、W. Saad 和 M. Debbah，“人在回路的无线通信：机器学习与脑感知资源管理”，《IEEE Trans. Commun.》，第67卷，第11期，第7727–7743页，2019年7月。[78] J. Park、S. Samarakoon、M. Bennis 和 M. Debbah，“边缘无线网络智能”，《Proc. IEEE》，第107卷，第11期，第2204–2239页，2019年10月。[79] A. Mostaani、T. X. Vu、S. K. Sharma、Q. Liao 和 S. Chatzino-tas，“信息物理系统中的面向任务的通信系统设计：理论与应用综述”，arXiv预印本 arXiv:2102.07166，2021年11月。[80] K. A. Delin 和 S. P. Jackson，“传感器网络：一种全新的仪器概念”，载于《光电机设备与系统的功能集成》，第4284卷。国际光学工程学会，2001年1月，第1–9页。[81] C. Xiao 和 N. Chen，“传感器网络：实时智能应用的基础设施”，《Int J Sens Netw Data Commun》，第6卷，第e114页，2017年9月。[82] X. Zhang、N. Chen、Z. Chen、L. Wu、X. Li、L. Zhang、L. Di、J. Gong 和 D. Li，“地理空间传感器网络：地球科学研究与应用的信息物理基础设施”，《《地球科学评论》》，第185卷，第684–703页，2018年10月。[83] F. Dressler 和 S. Fischer，“将体内纳米通信与体域网相连接：纳米物联网的挑战与机遇”，《《纳米通信网络》》，第6卷，第2期，第29–38页，2015年6月。[84] G. Piro、G. Boggia 和 L. A. Grieco，“体域纳米网络能量采集协议栈设计”，《Nano Commun. Networks》，第6卷，第2期，第74–84页，2015年6月。[85] F. Lemic、S. Abadal、A. Stevanovic、E. Alarc´on 和 J. Famaey，“构建具备能耗的具备位置感知能力的体内太赫兹纳米网络， geschniegelt 收获 g,”在会议录 *gs of* 第9届*ACM*国际会 *f*议纳米级计算与通信，2022年10月，第1–6页。[86] J. T. G´omez、A. Kuestner、J. Simonjan、B. D. Unluturk 和 F. Dressler，“利用机器学习估计人体循环系统中的纳米传感器位置”，《IEEE纳米技术汇刊》，第21卷，第663–673页，2022年10月。[87] J. T. G´omez、J. L. G. Rios 和 F. Dressler，“基于血管电路表示的人体循环系统纳米传感器定位”，载于《第九届ACM纳米级计算与通信国际会议论文集》，2022年10月，第1–7页。[88] A. Elango、A. Al-Tahmeesschi、M. Saukkoriipi、T. Malmivirta 和 L. Ruotsalainen，“白皮书：保护全球导航卫星系统免受蓄意干扰”，ar Xiv预印本 arXiv:2208.11555，2022年8月。[89] N. Xie、Y. Chen、Z. Li 和 D. O. Wu，“ 无线传感器网络中的轻量级安全定位方法 ”，《 IEEE 通信汇刊》，第69卷，第10期，第6879–6893页，2021年7月。[90] X. Liu、S. Su、F. Han、Y. Liu 和 Z. Pan，“一种用于无线传感器网络的基于测距的安全定位算法”，《IEEE传感器期刊》，第19卷，第2期，第785–796页，2019年10月。[91] A. Bochem 和 H. Zhang，“增强鲁棒性的无线传感器网络与物联网传感器辅助蒙特卡洛定位”，IEEE Access，第10卷，第33 408–33 420页，2022年3月。[92] E.-S. Lohan、P. Richter、V. L. Sabola、J. A. Lopez-Salcedo、G. Seco-Granados、H. Lepp¨akoski 和 E. S. Santiago，“位置隐私的挑战与解决方案：第2部分：混合定位与非全球导航卫星系统定位”，Inside GNSS，第12卷，第6期，第56–64页，2017年11月。[93] H. Sarieddeen、N. Saeed、T. Y. Al-Naffouri 和 M.-S. Alouini，“下一代太赫兹通信：感知、成像与定位的交汇”，《IEEE通信杂志》，第58卷，第5期，第69–75页，2020年5月。[94] C. B. Barneto、L. Anttila、M. Fleischer 和 M. Valkama，“采用LTE波形的OFDM雷达：处理与性能”，载于《2019年IEEE无线电与无线通信研讨会（RWS）》。IEEE，2019年5月，第1–4页。[95] C. B. Barneto、T. Riihonen、M. Turunen、L. Anttila、M. Fleischer、K. Stadius、J. Ryyn¨anen 和 M. Valkama，“采用LTE和5G NR波形的全双工OFDM雷达：挑战、解决方案与测量”，《IEEE微波理论与技术汇刊》，第67卷，第10期，第4042–4054页，2019年8月。[96] S. Balakrishnan、S. Gupta、A. Bhuyan、P. Wang、D. Koutsonikolas 和 Z. Sun，“基于时空波束特征的毫米波无线网络物理层识别”，《IEEE信息取证与安全汇刊》，第15卷，第1831–1845页，2019年10月。[97] N. Soltanieh、Y. Norouzi、Y. Yang 和 N. C. Karmakar，“射频指纹识别技术综述”，IEEE射频识别期刊，第4卷，第3期，第222–233页，2020年1月。[98] S. Yuan、B. Han、D. Krummacker 和 H. D. Schotten，“通过大规模孪生增强涌现智能”，2022年IEEE计算机与通信研讨会（ISCC），2022年10月。[99] M. A. Uusitalo、P. Rugeland、M. R. Boldi、E. C. Strinati、P. Demestichas、M. Ericson、G. P. Fettweis、M. C. Filippou、A. Gati、M.-H. Hamon 等，“欧洲6G旗舰项目Hexa-X的6G愿景、价值、用例与技术”，IEEE Access，第9卷，第160 004–160 020页，2021年11月。[100] E. Skvortsov、E. Skvortsova、I. Sandu 和 G. Iovlev，“农业向数字化、智能化和机器人技术转型”，Ekonomika Regiona，第3期，第1014页，2018年9月。[101] J. J. Rold´an、J. del Cerro、D. Garz´on-Ramos、P. Garcia-Aunon、M. Garz´on、J. De Le´on 和 A. Barrientos，“农业机器人：现状与实践经验”，《服务机器人》，第67–90页，2018年10月。[102] J. Guo、X. Li、Z. Li、L. Hu、G. Yang、C. Zhao、D. Fairbairn、D. Watson 和 M. Ge，“用于精准农业的多全球导航卫星系统精密单点定位”，《精准农业》，第19卷，第5期，第895–911页，2018年10月。[103] L. C. Santos、A. S. Aguiar、F. N. Santos、A. Valente、J. B. Ventura 和 A. J. Sousa，“陡坡葡萄园作业机器人的导航技术栈”，载于《SAI智能系统会议论文集》。施普林格，2020年8月，第264–285页。[104] C. Cadena、L. Carlone、H. Carrillo、Y. Latif、D. Scaramuzza、J. Neira、I. Reid 和 J. J. Leonard，“同步定位与建图的过去、现在与未来：迈向鲁棒感知时代”，《IEEE机器人汇刊》，第32卷，第6期，第1309–1332页，2016年12月。[105] H. Zhan、C. S. Weerasekera、J.-W. Bian 和 I. Reid，“重新审视视觉里程计：应当学习什么？”，载于《2020年IEEE国际机器人与自动化会议（ICRA）》。IEEE，2020年9月，第4203–4210页。

[106] U. D. Ulusar、G. Celik 和 F. Al-Turjman，“智慧城市关键任务应用的认知射频定位：综述”，《计算机与电气工程》，第87卷，文章编号106780，2020年7月。[107] A. A. Brincat、F. Pacifici、S. Martinaglia 和 F. Mazzola，“真实智慧城市场景中面向智能交通系统的物联网”，载于《2019年IEEE第五届世界物联网论坛（WF-IoT）》。IEEE，2019年7月，第128–132页。[108] P. Gope、R. Amin、S. H. Islam、N. Kumar 和 V. K. Bhalla，“面向分布式物联网基础设施的轻量级隐私保护RFID认证方案，并为智慧城市环境提供安全定位服务”，《未来一代计算机系统》，第83卷，第629–637页，2018年3月。[109] C. Chaccour、M. N. Soorki、W. Saad、M. Bennis、P. Popovski 和 M. Debbah，“太赫兹（THz）无线系统的七项定义性特征：通信与感知的协同”，《IEEE通信综述》，第24卷，第2期，第967–993页，2022年1月。[110] M. Giordani、M. Polese、M. Mezzavilla、S. Rangan 和 M. Zorzi，“迈向6G网络：用例与技术”，《IEEE通信杂志》，第58卷，第3期，第55–61页，2020年3月。[111] F. Mogyor´osi、P. Revisnyei、A. Pa˜si´c、Z. Papp、I. T¨or¨os、P. Varga 和 A. Pa˜si´c，“第五代和第六代移动通信网络中的定位——综述”，《传感器》，第22卷，第13期，文章编号4757，2022年6月。[112] Y. Lu、P. Richter 和 E. S. Lohan，“基于5 2018 8 G定位的工业物联网机遇与挑战”，载于第th届国际定位与GNSS会议（ICL-GNSS）。IEEE，2018年8月，第1–6页。[113] Q.-b. Zhang、P. Wang 和 Z.-h. Chen，“一种基于粒子群优化的改进粒子滤波器，用于移动机器人定位”，《专家系统与应用》，第135卷，第181–193页，2019年11月。[114] J. Biswas 和 M. Veloso，“1000公里挑战：见解以及定量和定性结果”，《IEEE智能系统》，第31卷，第3期，第86–96页，2016年5月。[115] H. Durrant-Whyte 和 T. Bailey，“同步定位与建图：第一部分”，《IEEE机器人与自动化杂志》，第13卷，第2期，第99–110页，2006年6月。[116] T. Chong、X. Tang、C. Leng、M. Yogeswaran、O. Ng 和 Y. Chong，“传感器技术与同步定位与建图（SLAM）”，《计算机科学程序汇刊》，第76卷，第174–179页，2015年12月，2015年IEEE机器人与智能传感器国际研讨会（IEEE IRIS2015）。[117] J. Fuentes-Pacheco、J. Ruiz-Ascencio 和 J. M. Rend´on-Mancha，“视觉同步定位与建图：综述”，《人工智能评论》，第43卷，第1期，第55–81页，2015年1月。[118] A. R. Khairuddin、M. S. Talib 和 H. Haron，“同步定位与建图（SLAM）综述”，载于2015年IEEE控制系统、计算与工程国际会议（ICCSCE），2015年6月，第85–90页。[119] S. Erfani、A. Jafari 和 A. Hajiahmad，“农场环境下轮式移动机器人定位的两种数据融合方法比较”，《农业人工智能》，第1卷，第48–55页，2019年5月。[120] R. Smith、M. Self 和 P. Cheeseman，“机器人技术中的不确定空间关系估计”，载于《人工智能中的不确定性》，机器智能与模式识别丛书，J. F. Lemmer 和 L. N. Kanal 编。北荷兰出版社，1988年7月，第5卷，第435–461页。[121] F. Demim、A. Nemra 和 K. Louadj，“未知环境中无人驾驶车辆的鲁棒SVSF同步定位与建图”，《IFAC在线论文》，第49卷，第21期，第386–394页，2016年11月。[122] S. Gupte、P. I. T. Mohandas 和 J. M. Conrad，“四旋翼无人机综述”，载于《2012年IEEE东南地区会议论文集》，2012年5月，第1–6页。[123] R. M. Faragher、C. Sarno 和 M. Newman，“利用智能手机传感器进行室内导航的机会式无线电同步定位与建图”，载于《2012年IEEE/ION定位与导航研讨会论文集》，2012年7月，第120–128页。[124] R. A. Newcombe、S. Izadi、O. Hilliges、D. Molyneaux、D. Kim、A. J. Davison、P. Kohi、J. Shotton、S. Hodges 和 A. Fitzgibbon，“KinectFusion：实时稠密表面建图与跟踪”，载于《2011年第十届IEEE混合与增强现实国际研讨会》，2011年3月，第127–136页。[125] G. Stratidakis、A.-A. A. Boulogeorgos 和 A. Alexiou，“一种用于太赫兹无线系统的协作定位辅助跟踪算法”，载于《2019年IEEE无线通信与网络会议（WCNC）》。IEEE，2019年10月，第1–7页。[126] J. Kokkoniemi、J. Lehtom¨aki 和 M. Juntti，“适用于275–400吉赫兹频段的简化分子吸收损耗模型”，载于《第十二届欧洲天线与传播会议（EuCAP 2018）》，2018年12月，第1–5页。[127] A.-A. A. Boulogeorgos、A. Alexiou、D. Kritharidis、A. Katsiotis、G. Ntouni、J. Kokkoniemi、J. Lethtomaki、M. Juntti、D. Yankova、A. Mokhtar等，《面向5G之后网络的无线太赫兹系统架构》，arXiv预印本arXiv:1810.12260，2018年10月。[128] A.-A. A. Boulogeorgos、A. Alexiou、T. Merkle、C. Schubert、R. Elschner、A. Katsiotis、P. Stavrianos、D. Kritharidis、P.-K. Chartsias、J. Kokkoniemi、M. J untti、J. Lehtomaki、A. Teixeira和F. Rodrigues，《太赫兹技术：在5G之后的无线系统中实现光网络级体验》，《IEEE通信杂志》，第56卷，第6期，第144–151页，2018年6月。[129] N. Kouzayha、M. A. Kishk、H. Sarieddeen、T. Y. Al-Naffouri和M.-S. Alouini，《共存太赫兹与射频有限无线网络中的覆盖范围与速率分析》，arXiv预印本 arXiv:2109.00646，2021年9月。[130] S. Tarboush、H. Sarieddeen、M.-S. Alouini和T. Y. Al-Naffouri，《单载波与多载波太赫兹频段通信：比较研究》，《IEEE通信学会开放期刊》，2022年8月。[131] S. Nie和I. F. Akyildiz，《用于太赫兹频段室内通信的三维动态信道建模与跟踪》，载于《2017 IEEE第28届个人、室内和移动无线电通信国际年会（PIMRC）》。IEEE，2017年2月，第1–5页。[132] B. Peng和T. K¨urner，《使用前向–后向算法估计动态室内太赫兹信道中的三维到达角》，《IEEE车辆技术汇刊》，第66卷，第5期，第3798–3811页，2016年8月。[133] A. Guerra、F. Guidi、D. Dardari和P. M. Djuri´c，《大型天线阵列的近场跟踪：基本极限与实用算法》，《IEEE信号处理汇刊》，第69卷，第5723–5738页，2021年8月。[134] J. Tan和L. Dai，《太赫兹大规模多输入多输出系统中的宽带波束跟踪》，《IEEE精选通信领域期刊》，第39卷，第6期，第1693–1710页，2021年4月。[135] S. Fan、Y. Wu、C. Han和X. Wang，《一种用于三维太赫兹室内定位的结构化双向长短期记忆网络深度学习方法》，载于《IEEE INFOCOM 2020—IEEE计算机通信会议》。IEEE，2020年8月，第2381–2390页。[136] P. Hillger、M. van Delden、U. S. M. Thanthrige、A. M. Ahmed、J. Wit- temeier、K. Arzi、M. Andree、B. Sievert、W. Prost、A. Rennings等，《迈向太赫兹频率下的移动集成电子系统》，《红外、毫米波与太赫兹波杂志》，第41卷，第7期，第846–869页，2020年6月。[137] A. Nikpaik、A. H. M. Shirazi、A. Nabavi、S. Mirabbasi和S. Shekhar，《采用基于倍频器的压控振荡器的219至231 GHz频率发生器，在65纳米互补金属氧化物半导体中实现˜ 3%的峰值直流至射频效率》，《IEEE固态电路杂志》，第53卷，第2期，第389–403页，2017年10月。[138] T. Nagatsuma、G. Ducournau和C. C. Renaud，《光子学加速的太赫兹通信进展》，《自然光子学》，第10卷，第6期，第371–379页，2016年3月。[139] K. Sengupta、T. Nagatsuma和D. M. Mittleman，《太赫兹集成电子系统与混合电子—光子系统》，《自然电子学》，第1卷，第12期，第622–635页，2018年12月。[140] H. A. Hafez、S. Kovalev、J.-C. Deinert、Z. Mics、B. Green、N. Awari、M. Chen、S. Germanskiy、U. Lehnert、J. Teichert等，《热狄拉克费米子在石墨烯中产生极高效率的太赫兹高次谐波》，《自然》，第561卷，第7724期，第507–511页，2018年9月。[141] A. Singh、M. Andrello、N. Thawdar和J. M. Jornet，《用于太赫兹频段通信的基于石墨烯的等离激元纳米天线阵列的设计与运行》，《IEEE精选通信领域期刊》，第38卷，第9期，第2104–2117页，2020年6月。[142] L. M. Zakrajsek、D. A. Pados和J. M. Jornet，《太赫兹频段超大规模多载波多输入多输出通信的设计与性能分析》，载于《图像传感技术：材料、器件、系统与应用IV》，第10209卷。SPIE，2017年4月，第26–36页。[143] I. Ahmed、H. Khammari、A. Shahid、A. Musa、K. S. Kim、E. De Poorter和I. Moerman，《5G中的混合波束成形技术综述：架构与系统模型视角》，《IEEE通信综述》，第20卷，第4期，第3060–3097页，2018年6月。[144] Y. Miao、E. Tanghe、J.-I. Takada、T. Pedersen、P. Laly、D. P. Gaillot、M. Li´enard、L. Martens和W. Joseph，《基于测量的使用多输入多输出无线信道特性检测与定位多个人体的可行性探索》，《IEEE Access》，第8卷，第3738–3750页，2019年12月。[145] W. Huang、S. Zhu、S. Wang、J. Xie和Y. Zhang，《利用商用现成射频识别进行无设备人体检测与定位的稀疏表示》，载于《国际并行处理算法与架构会议》。施普林格，2019年1月，第639–654页。

[146] S. Denis、R. Berkvens和M. Weyn，《基于射频的无设备定位中的检测、跟踪与识别综述》，《传感器》，第19卷，第23期，第5329页，2019年12月。[147] F. Hong、X. Wang、Y. Yang、Y. Zong、Y. Zhang和Z. Guo，《WFID：利用WiFi信号进行无源无设备人体识别》，载于《第13届移动与泛在系统国际会议：计算、网络与服务论文集》，2016年11月，第47–56页。[148] F. Wen、J. Kulmer、K. Witrisal和H. Wymeersch，《利用漫散射多径进行5G定位与映射》，《IEEE无线通信汇刊》，第20卷，第2期，第1164–1174页，2020年10月。[149] Y. Ge、F. Wen、H. Kim、M. Zhu、F. Jiang、S. Kim、L. Svensson和H. Wymeersch，《采用聚类与分配方法及漫散射多径的5G同步定位与建图》，《传感器》，第20卷，第16期，第4656页，2020年8月。[150] H. Wymeersch、J. He、B. Denis、A. Clemente和M. Juntti，《利用可重构智能表面进行无线电定位与映射：挑战、机遇与研究方向》，《IEEE车辆技术杂志》，第15卷，第4期，第52–61页，2020年10月。[151] E. C. Strinati、G. C. Alexandropoulos、H. Wymeersch、B. De- nis、V. Sciancalepore、R. D'Errico、A. Clemente、D.-T. Phan-Huy、E. De Carvalho和P. Popovski，《面向6G智能连接的可重构、智能和可持续无线环境》，《IEEE通信杂志》，第59卷，第10期，第99–105页，2021年10月。[152] A. Tishchenko、A. Ali、A. Araghi、P. Botham、B. Burton和M. Khalily，《基于高效太阳能电池的自主可重构智能表面》，载于《第17届欧洲天线与传播会议（EuCAP 2023）》，2023年3月。[153] N. Khalid和O. B. Akan，《5G无线网络中低太赫兹多输入多输出通信信道的实验吞吐量分析》，《IEEE无线通信快报》，第5卷，第6期，第616–619页，2016年9月。[154] C. Liaskos、S. Nie、A. Tsioliaridou、A. Pitsillides、S. Ioannidis和I. Akyildiz，《通过软件控制超表面实现的一种新型无线通信范式》，《IEEE通信杂志》，第56卷，第9期，第162–169页，2018年9月。[155] X. Fu、F. Yang、C. Liu、X. Wu和T. J. Cui，《太赫兹波束转向技术：从相控阵到现场可编程超表面》，《先进光学材料》，第8卷，第3期，第1900628页，2020年8月。[156] S. Venkatesh、X. Lu、H. Saeidi和K. Sengupta，《基于拼接式互补金属氧化物半导体芯片的高速、可编程且可扩展太赫兹全息超表面》，《自然电子学》，第3卷，第12期，第785–793页，2020年12月。[157] S. Nie、J. M. Jornet和I. F. Akyildiz，《基于超大规模MIMO平台的智能环境：面向毫米波与太赫兹频段的无线通信》，载于《ICASSP 2019—2019 IEEE国际声学、语音与信号处理会议（ICASSP）》。IEEE，2019年4月，第7849–7853页。[158] S. Ali、W. Saad、N. Rajatheva、K. Chang、D. Steinbach、B. Sliwa、C. Wietfeld、K. Mei、H. Shiri、H.-J. Zepernick等，《无线通信网络中机器学习的6G白皮书》，arXiv预印本 arXiv:2004.13875，2020年4月。[159] C.-H. Hsieh、J.-Y. Chen和B.-H. Nien，《利用接收信号强度和信道状态信息的基于深度学习的室内定位》，《IEEE Access》，第7卷，第33256–33267页，2019年3月。[160] B. S. Ciftler、A. Albaseer、N. Lasla和M. Abdallah，《基于RSS指纹的定位的联邦学习：一种隐私保护众包方法》，载于《2020年国际无线通信与移动计算会议（IWCMC）》。IEEE，2020年7月，第2112–2117页。[161] B. Peng、G. Seco-Granados、E. Steinmetz、M. Fr¨ohle和H. Wymeer- sch，《利用深度强化学习进行协作定位的分布式调度》，《IEEE车辆技术汇刊》，第68卷，第5期，第4295–4305页，2019年4月。[162] C. Studer、S. Medjkouh、E. Gonultas„、T. Goldstein和O. Tirkkonen，《信道制图：利用信道状态信息在无线电环境中定位用户》，《IEEE Access》，第6卷，第47682–47698页，2018年8月。[163] D. Kocur、M. Svecova和D. Novak，《基于超宽带雷达的运动状态发生变化的人体定位》，载于《2018年国际雷达会议（RADAR）》。IEEE，2018年8月。[164] J. Sachs，《超宽带短距离感知手册：理论、传感器与应用》。约翰·威立父子公司，2013年12月。[165] A. Alkhateeb、S. Alex、P. Varkey、Y. Li、Q. Qu和D. Tujkovic，《面向高速移动毫米波系统的深度学习协同波束成形》，《IEEE Access》，第6卷，第37328–37348页，2018年6月。

[166] B. P. Ginsburg, K. Subburaj, S. Samala, K. Ramasubramanian, J. Singh, S. Bhatara, S. Murali, D. Breen, M. Moallem, K. Dandu, S. Jalan, N. Nayak, R. Sachdev, I. Prathapan, K. Bhatia, T. Davis, E. Seok, H. Parthasarathy, R. Chatterjee, V. Srinivasan, V. Giannini, A. Kumar, R. Kulak, S. Ram, P. Gupta, Z. Parkar, S. Bhardwaj, Y. C. Rakesh, K. A. Rajagopal, A. Shrimali 和 V. Rentala，“一款具有自主监测功能的多模76至81GHz汽车雷达收发器”，载于2018年IEEE国际固态电路会议（ISSCC），2018年2月，第158–160页。[167] R. Aldera, D. De Martini, M. Gadd 和 P. Newman，“可能会出什么问题？复杂环境中的内省式雷达里程计”，载于2019年IEEE智能交通系统会议（ITSC）。IEEE，2019年11月，第2835–2842页。[168] Y. S. Park, Y.-S. Shin 和 A. Kim，“Pharao：基于相位相关的直接雷达里程计”，载于2020年IEEE国际机器人与自动化会议（ICRA）。IEEE，2020年9月，第2617–2623页。[169] A. N. Ramesh, C. M. Le´on, J. C. Zafra, S. Br¨uggenwirth 和 M. A. Gonz´alez-Huici，“面向自动驾驶的基于地标的雷达同步定位与建图”，载于2021年第21届国际雷达研讨会（IRS）。IEEE，2021年7月，第1–10页。[170] S. H. Cen 和 P. Newman，“多种复杂条件下基于毫米波雷达的精确自运动估计”，载于2018年IEEE国际机器人与自动化会议（ICRA）。IEEE，2018年11月，第6045–6052页。[171] ——，“通过图匹配在困难环境中进行纯雷达自运动估计”，载于2019年国际机器人与自动化会议（ICRA）。IEEE，2019年8月，第298–304页。[172] S„ S˘aftescu, M. Gadd, D. De Martini, D. Barnes 和 P. Newman，“绑架雷达：利用旋转不变度量学习进行拓扑雷达定位”，载于2020年IEEE国际机器人与自动化会议（ICRA）。IEEE，2020年9月，第4358–4364页。[173] T. Y. Tang, D. De Martini, D. Barnes 和 P. Newman，“Rsl-net：从地面雷达定位卫星图像中的位置”，《IEEE机器人与自动化快报》，第5卷，第2期，第1087–1094页，2020年1月。[174] A. Kanev, A. Nasteka, C. Bessonova, D. Nevmerzhitsky, A. Silaev, A. Efremov 和 K. Nikiforova，“‘智能家居’系统无线传感器网络中的异常检测”，载于2017年第20届开放创新协会会议（FRUCT），2017年10月，第118–124页。[175] M. Liu, K. Yang, N. Zhao, Y. Chen, H. Song 和 F. Gong，“基于工业物联网的工业分布式无线传感器网络智能信号分类”，《IEEE工业信息汇刊》，第17卷，第7期，第4946–4956页，2021年8月。[176] P. Sommer, J. Liu, K. Zhao, B. Kusy, R. Jurdak, A. McKeown 和 D. Westcott，“让能耗投入物有所值：迈向能耗与移动性感知跟踪”，载于EWSN，2016年2月，第193–204页。[177] L. T˜onisson, J. Voigtl¨ander, M. Weger, D. Assmann, R. K¨athner, B. Heinold 和 A. Macke，“公民科学中的知识迁移：Luft-Leipzig案例研究”，《可持续性》，第13卷，第14期，2021年7月。[178] S. Tomic, M. Beko 和 R. Dinis，“使用接收信号强度和到达角测量值进行无线传感器网络中的三维目标定位”，《IEEE车辆技术汇刊》，第66卷，第4期，第3197–3210页，2017年7月。[179] X. Xing, G. Wang 和 J. Li，“无线传感器网络中的协同目标跟踪”。《Adhoc & Sensor Wireless Networks》，第23卷，2014年8月。[180] Y. Xiao, S. Zhang, J. Wang 和 C. Zhu，“一种用于无线网络高效移动性管理的新型室内定位算法”，《无线通信与移动计算》，第2018卷，2018年6月。[181] Z. Liao, J. Wang, S. Zhang, J. Cao 和 G. Min，“减少移动传感器网络中目标覆盖和网络连通性的移动量”，《IEEE并行与分布式系统汇刊》，第26卷，第7期，第1971–1983页，2015年6月。[182] A. Gunathillake, A. V. Savkin 和 A. P. Jayasumana，“基于最大似然估计的二维和三维无线传感器网络拓扑映射算法”，《计算机网络》，第130卷，第1–15页，2018年11月。[183]F. Ebner, T. Fetzer, F. Deinzer 和 M. Grzegorzek，“关于多传感器室内定位中的先验导航知识”，载于2016年第19届国际信息融合会议（FUSION），2016年8月，第557–564页。[184] ——，“关于基于智能手机的室内定位的Wi-Fi模型优化”，《ISPRS国际地理信息期刊》，第6卷，第8期，第233页，2017年8月。[185] A.-C. Anastou, K. K. Delibasis, A.-A. A. Boulogeorgos, H. G. San- dalidis, A. Vavoulas 和 S. K. Tasoulis，“一种低复杂度室内可见光定位方法”，IEEE Access，第9卷，第57 658–76 673页

，2021年4月。

[186] J. Luo、L. Fan 和 H. Li，“基于可见光通信的室内定位系统：最新技术”，《IEEE通信综述》，第19卷，第4期，第2871–2893页，2017年8月。[187] P. Chen、M. Pang、D. Che、Y. Yin、D. Hu 和 S. Gao，“从软件算法到硬件的可见光定位综述”，《无线通信与移动计算》，第2021卷，2021年2月。[188] A. M. Abdelhady、A. K. S. Salem、O. Amin、B. Shihada 和 M.- S. Alouini，“通过智能反射面实现可见光通信：超表面与镜面阵列”，IEEE开放获取通信学会期刊，第2卷，第1–20页，2020年12月。[189] Y. Zhuang、L. Hua、L. Qi、J. Yang、P. Cao、Y. Cao、Y. Wu、J. Thompson 和 H. Haas，“使用可见光LED灯的定位系统综述”，《IEEE通信综述》，第20卷，第3期，第1963–1988页，2018年2月。[190] M. Maheepala、A. Z. Kouzani 和 M. A. Joordens，“基于光的室内定位系统：综述”，《IEEE传感器期刊》，第20卷，第8期，第3971–3995页，2020年1月。[191] A. Costanzo 和 V. Loscr`ı，“基于软件定义可见光通信的室内定位系统中的误差补偿”，《物理通信》，第34卷，第235–245页，2019年4月。[192] K. Sengupta，“通用太赫兹集成系统：弥合未来十年‘太赫兹’与‘应用’之间的鸿沟”，载于2019 IEEE MTT-S国际微波与射频会议（IMARC）。IEEE，2019年12月，第1–3页。[193] K. Kenneth、W. Choi、Q. Zhong、N. Sharma、Y. Zhang、R. Han、Z. Ahmad、D.-Y. Kim、S. Kshattry、I. R. Medvedev 等，“开启太赫兹的日常应用”，IEEE通信杂志，第57卷，第8期，第70–76页，2019年8月。[194] R. W. Heath、N. Gonzalez-Prelcic、S. Rangan、W. Roh 和 A. M. Sayeed，“毫米波MIMO系统信号处理技术概述”，IEEE信号处理专题期刊，第10卷，第3期，第436–453页，2016年2月。[195] A. Shahmansoori、G. E. Garcia、G. Destino、G. Seco-Granados 和 H. Wymeersch，“第五代移动通信系统中的毫米波MIMO位置与姿态估计”，《IEEE无线通信汇刊》，第17卷，第3期，第1822–1835页，2017年12月。[196] J. Ma、R. Shrestha、W. Zhang、L. Moeller 和 D. M. Mittleman，“利用粗糙表面的漫散射实现太赫兹无线链路”，IEEE太赫兹科学与技术汇刊，第9卷，第5期，第463–470页，2019年8月。[197] A. Fascista、A. Coluccia、H. Wymeersch 和 G. Seco-Granados，“采用单天线接收机的毫米波下行链路定位”，《IEEE无线通信汇刊》，第18卷，第9期，第4479–4490页，2019年7月。[198] W. Tang、M. Z. Chen、X. Chen、J. Y. Dai、Y. Han、M. Di Renzo、Y. Zeng、S. Jin、Q. Cheng 和 T. J. Cui，“可重构智能表面无线通信：路径损耗建模与实验测量”，《IEEE无线通信汇刊》，第20卷，第1期，第421–439页，2020年9月。[199] J. M. Kahn 和 J. R. Barry，“无线红外通信”，IEEE学报，第85卷，第2期，第265–298页，1997年2月。[200] L. Qian、X. Chi、L. Zhao 和 A. Chaaban，“通过智能反射面实现安全可见光通信”，载于ICC 2021-IEEE国际通信会议。IEEE，2021年8月，第1–6页。[201] T. Tang、T. Shang 和 Q. Li，“多个阴影对可见光通信信道的影响”，IEEE通信快报，第25卷，第2期，第513–517页，2020年10月。[202] W. Zhang、M. S. Chowdhury 和 M. Kavehrad，“基于可见光通信的异步室内定位系统”，《光学工程》，第53卷，第4期，045105，2014年4月。[203] S.-Y. Jung、S. Hann 和 C.-S. Park，“使用LED吸顶灯的基于TDOA的光无线室内定位”，IEEE消费电子汇刊，第57卷，第4期，第1592–1597页，2011年11月。[204] I. Guvenc 和 C.-C. Chong，“基于TOA的无线定位与非视距缓解技术综述”，《IEEE通信综述》，第11卷，第3期，第107–124页，2009年8月。[205] R. Ramanathan、A. Samanta 和 T. L. Porta，“Symptotics：分析现实世界无线网络可扩展性的框架”，载于第9届ACM无线自组织、传感器与泛在网络性能评估研讨会论文集，2012年10月，第31–38页。[206] B. Hanssens、D. Plets、E. Tanghe、C. Oestges、D. P. Gaillot、M. Li´enard、L. Martens 和 W. Joseph，“基于超宽带AoD/AoA/ToA估计的室内定位技术”，载于2016 IEEE天线与传播国际研讨会（APSURSI），2016年10月，第1445–1446页。

[207] G. Ottoy 和 L. De Strycker，“用于线性阵列的改进二维三角测量算法”，《IEEE传感器期刊》，第16卷，第23期，第8238–8243页，2016年6月。[208] P. Kristalina、A. Pratiarso、T. Badriyah 和 E. D. Putro，“在城市搜救应用中使用几何三角测量方案进行无线传感器网络定位以实现目标跟踪”，载于2016年第2届信息技术科学国际会议（ICSITech），2016年2月，第254–259页。[209] A. Landstr¨om 和 J. van de Beek，“通过随机广义三角测量实现5G毫米波无线电环境地图中的发射机定位”，载于2016年第23届国际电信会议（ICT），2016年6月，第1–5页。[210] Prateek 和 R. Arya，“T-LOC：基于RSSI、无需测距且由三角测量辅助的定位方法，用于在不确定性偏斜约束下、节点范围受限时进行凸松弛”，《环境智能与人性化计算期刊》，2021年10月。[211] R. Tazawa、N. Honma、M. Atsusi 和 M. Hiroto，“使用三元阵列提高基于RSSI的室内定位精度”，载于2016年国际天线与传播研讨会（ISAP），2016年10月，第336–337页。[212] H. Steendam，“采用基于孔径的接收机的基于AOA的可见光定位三维定位算法”，《IEEE精选通信领域期刊》，第36卷，第1期，第23–33页，2018年11月。[213] T.-H. Lee、S. Weng 和 J. Sanford，“仅使用RSSI数据的室内无线电三角测量”，载于2020年IEEE天线与传播国际研讨会及北美无线电科学会议，2020年2月，第1097–1098页。[214] Q. Yan、J. Chen、G. Ottoy、B. Cox 和 L. De Strycker，“基于不可靠传感器检测的精确AOA定位方法”，载于2018年IEEE传感器应用研讨会（SAS），2018年3月，第1–6页。[215] E. Soltanaghaei、A. Kalyanaraman 和 K. Whitehouse，“多径三角测量：使用单个无辅助接收机实现分米级WiFi定位与方向确定”，载于第16届年度移动系统、应用与服务国际会议论文集。德国慕尼黑：ACM，2018年6月，第376–388页。[216] V. R. Adama 和 G. M. Asutkar，“无线传感器网络中结合RSSI和DTN算法的改进定位”，《国际信息技术期刊》，第13卷，第2期，第603–607页，2021年1月。[217] J. Werner、M. Costa、A. Hakkarainen、K. Leppanen 和 M. Valkama，“第五代移动通信超密集网络中的用户节点定位与时钟偏移估计”，载于2015年IEEE全球通信大会（GLOBECOM），2015年12月，第1–7页。[218] S. Yousefi、X.-W. Chang 和 B. Champagne，“使用约束平方根无迹卡尔曼滤波器进行非视距移动定位”，《IEEE车辆技术汇刊》，第64卷，第5期，第2071–2083页，2015年5月。[219] E. Rastorgueva–Foi、M. Koivisto、M. Valkama、M. Costa 和 K. Lepp¨anen，“使用基于波束的离开方向测量进行毫米波无线电网络中的定位与跟踪”，载于2018年第八届定位与GNSS国际会议（ICL-GNSS），2018年6月，第1–6页。[220] O. Kanhere 和 T. S. Rappaport，“利用142 GHz现场测量进行室外亚太赫兹位置确定与跟踪”，载于ICC 2021——IEEE国际通信会议，2021年8月，第1–6页。[221] M. Ammous 和 S. Valaee，“利用可重构智能表面和扩展卡尔曼滤波器进行定位与跟踪”，载于2022年IEEE第95届车辆技术会议：（VTC2022-Spring），2022年8月，第1–6页。[222] M. Koivisto、M. Costa、A. Hakkarainen、K. Leppanen 和 M. Valkama，“使用无迹卡尔曼滤波器和扩展卡尔曼滤波器在第五代移动通信超密集网络中进行联合三维定位与网络同步”，载于2016年IEEE全球通信大会研讨会（GC Wkshps），2016年2月，第1–7页。[223] M. Koivisto、M. Costa、J. Werner、K. Heiska、J. Talvitie、K. Lepp¨anen、V. Koivunen 和 M. Valkama，“第五代移动通信超密集网络中的联合设备定位与时钟同步”，《IEEE无线通信汇刊》，第16卷，第5期，第2866–2881页，2017年3月。[224] X. Bai、Z. Zhang、L. Liu、X. Zhai、J. Panneerselvam 和 L. Ge，“分布式传感器环境中移动机器人的定位增强：面向可靠邻近服务应用”，《IEEE Access》，第7卷，第28 826–28 834页，2019年2月。[225] H. Cao、Y. T. Chan 和 H. C. So，“无需重构、基于压缩感知样本的最大似然TDOA估计”，《IEEE信号处理快报》，第24卷，第5期，第564–568页，2017年3月。

[226] A. Abdelreheem、E. M. Mohamed 和 H. Esmaiel，“使用压缩感知的基于位置的毫米波多级波束成形”，《IEEE通信快报》，第22卷，第1期，第185–188页，2018年10月。 [227] S. Salari、F. Chan、Y.-T. Chan 和 W. Read，“基于压缩感知测量和Hadamard矩阵的TDOA估计”，《IEEE航空航天与电子系统汇刊》，第54卷，第6期，第3137–3142页，2018年4月。[228] A. Harlakin、J. Mietzner、P. A. Hoeher 和 A. Meusling，“利用优化天线阵列实现空中场景中多功能紧凑型传感器的压缩感知辅助MIMO雷达”，《IEEE Access》，第9卷，第41 417–41 429页，2021年3月。 [229] X. Jiang、N. Li、Y. Guo、D. Yu 和 S. Yang，“利用有限数量的无人机和机载RSS传感器，基于贝叶斯压缩感知实现多个随机森林源定位”，《IEEE传感器期刊》，第21卷，第5期，第7067–7079页，2021年11月。 [230] X. Jiang、N. Li、Y. Guo、W. Xie、K. Xu 和 M. Guo，“基于先验知识辅助贝叶斯压缩感知的无人机无线传感器网络中多个随机森林源定位”，《IEEE通信快报》，第25卷，第12期，第3848–3852页，2021年10月。 [231] R. Ramadan、A. Jwaifel、H. Al-Tous 和 I. Barhumi，“采用加权系数方法的室内信源压缩感知定位”，载于2017年第40届国际电信与信号处理会议（TSP），2017年10月，第243–246页。 [232] K. Gligoric、M. Ajmani、D. Vukobratovi´c 和 S. Sinanovi´c，“基于可见光通信和压缩感知的室内定位”，《IEEE通信快报》，第22卷，第7期，第1410–1413页，2018年5月。[233] L. Oliveira、H. Li、L. Almeida 和 T. E. Abrudan，“面向移动机器人的基于RSSI的相对定位”，《自组织网络》，第13卷，第321–335页，2014年2月。 [234] C. Di Franco、A. Melani 和 M. Marinoni，“解决MDS相对定位中的歧义问题”，载于2015年国际先进机器人会议（ICAR），2015年9月，第230–236页。 [235] N. Saeed 和 H. Nam，“用于认知无线电网络定位的鲁棒多维尺度分析”，《IEEE车辆技术汇刊》，第64卷，第9期，第4056–4062页，2015年10月。 [236] V. K. Chaurasiya、N. Jain 和 G. Nandi，“使用多维尺度分析的无线传感器网络三维定位新型距离估计方法”，《信息融合》，第15卷，第5–18页，2014年1月。 [237] W. Jiang、C. Xu、L. Pei 和 W. Yu，“使用辅助线的基于多维尺度分析的TDOA定位方案”，《IEEE信号处理快报》，第23卷，第4期，第546–550页，2016年3月。 [238] S. Kumar、R. Kumar 和 K. Rajawat，“通过速度辅助多维尺度分析实现移动网络协作定位”，《IEEE信号处理汇刊》，第64卷，第7期，第1744–1758页，2016年12月。 [239] G. Morral 和 P. Bianchi，“无线传感器网络中用于自定位的分布式在线多维尺度分析”，《信号处理》，第120卷，第88–98页，2016年3月。 [240] B. R. Stojkoska、J. Palikrushev、K. Trivodaliev 和 S. Kalajdziski，“基于RSSI的无人驾驶飞行器室内定位”，载于IEEE EUROCON 2017——第17届智能技术国际会议，2017年8月，第120–125页。 [241] Y. Fan、X. Qi、B. Li 和 L. Liu，“用于移动网络定位的快速聚类多维尺度分析”，《IET通信》，第14卷，第1期，第135–143页，2020年1月。 [242] Y. Fan、X. Qi 和 L. Liu，“通过双层滤波多维尺度分析实现三维移动网络的容错协同定位”，《IEEE传感器期刊》，第21卷，第6期，第8354–8366页，2021年12月。 [243] W. Cui、C. Wu、W. Meng、B. Li、Y. Z hang 和 L. Xie，“三维移动定位的动态多维尺度分析算法”，《IEEE仪器与测量汇刊》，第65卷，第12期，第2853–2865页，2016年10月。 [244] A. Weiss，“窄带无线电频率发射机的直接位置确定”，《IEEE信号处理快报》，第11卷，第5期，第513–516页，2004年4月。 [245] N. Garcia、H. Wymeersch、E. G. Larsson、A. M. Haimovich 和 M. Coulon，“大规模MIMO的直接定位”，《IEEE信号处理汇刊》，第65卷，第10期，第2475–2487页，2017年2月。 [246] J. Yin、D. Wang、Y. Wu 和 R. Liu，“基于角度与多普勒的多个静止窄带信号源直接定位”，《IEEE通信快报》，第21卷，第12期，第2630–2633页，2017年9月。 [247] M. Chen、X. Mao、X. Long 和 L. Xin，“基于时空处理的发射源欠定直接定位”，《IEEE信号处理快报》，第25卷，第3期，第452–456页，2018年1月。 [248] K. Han、Y. Liu、Z. Deng、L. Yin 和 L. Shi，“基于第五代移动通信大规模MIMO系统的混合远场与近场直接定位方法”，《IEEE Access》，第7卷，第72 170–72 181页，2019年3月。 [249] F. Ma、Z.-M. Liu 和 F. Guo，《异步传感器网络中的直接位置确定》，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第68卷，第9期，第8790–8803页，2019年7月。 [250] H. Zhao、N. Zhang 和 Y. Shen，《面向大规模天线阵列系统的波束空间直接定位》，*IEEE Trans. Signal Process.*，第68卷，第3529–3544页，2020年5月。[251] N. Xia、B. Li 和 J. Wang，《存在同信道干扰和多径衰落时的一种直接定位方法》，*IEEE Syst. J.*，第15卷，第2期，第2855–2858页，2021年7月。[252] Z. Yu、J. Li、Q. Guo 和 J. Ding，《结合期望传播与信念传播的分布式MIMO雷达高效目标直接定位》，*IEEE Trans. Signal Process.*，第69卷，第4055–4068页，2021年6月。 [253] M. F. Hossain、A. U. Mahin、T. Debnath、F. B. Mosharrof 和 K. Z. Islam，《面向第五代移动通信蜂窝系统的云无线接入网（C-RAN）最新研究综述》，*J Netw Comput Appl*，第139卷，第31–48页，2019年5月。[254] J. Bai、G. Wei、S. Wang、X. Wang 和 Z. Fei，《多径环境下采用移动接收器的OFDM发射源高效直接定位》，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第71卷，第1期，第545–556页，2022年11月。[255] N. Nedjah、L. Macedo Mourelle 和 P. J. Albuquerque de Oliveira，《基于群体智能方法的同步定位与建图》，*Expert Syst. Appl.*，第159卷，文章编号113547，2020年11月。[256] P. T. Daely 和 S. Y. Shin，《使用蜻蜓算法的基于测距的无线节点定位》，载于*2016*年普适与未来网络第八届国际会议（*ICUFN*），2016年8月，第1012–1015页。[257] A. Arsic、M. Tuba 和 M. Jordanski，《烟花算法在无线传感器网络定位问题中的应用》，载于*2016*年*IEEE*进化计算大会（*CEC*），2016年11月，第4038–4044页。[258] V. R. Kulkarni、V. Desai 和 R. V. Kulkarni，《使用人工蜂群算法进行无线传感器网络多阶段定位》，载于*2016*年*IEEE*计算智能研讨会系列（*SSCI*），2016年2月，第1–8页。[259] S. Monica 和 G. Ferrari，《实时三维室内定位的群体方法：实验性能分析》，*Appl. SoftComput.*，第43卷，第489–497页，2016年6月。[260] E. Tuba、M. Tuba 和 M. Beko，《使用萤火虫算法进行两阶段无线传感器节点定位》，载于系统、安全与可持续性智能趋势，X.-S. Yang、A. K. Nagar 和 A. Joshi 编。新加坡：Springer Singapore，2018年12月，第18卷，第113–120页。[261] I. Strumberger、E. Tuba、N. Bacanin、M. Beko 和 M. Tuba，《用于无线传感器网络定位的帝王蝶优化算法》，载于*2018*年第*28*届国际*RADIOELEKTRONIKA*会议，2018年6月，第1–6页。[262] ——，《采用混合蛾群搜索算法的无线传感器网络定位问题》，载于*2018*年第*14*届国际无线通信与移动计算会议（*IWCMC*），2018年8月，第316–321页。[263] S. Phoemphon、C. So-In 和 D. T. Niyato，《结合模糊逻辑、极限学习机和向量粒子群优化的无线传感器网络定位混合模型》，*Appl. Soft Comput.*，第65卷，第101–120页，2018年4月。[264] V. R. Kulkarni 和 V. Desai，《移动无线传感器网络定位的计算智能》，载于计算智能：理论、应用与未来方向——第二卷，N. K. Verma 和 A. K. Ghosh 编。新加坡：Springer Singapore，2019年9月，第799卷，第449–463页。[265] I. Strumberger、M. Minovic、M. Tuba 和 N. Bacanin，《适用于无线传感器网络节点定位的大象放牧优化与树木生长算法的性能》，传感器，第19卷，第11期，文章编号2515，2019年6月。[266] M. Y. Arafat 和 S. Moh，《面向紧急通信的无人机网络中基于群体智能的定位与聚类》，《*IEEE*物联网期刊》，第6卷，第5期，第8958–8976页，2019年6月。[267] J. Akram、A. Javed、S. Khan、A. Akram、H. S. Munawar 和 W. Ahmad，《无线传感器网络中基于群体智能的定位》，载于第*36*届*ACM*应用计算年度研讨会论文集。线上会议，大韩民国：ACM，2021年3月，第1906–1914页。[268] P. Singh、A. Khosla、A. Kumar 和 M. Khosla，《无线传感器网络中使用单锚节点的移动目标节点计算智能定位》，*Telecommun Syst*，第69卷，第3期，第397–411页，2018年11月。

[269] M. Zhou、F. Qiu、Z. Tian、K. Xu 和 Q. Jiang，“定位误差与信号分布：面向降低基于WLAN指纹的室内定位误差下界的分析”，载于2015年IEEE全球通信大会（GLOBECOM），2015年12月，第1–6页。[270] M. Zhou、F. Qiu、Z. Tian、H. Wu、Q. Zhang 和 W. He，“使用位置指纹的室内WLAN定位精度分析的信息论方法”，《熵》，第17卷，第12期，第8031–8055页，2015年12月。[271] S. He、B. Ji 和 S.-H. G. Chan，“Chameleon：无需现场测量的室内定位指纹数据库更新”，IEEE《普适计算》，第15卷，第4期，第66–75页，2016年10月。[272] M. D’Souza、B. Schoots 和 M. Ros，“使用基于接收信号强度的指纹上下文感知划分进行室内位置跟踪”，IET雷达、声呐与导航，第10卷，第8期，第1347–1355页，2016年10月。[273] Q. Li、W. Li、W. Sun、J. Li 和 Z. Liu，“复杂室内环境中基于指纹和辅助节点的Wi-Fi定位”，IEEE Access，第4卷，第2993–3004页，2016年6月。[274] L. Chen、K. Yang 和 X. Wang，“鲁棒的协作式基于Wi-Fi指纹的室内定位”，《IEEE物联网期刊》，第3卷，第6期，第1406–1417页，2016年9月。[275] J. Zhang、G. Han、N. Sun 和 L. Shu，“面向室内环境中基于位置的服务的基于路径损耗指纹的定位方法”，IEEE Access，第5卷，第13756–13769页，2017年7月。[276] B. Zhou、Q. Li、Q. Mao 和 W. Tu，“一种鲁棒的基于众包的室内定位系统”，《传感器》，第17卷，第4期，2017年4月。[277] G. Pecoraro、S. D. Domenico、E. Cianca 和 M. D. Sanctis，“使用LTE信号进行基于CSI的指纹定位”，EURASIP信号处理进展期刊，第2018卷，第1期，2018年7月。[278] Y. Duan、K.-Y. Lam、V. C. S. Lee、W. Nie、K. Liu、H. Li 和 C. J. Xue，“数据速率指纹：一种用于被动定位的基于WLAN的室内定位技术”，《IEEE传感器期刊》，第19卷，第15期，第6517–6529页，2019年4月。[279] V. Moghtadaiee、S. A. Ghorashi 和 M. Ghavami，“用于降低室内指纹定位成本的新型重构数据库”，IEEE Access，第7卷，第104462–104477页，2019年7月。[280] L. Zhang、E. Ding、Y. Hu 和 Y. Liu，“使用单个接入点进行定位的新型基于CSI的指纹定位”，EURASIP《无线通信与网络期刊》，第2019卷，第1期，2019年2月。[281] Z. Gao、Y. Gao、S. Wang、D. Li 和 Y. Xu，“CRISLoc：用于室内智能手机定位的可重构CSI指纹”，《IEEE物联网期刊》，第8卷，第5期，第3422–3437页，2021年9月。[282] Y. Li、Z. He、Z. Gao、Y. Zhuang、C. Shi 和 N. El-Sheimy，“迈向鲁棒的基于众包的定位：一种增强指纹精度指标的无线/磁/惯性集成方法”，《IEEE物联网期刊》，第6卷，第2期，第3585–3600页，2019年12月。[283] Z. Shen、K. Xu 和 X. Xia，“用于毫米波无蜂窝大规模MIMO系统的基于二维指纹的定位”，IEEE《通信快报》，第25卷，第11期，第3556–3560页，2021年9月。[284] D. Schlegel、M. Colosi 和 G. Grisetti，“ProSLAM：从程序员视角出发的图SLAM”，载于2018年IEEE国际机器人与自动化大会（ICRA），2018年9月，第3833–3840页。[285] M. Holder、S. Hellwig 和 H. Winner，“基于雷达的实时位姿图SLAM”，载于2019年IEEE智能车辆研讨会（IV），2019年8月，第1145–1151页。[286] J. Cui、D. Feng、Y. Li 和 Q. Tian，“改进方法下自主水下航行器同步定位与建图的研究：采用模拟退火的方差缩减FastSLAM”，《国防技术》，第16卷，第3期，第651–661页，2020年6月。[287] M. L. Rodr´ıguez-Ar´evalo、J. Neira 和 J. A. Castellanos，“不确定性表示在主动SLAM中的重要性”，IEEE《机器人学汇刊》，第34卷，第3期，第829–834页，2018年4月。[288] M. Lin、C. Yang、D. Li 和 G. Zhou，“具有改进定位性能的基于智能滤波器的SLAM，面向移动机器人”，IEEE Access，第7卷，第113284–113297页，2019年8月。[289] Y. Chen、S. Huang 和 R. Fitch，“具有区域覆盖和避障功能的移动机器人主动SLAM”，IEEE/ASME《机电一体化汇刊》，第25卷，第3期，第1182–1192页，2020年1月。[290] H. Wang、C. Wang 和 L. Xie，“Intensity-SLAM：面向大规模环境的强度辅助定位与建图”，IEEE《机器人与自动化快报》，第6卷，第2期，第1715–1721页，2021年2月。[291] Y. Chen、S. Huang、L. Zhao 和 G. Dissanayake，“位姿图SLAM的Cram´er–Rao界与最优设计指标”，IEEE《机器人学汇刊》，第37卷，第2期，第627–641页，2021年1月。[292] M. I. AlHajri、N. T. Ali 和 R. M. Shubair，“使用自适应特征选择进行物联网室内定位：级联机器学习方法，”《*IEEE*天线与无线传播快报》，第18卷，第11期，第2306–2310页，2019年5月。[293] Y. Peng、W. Fan、X. Dong和X. Zhang，“基于迭代加权K近邻（IW-KNN）的蓝牙低功耗（BLE）环境室内定位方法”，载于*2016*年*IEEE*普适智能与计算、高级与可信计算、可扩展计算与通信、云与大数据计算、人类互联网及智慧世界大会（*UIC/ATC/ScalCom/CBDCom/IoP/SmartWorld*）。IEEE，2016年7月，第794–800页。[294] B. Wang、X. Liu、B. Yu、R. Jia和X. Gan，“基于指纹聚类和信号加权欧氏距离的改进WiFi定位方法”，传感器，第19卷，第10期，第2300页，2019年5月。[295] X. Guo、S. Zhu、L. Li、F. Hu和N. Ansari，“通过扩展候选位置集的无监督融合实现精确WiFi定位”，《*IEEE*物联网期刊》，第6卷，第2期，第2476–2485页，2018年9月。[296] X. Sun、X. Gao、G. Y. Li和W. Han，“基于新型指纹的大规模MIMO-OFDM系统单站定位”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第67卷，第7期，第6134–6145页，2018年3月。[297] X. Wang、L. Liu、Y. Lin和X. Chen，“大规模MIMO系统中的快速单站指纹定位方法”，载于*2019*年第*11*届国际无线通信与信号处理会议（*WCSP*）。IEEE，2019年12月，第1–6页。[298] B. El Boudani、L. Kanaris、A. Kokkinis、M. Kyriacou、C. Chrysoulas、S. Stavrou和T. Dagiuklas，“在5G物联网网络中实施深度学习技术以实现三维室内定位：DELTA（基于深度学习的协作式架构）”，传感器，第20卷，第19期，2020年9月。[299] W. Chen、W. Wang、Q. Li、Q. Chang和H. Hou，“由Wi-Fi指纹RSSI辅助的智能手机光学相机众包室内定位算法”，传感器，第16卷，第3期，第410页，2016年3月。[300] L. Zhang、N. Xiao、J. Li和W. Yang，“用于提升室内定位性能的异构特征机器学习”，载于*2018*年*IEEE*第*87*届车辆技术会议（*VTC*春季会议）。IEEE，2018年6月，第1–5页。[301] A. Ray、S. Deb和P. Monogioudis，“对缺失信息的LTE测量记录进行定位”，载于*IEEE INFOCOM 2016*——第*35*届*IEEE*国际计算机通信年度会议。IEEE，2016年7月，第1–9页。[302] Y.-K. Cheng、H.-J. Chou和R. Y. Chang，“通过接入点选择和信号强度重构实现机器学习室内定位”，载于*2016*年*IEEE*第*83*届车辆技术会议（*VTC*春季会议）。IEEE，2016年7月，第1–5页。[303] J. Li、I.-T. Lu、J. S. Lu和L. Zhang，“利用非视距到达时间或到达时间差进行稳健的基于核的机器学习定位”，载于*2017*年*IEEE*长岛系统、应用与技术会议（*LISAT*）。IEEE，2017年5月，第1–6页。[304] S. Kram、M. Stahlke、T. Feigl、J. Seitz和J. Thielecke，“复杂环境中用于定位的超宽带信道脉冲响应：详细特征分析”，传感器，第19卷，第24期，第5547页，2019年12月。[305] X. Yang、F. Zhao和T. Chen，“基于导入向量机的UWB定位非视距识别”，*AEU*《国际电子与通信期刊》，第87卷，第128–133页，2018年4月。[306] S. Zhang、J. Guo、N. Luo、L. Wang、W. Wang和K. Wen，“利用姿态识别辅助的支持向量机算法改进Wi-Fi指纹定位”，《遥感》，第11卷，第6期，第652页，2019年3月。[307] Z. Wu、L. Jiang、Z. Jiang、B. Chen、K. Liu、Q. Xuan和Y. Xiang，“基于CSI和可见性图的精确室内定位”，传感器，第18卷，第8期，第2549页，2018年8月。[308] K. Wu、M. Yang、C. Ma和J. Yan，“基于CSI的无线定位与活动识别：支持向量机方法”，载于*2019*年*IEEE*国际信号处理、通信与计算会议（*ICSPCC*）。IEEE，2019年9月，第1–5页。[309] T. F. Sanam和H. Godrich，“一种基于机器学习分类方法的改进型CSI设备无关室内定位”，载于*2018*年第*26*届欧洲信号处理会议（*EU-SIPCO*）。IEEE，2018年12月，第2390–2394页。[310] S. Mahfouz、F. Mourad-Chehade、P. Honeine、J. Farah和H. S noussi，“无线传感器网络中用于目标跟踪的非参数与半参数RSSI/距离建模”，《*IEEE*传感器期刊》，第16卷，第7期，第2115–2126页，2015年12月。[311] M. Petric、A. Neskovic、N. Neskovic和M. Borenovic，“利用多运营商公用陆地移动网络和支持向量机学习算法进行室内定位”，《无线个人通信》，第104卷，第4期，第1573–1597页，2019年2月。

[312] L. Zhang、Y. Li、Y. Gu和W. Yang，“一种高效的室内定位机器学习方法”，《中国通信》，第14卷，第11期，第141–150页，2017年11月。[313] Y. Rezgui、L. Pei、X. Chen、F. Wen和C. Han，“一种用于多设备房间级室内WiFi定位的高效归一化秩支持向量机”，《移动信息系统》，第2017卷，2017年7月。[314] A. Khalajmehrabadi、N. Gatsis和D. Akopian，“现代WLAN指纹室内定位方法及其部署挑战”，《IEEE通信综述》，第19卷，第3期，第1974–2002页，2017年3月。[315] H. Wang、Z. Zhao、J. Hu、Z. Qu和H. Feng，“无线局域网室内定位系统中指纹匹配算法改进研究”，载于2016年第17届IEEE/ACIS软件工程、人工智能、网络与并行/分布式计算国际会议（SNPD）。IEEE，2016年7月，第275–280页。[316] X. Guo、N. Ansari、F. Hu、Y. Shao、N. R. Elikplim和L. Li，“基于融合的室内定位综述”，《IEEE通信综述》，第22卷，第1期，第566–594页，2019年11月。[317] J. Yan、L. Zhao、J. Tang、Y. Chen、R. Chen和L. Chen，“利用接收信号强度测量值进行室内定位的混合核机器学习方法”，《IEEE车辆技术汇刊》，第67卷，第3期，第2824–2829页，2017年11月。[318] H. Ahmadi和R. Bouallegue，“利用回归树在无线传感器网络中实现基于RSSI的定位”，载于2015年国际无线通信与移动计算大会（IWCMC）。IEEE，2015年10月，第1548–1553页。[319] B. A. Akram、A. H. Akbar和O. Shafiq，“HybLoc：基于软聚类随机决策森林集成的混合室内Wi-Fi定位”，IEEE Access，第6卷，第38 251–38 272页，2018年7月。[320] X. Guo、N. Ansari、L. Li和H. Li，“通过融合一组基于随机森林的指纹实现室内定位”，《IEEE物联网期刊》，第5卷，第6期，第4686–4698页，2018年2月。[321] M. Malmstr´om、I. Skog、S. M. Razavi、Y. Zhao和F. Gunnarsson，“5G定位——一种机器学习方法”，载于2019年第16届定位、导航与通信研讨会（WPNC），2019年3月，第1–6页。[322] W. Y. Al-Rashdan和A. Tahat，“依托大数据技术的DM-MIMO无线系统中基于指纹的定位机器学习算法性能比较评估”，IEEE Access，第8卷，第109 522–109 534页，2020年6月。[323] A. Musa、G. D. Nugraha、H. Han、D. Choi、S. Seo和J. Kim，“一种提高UWB室内定位跟踪精度的基于决策树的非视距检测方法”，《国际通信系统期刊》，第32卷，第13期，第e3997页，2019年6月。[324] M. N. de Sousa，“结合多径指纹和机器学习的增强型定位系统”，载于2019年IEEE第30届个人、室内与移动无线电通信国际年会研讨会（PIMRC）。IEEE，2019年11月，第1–6页。[325] Y. Zhang、D. Li和Y. Wang，“一种基于AdaBoost的CSI指纹室内被动定位方法”，《IEEE传感器期刊》，第19卷，第14期，第5792–5800页，2019年3月。[326] P. Chen、J. Shang和F. Gu，“通过排序模型学习RSSI特征以实现Wi-Fi指纹定位”，《IEEE车辆技术汇刊》，第69卷，第2期，第1695–1705页，2019年12月。[327] G. H. Apostolo、I. G. B. Sampaio和J. Viterbo，“面向Wi-Fi指纹室内定位的数据库优化特征选择”，《计算机科学程序汇刊》，第159卷，第251–260页，2019年10月。[328] V. Savic、E. G. Larsson、J. Ferrer-Coll和P. Stenumgaard，“用于低复杂度精确UWB测距的核方法”，《IEEE无线通信汇刊》，第15卷，第3期，第1783–1793页，2015年10月。[329] K. S. V. Prasad、E. Hossain和V. K. Bhargava，“分布式大规模MIMO中基于RSS的用户定位数值近似方法”，载于2017年IEEE先进网络与电信系统国际会议（ANTS）。IEEE，2017年6月，第1–6页。[330] K. N. R. S. V. Prasad、E. Hossain和V. K. Bhargava，“分布式大规模MIMO中基于RSS的用户定位机器学习方法”，《IEEE无线通信汇刊》，第17卷，第12期，第8402–8417页，2018年10月。[331] S. Kumar、R. M. Hegde和N. Trigoni，“基于指纹定位的高斯过程回归”，《自组织网络》，第51卷，第1–10页，2016年9月。[332] K. Yu、K. Wen、Y. Li、S. Zhang和K. Zhang，“一种用于恶劣室内环境中UWB定位的新型非视距缓解算法”，《IEEE车辆技术汇刊》，第68卷，第1期，第686–699页，2018年11月。

[333] X. Wang、M. Patil、C. Yang、S. Mao 和 P. A. Patel，“用于毫米波室外定位的深度卷积高斯过程”，载于 ICASSP 2021——2021年IEEE国际声学、语音与信号处理会议（ICASSP），2021年6月，第8323–8327页。[334] K. N. R. S. V. Prasad、E. Hossain、V. K. Bhargava 和 S. Mallick，“用于分布式大规模多输入多输出中用户定位的基于解析近似的机器学习方法”，IEEE Access，第6卷，第18 431–18 452页，2018年2月。[335] E. Homayounvala、M. Nabati、R. Shahbazian、S. A. Ghorashi 和 V. Moghtadaiee，“一种基于机器学习的用户室内定位智能手机应用”，载于2019年ACM普适与泛在计算国际联合会议附属论文集及2019年ACM可穿戴计算国际研讨会论文集，2019年9月，第430–437页。[336] W. Sun、M. Xue、H. Yu、H. Tang 和 A. Lin，“基于高斯过程回归的室内WiFi定位指纹增强”，《IEEE车辆技术汇刊》，第67卷，第11期，第10 896–10 905页，2018年9月。[337] J. Zhao、X. Gao、X. Wang、C. Li、M. Song 和 Q. Sun，“一种基于K均值和高斯过程回归的高效无线电地图更新算法”，《导航学报》，第71卷，第5期，第1055–1068页，2018年4月。[338] S. Yiu、M. Dashti、H. Claussen 和 F. Perez-Cruz，“无线RSSI指纹定位”，《信号处理》，第131卷，第235–244页，2017年2月。[339] S.-H. Fang、C.-C. Li、W.-C. Lu、Z. Xu 和 Y.-R. Chien，“增强型无设备人体检测：利用信道状态信息的相位和幅度进行高效学习”，《IEEE车辆技术汇刊》，第68卷，第3期，第3048–3051页，2019年1月。[340] S. Wu、S. Zhang、K. Xu 和 D. Huang，“基于误差学习与匹配的到达时间测量神经网络定位”，IEEE Access，第7卷，第19 089–19 099页，2019年2月。[341] X. Wang、L. Gao、S. Mao 和 S. Pandey，“基于CSI的室内定位指纹：一种深度学习方法”，《IEEE车辆技术汇刊》，第66卷，第1期，第763–776页，2016年3月。[342] X. Wang、L. Gao 和 S. Mao，“PhaseFi：采用深度学习方法进行室内定位的相位指纹识别”，载于2015年IEEE全球通信大会（GLOBECOM）。IEEE，2015年12月，第1–6页。[343] A. Belmonte-Hern´andez、G. Hern´andez-Pe˜naloza、D. M. Guti´errez 和 F. Alvarez，“SWiBluX：用于精准实时室内跟踪的多传感器深度学习指纹”，《IEEE传感器期刊》，第19卷，第9期，第3473–3486页，2019年1月。[344] Z. Feng、Y. Cao 和 J. Yan，“一种采用极限学习机技术和岭回归的基于接收信号强度的室内定位算法”，载于2019年IEEE第二届电子信息与通信技术国际会议（ICEICT）。IEEE，2019年1月，第599–603页。[345] J. Yang、S. Jin、C.-K. Wen、J. Guo 和 M. Matthaiou，“毫米波通信系统的三维定位与环境建图”，arXiv预印本 arXiv:1908.04142，2019年8月。[346] J.-Y. Lee、C. Eom、Y. Kwak、H.-G. Kang 和 C. Lee，“室外环境中的基于深度神经网络的无线定位”，载于2018年IEEE国际声学、语音与信号处理会议（ICASSP）。IEEE，2018年9月，第3799–3803页。[347] H. Ge、F. Jiang 和 Z. Zhang，“一种基于集成神经网络的RSS与到达时间混合定位算法”，载于2019年IEEE第八届信息技术与人工智能联合国际会议（ITAIC）。IEEE，2019年8月，第1280–1284页。[348] R. H. Jaafar 和 S. S. Saab，“一种基于神经网络的室内指纹定位方法”，载于2018年第九届IEEE泛在计算、电子与移动通信年度会议（UEM-CON）。IEEE，2018年8月，第537–542页。[349] A. Sobehy、E. Renault 和 P. M¨uhlethaler，“采用集成神经网络的基于CSI的室内定位”，载于网络机器学习国际会议。施普林格，2019年4月，第367–378页。[350] A. Decurninge、L. G. Ord´o˜nez、P. Ferrand、H. Gaoning、L. Bojie、Z. Wei 和 M. Guillaud，“大规模多输入多输出的基于CSI的室外定位：学习方法实验”，载于2018年第15届无线通信系统国际研讨会（ISWCS）。IEEE，2018年10月，第1–6页。[351] M. Orabi、A. A. Abdallah、J. Khalife 和 Z. M. Kassas，“一种利用5G信号进行机会导航的机器学习多径缓解方法”，载于导航学会卫星分会第34届国际技术会议论文集（ION GNSS 2021）。导航学会

，2021年10月。

[352] J. Gante、G. Falc˜ao 和 L. Sousa，《用于第五代移动通信中精确毫米波定位的深度学习架构》，Neural Process Lett，第51卷，第1期，第487–514页，2019年8月。[353] M. Z. Comiter、M. B. Crouse 和 H. T. Kung，《面向高频无线移动网络的定位数据驱动方法》，载于GLOBECOM 2017——2017 IEEE全球通信大会，2017年1月，第1–7页。[354] Y. Zhang 和 K. Psounis，《通过切换波束天线实现高效室内定位》，IEEE移动计算汇刊，第19卷，第9期，第2101–2115页，2019年6月。[355] Z. E. Khatab、A. Hajihoseini 和 S. A. Ghorashi，《一种基于自编码器和深度极限学习机的室内定位指纹方法》，IEEE传感器快报，第2卷，第1期，第1–4页，2017年12月。[356] K. S. Kim，《基于Wi-Fi指纹识别，采用单输入多输出深度神经网络进行大规模室内定位的建筑物/楼层混合分类与坐标回归》，载于2018年第六届计算与网络国际研讨会及研讨会（CANDARW）。IEEE，2018年12月，第196–201页。[357] X. Song、X. Fan、C. Xiang、Q. Ye、L. Liu、Z. Wang、X. He、N. Yang 和 G. Fang，《一种基于卷积神经网络并结合WiFi指纹识别的新型室内定位框架》，IEEE Access，第7卷，第110 698–110 709页，2019年8月。[358] S. BelMannoubi、H. Touati 和 H. Snoussi，《用于可扩展无线传感器网络室内定位的堆叠自编码器》，载于2019年第15届国际无线通信与移动计算大会（IWCMC）。IEEE，2019年6月，第1245–1250页。[359] W. Zhang、R. Sengupta、J. Fodero 和 X. Li，《DeepPositioning：通过深度学习融合泛在磁场与WiFi指纹，实现智能手机室内定位》，载于2017年第16届IEEE机器学习与应用国际会议（ICMLA）。IEEE，2017年12月，第7–13页。[360] P. Yazdanian 和 V. Pourahmadi，《DeepPos：用于基于CSI的室内定位的深度监督自编码器网络》，arXiv预印本 arXiv:1811.12182，2018年11月。[361] M. Abbas、M. Elhamshary、H. Rizk、M. Torki 和 M. Youssef，《WiDeep：基于WiFi、采用深度学习的精准稳健室内定位系统》，载于2019年IEEE普适计算与通信国际会议（PerCom）。IEEE，2019年7月，第1–10页。[362] X. Wang、L. Gao 和 S. Mao，《BiLoc：利用商用5 GHz WiFi进行室内定位的双模态深度学习》，IEEE Access，第5卷，第4209–4220页，2017年3月。[363] J.-W. Jang 和 S.-N. Hong，《使用卷积神经网络进行WiFi指纹识别的室内定位》，载于2018年第十届泛在与未来网络国际会议（ICUFN）。IEEE，2018年8月，第753–758页。[364] T. Ebuchi 和 H. Yamamoto，《用于智能停车的多无线电信标与机器学习车辆/行人定位系统》，载于2019年人工智能信息与通信国际会议（ICAIIC）。IEEE，2019年3月，第086–091页。[365] M. Ibrahim、M. Torki 和 M. ElNainay，《基于卷积神经网络的RSS时间序列室内定位》，载于2018年IEEE计算机与通信研讨会（ISCC）。IEEE，2018年11月，第01 044–01 049页。[366] B. Soro 和 C. Lee，《用于基于卷积神经网络的室内指纹定位的联合时频RSSI特征》，IEEE Access，第7卷，第104 892–104 899页，2019年8月。[367] H. Chen、Y. Zhang、W. Li、X. Tao 和 P. Zhang，《ConFi：基于卷积神经网络并利用信道状态信息的室内Wi-Fi定位》，IEEE Access，第5卷，第18 066–18 074页，2017年9月。[368] X. Wang、X. Wang 和 S. Mao，《利用CSI图像进行室内定位的深度卷积神经网络》，IEEE网络科学与工程汇刊，第7卷，第1期，第316–327页，2018年9月。[369] Y. Jing、J. Hao 和 P. Li，《采用双流三维卷积神经网络学习用于室内定位的CSI时空特征》，IEEE Access，第7卷，第147 571–147 585页，2019年10月。[370] H. Li、X. Zeng、Y. Li、S. Zhou 和 J. Wang，《基于卷积神经网络、利用一种新型CSI图像的室内Wi-Fi定位》，《中国通信》，第16卷，第9期，第250–260页，2019年9月。[371] C. Wu、X. Yi、W. Wang、L. You、Q. Huang、X. Gao 和 Q. Liu，《学习定位：面向大规模MIMO-OFDM系统用户定位的三维卷积神经网络方法》，《IEEE无线通信汇刊》，第20卷，第7期，第4556–4570页，2021年2月。[372] J. Vieira、E. Leitinger、M. Sarajlic、X. Li 和 F. Tufvesson，《用于大规模MIMO指纹定位的深度卷积神经网络》，载于2017年IEEE第28届年度国际研讨会

个人、室内和移动无线电通信（PIMRC）。IEEE，2017年2月，第1–6页。[373] Z. Liu、B. Dai、X. Wan 和 X. Li，“一种基于卷积神经网络的混合无线指纹室内定位方法”，《传感器》，第19卷，第20期，第4597页，2019年10月。[374] H. Huang 和 S. Lin，“WiDet：基于Wi-Fi 的无设备被动式人员检测，采用深度卷积神经网络”，载于第21届ACM无线与移动系统建模、分析与仿真国际会议论文集，2018年12月，第53–60页。[375] K. Bregar 和 M. Mohor˘ci˘c，“在计算资源受限设备上使用卷积神经网络改进室内定位”，《IEEE Access》，第6卷，第17 429–17 441页，2018年3月。[376] A. Mittal、S. Tiku 和 S. Pasricha，“针对智能移动设备室内定位调整卷积神经网络”，载于2018年五大湖超大规模集成电路研讨会论文集，2018年5月，第117–122页。[377] A. Niitsoo、T. Edelh¨außer、E. Eberlein、N. Hadaschik 和 C. Mutschler，“一种基于信道脉冲响应的位置估计深度学习方法”，《传感器》，第19卷，第5期，第1064页，2019年3月。[378] H. Turabieh 和 A. Sheta，“用于无线传感器网络室内定位的级联分层循环神经网络”，载于2019年第2届计算科学新趋势国际会议（ICTCS）。IEEE，2019年12月，第1–6页。[379] Y. Zhang、Y. Xiao、K. Zhao 和 W. Rao，“DeepLoc：基于深度神经网络的电信网络定位”，载于第16届EAI移动与泛在系统：计算、网络化与服务国际会议论文集，2019年11月，第258–267页。[380] L. Wu、C.-H. Chen 和 Q. Zhang，“一种基于深度学习技术的移动定位方法”，《电子学》，第8卷，第1期，第59页，2019年1月。[381] J. Yu、H. M. Saad 和 R. M. Buehrer，“利用信道状态信息和循环神经网络实现厘米级室内定位”，载于2020年IEEE/ION定位与导航研讨会（PLANS）。IEEE，2020年6月，第1317–1323页。[382] G. B. Tarekegn、H.-P. Lin、A. B. Adege、Y. Y. Munaye 和 S.-S. Jeng，“在混合网络中应用长短期记忆网络（LSTM）机制进行室外定位指纹识别”，载于2019年IEEE第90届车辆技术会议（VTC2019-Fall）。IEEE，2019年11月，第1–5页。[383] V. Cant´on Paterna、A. Calveras Auge、J. Paradells Aspas 和 M. A. Perez Bullones，“一种采用信道分集、加权三边测量和卡尔曼滤波的低功耗蓝牙室内定位系统”，《传感器》，第17卷，第12期，第2927页，2017年12月。[384] H. Rizk，“Solocell：基于有限蜂窝网络信息和最少指纹的高效室内定位”，载于第27届ACM SIGSPATIAL地理信息系统进展国际会议论文集，2019年11月，第604–605页。[385] H. Rizk 和 M. Youssef，“Monodcell：一种利用有限蜂窝信息实现的普适、低开销、基于深度学习的室内定位方法”，载于第27届ACM SIGSPATIAL地理信息系统进展国际会议论文集，2019年7月，第109–118页。[386] Z. Chen、H. Zou、J. Yang、H. Jiang 和 L. Xie，“利用基于局部特征的深度长短期记忆网络进行WiFi指纹室内定位”，《IEEE系统期刊》，第14卷，第2期，第3001–3010页，2019年6月。[387] W. Qian、F. Lauri 和 F. Gechter，“利用WiFi指纹预测用户位置的卷积混合密度循环神经网络”，arXiv预印本 arXiv:1911.09344，2019年11月。[388] A. B. Adege、H.-P. Lin 和 L.-C. Wang，“利用门控循环单元网络预测物联网设备的移动性”，《IEEE物联网期刊》，第7卷，第1期，第505–517页，2019年10月。[389] D. V. Le、N. Meratnia 和 P. J. Havinga，“利用深度信念网络进行无监督深度特征学习，以减少室内定位所需的指纹采集量”，载于2018年室内定位与室内导航国际会议（IPIN）。IEEE，2018年9月，第1–7页。[390] D. Sikeridis、B. P. Rimal、I. Papapanagiotou 和 M. Devetsikiotis，“支持位置感知设施的无监督群智辅助学习”，《IEEE物联网期刊》，第5卷，第6期，第4699–4713页，2018年3月。[391] N. Saeed 和 H. Nam，“用于不规则认知无线电网络定位的基于聚类的多维尺度分析”，《IEEE信号处理汇刊》，第64卷，第10期，第2649–2659页，2016年2月。[392] J. Choi、Y.-S. Choi 和 S. Talwar，“用于三边测量的无监督学习技术：从理论到Android应用程序实现”，《IEEE Access》，第7卷，第134 525–134 538页，2019年9月。[393] ——，“一种用于获取Wi-Fi接入点坐标的无监督学习技术

,” 发表于 *2019*年国际室内会议

定位与室内导航（IPIN）。IEEE，2019年11月，第1–6页。[394] B. Jang 和 H. Kim，《无需离线指纹地图的室内定位技术：综述》，《IEEE通信综述》，第21卷，第1期，第508–525页，2018年8月。[395] Y. Ye 和 B. Wang，《RMapCS：基于众包样本构建用于室内定位的无线电地图》，IEEE Access，第6卷，第24 224–24 238页，2018年4月。[396] Z. Gao、Y. Ma、K. Liu、X. Miao 和 Y. Zhao，《基于NMDS的RFID室内多标签协作定位算法》，《IEEE传感器期刊》，第17卷，第7期，第2120–2128页，2017年2月。[397] S. Niknam、H. S. Dhillon 和 J. H. Reed，《无线通信中的联邦学习：动机、机遇与挑战》，IEEE Commun. Mag.，第58卷，第6期，第46–51页，2020年6月。[398] L. Chen、S. Thombre、K. J¨arvinen、E. S. Lohan、A. Al´en-Savikko、H. Lepp¨akoski、M. Z. H. Bhuiyan、S. Bu-Pasha、G. N. Ferrara、S. Honkala 等，《面向未来物联网的位置服务的鲁棒性、安全与隐私：综述》，IEEE Access，第5卷，第8956–8977页，2017年4月。[399] W. Li、C. Zhang 和 Y. Tanaka，《基于伪标签驱动的联邦学习、通过移动众包实现的去中心化室内定位》，《IEEE传感器期刊》，第20卷，第19期，第11 556–11 565页，2020年5月。[400] D. C. Nguyen、M. Ding、P. N. Pathirana、A. Seneviratne、J. Li 和 H. V. Poor，《物联网中的联邦学习：全面综述》，《IEEE通信综述》，第23卷，第3期，第1622–1658页，2021年4月。[401] Y. Liu、H. Li、J. Xiao 和 H. Jin，《FLoc：基于联邦学习更新框架的指纹室内定位系统》，载于2019年第15届移动自组织与传感器网络国际会议（MSN）。IEEE，2019年4月，第113–118页。[402] F. Yin、Z. Lin、Q. Kong、Y. Xu、D. Li、S. Theodoridis 和 S. R. Cui，《FedLoc：面向数据驱动协作定位与位置数据处理的联邦学习框架》，IEEE Open Journal of Signal Processing，第1卷，第187–215页，2020年11月。[403] W. Shao、H. Luo、F. Zhao、Y. Ma、Z. Zhao 和 A. Crivello，《基于指纹图像和深度学习的室内定位》，IEEE Access，第6卷，第74 699–74 712页，2018年11月。[404] Y. Li、X. Hu、Y. Zhuang、Z. Gao、P. Zhang 和 N. El-Sheimy，《深度强化学习（DRL）：无监督无线定位的另一种视角》，《IEEE物联网期刊》，第7卷，第7期，第6279–6287页，2019年12月。[405] F. Dou、J. Lu、Z. Wang、X. Xiao、J. Bi 和 C.-H. Huang，《利用Wi-Fi指纹和深度Q网络进行自顶向下室内定位》，载于2018年IEEE第15届移动自组织网络与传感器系统国际会议（MASS）。IEEE，2018年12月，第166–174页。[406] V. F. Mirama、L. E. Diez、A. Bahillo 和 V. Quintero，《行人定位系统中的机器学习综述：应用、开放问题与挑战》，IEEE Access，第9卷，第120 138–120 157页，2021年8月。[407] M. Fahad、Z. Chen 和 Y. Guo，《学习行人如何导航：一种深度逆强化学习方法》，载于2018年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）。IEEE，2018年1月，第819–826页。[408] S. De Bast、A. P. Guevara 和 S. Pollin，《利用卷积神经网络在大规模MIMO系统中进行基于CSI的定位》，载于2020年IEEE第91届车辆技术会议（VTC2020-Spring）。IEEE，2020年6月，第1–5页。[409] P. Li、H. Cui、A. Khan、U. Raza、R. Piechocki、A. Doufexi 和 T. Farnham，《用于WiFi定位的深度迁移学习》，载于2021年IEEE雷达会议（RadarConf21）。IEEE，2021年6月，第1–5页。[410] H. Zou、Y. Zhou、H. Jiang、B. Huang、L. Xie 和 C. Spanos，《利用迁移核学习在动态室内环境中实现自适应定位》，载于2017年IEEE无线通信与网络会议（WCNC）。IEEE，2017年3月，第1–6页。[411] M. Zhou、Y. Tang、W. Nie、L. Xie 和 X. Yang，《GrassMA：用于室内WLAN定位的基于图的半监督流形对齐》，《IEEE传感器期刊》，第17卷，第21期，第7086–7095页，2017年9月。[412] A. P. Behera、A. Singh、S. Verma 和 M. Kumar，《基于局部Procrustes分析的流形学习与无线传感器网络定位》，IEEE Sens. Lett.，第4卷，第10期，第1–4页，2020年9月。[413] J. Yoo，《用于室内定位的时间序列拉普拉斯半监督学习》，Sensors，第19卷，第18期，第3867页，2019年9月。[414] E. Lei、O. Casta˜neda、O. Tirkkonen、T. Goldstein 和 C. Studer，《用于无线定位与信道图绘制的孪生神经网络》，载于2019年第57届年度阿勒顿通信、控制，与计算（*Allerton*）。IEEE，2019年9月，第200–207页。

[415] L. Xiao、A. Behboodi 和 R. Mathar，《学习定位函数：基于机器学习的指纹定位方法》，arXiv 预印本 arXiv:1803.08153，2018年3月。[416] K. Liu、H. Zhang、J. K.-Y. Ng、Y. Xia、L. Feng、V. C. Lee 和 S. H. Son，《通过迁移学习实现低开销的基于指纹的室内定位：设计、实现与评估》，IEEE Trans. Ind. Inf.，第14卷，第3期，第898–908页，2017年9月。[417] X. Zhang、Y. Mei、H. Jin 和 D. Liang，《TL-FCMA：融合模糊聚类与迁移学习的室内定位》，载于《2018年网络基础设施与数字内容国际会议（IC-NIDC）》，IEEE，2018年8月，第372–377页。[418] H. Xu，《基于多项式映射的无线传感器网络定位半监督流形学习》，Signal Process.，第172卷，文章编号107570，2020年5月。[419] M. Zhou、Y. Tang、Z. Tian、L. Xie 和 W. Nie，《基于轻负载位置指纹的半监督室内定位鲁棒邻域图构建》，《IEEE物联网期刊》，第5卷，第5期，第3378–3387页，2017年10月。[420] D. Donoho，《压缩感知》，IEEE Trans. Inf. Theory，第52卷，第4期，第1289–1306页，2006年4月。[421] E. J. Candes 和 M. B. Wakin，《压缩采样简介》，IEEE Signal Process Mag.，第25卷，第2期，第21–30页，2008年3月。[422] F. Seco、A. R. Jim´enez 和 P. Peltola，《接收信号强度无线传感器网络定位的多维尺度技术综述》，载于《2018年室内定位与室内导航国际会议（IPIN）》，2018年11月，第1–8页。[423] Q. D. Vo 和 P. De，《基于指纹的室外定位综述》，《IEEE通信综述》，第18卷，第1期，第491–506页，2016年6月。[424] D. S´anchez-Rodr´ıguez、P. Hern´andez-Morera、J. M. Quinteiro 和 I. Alonso-Gonz´alez，《基于多个加权决策树的低复杂度室内定位系统》，《传感器》，第15卷，第6期，第14 809–14 829页，2015年6月。[425] J. Wang、X. Zhang、Q. Gao、H. Yue 和 H. Wang，《无设备无线定位与活动识别：一种深度学习方法》，《IEEE车辆技术汇刊》，第66卷，第7期，第6258–6267页，2016年12月。[426] L. Zhao、H. Huang、X. Li、S. Ding、H. Zhao 和 Z. Han，《一种基于卷积自编码器的准确稳健无设备定位方法》，《IEEE物联网期刊》，第6卷，第3期，第5825–5840页，2019年3月。[427] L. Zhao、H. Huang、S. Ding 和 X. Li，《一种基于高斯伯努利受限玻尔兹曼机的准确高效无设备定位方法》，载于《2018年IEEE系统、人类与控制论国际会议（SMC）》，IEEE，2018年10月，第2323–2328页。[428] H. Rizk，《基于深度学习的设备无关蜂窝室内定位系统》，载于《ACM MobiSys 2019新锐论坛》，2019年6月，第19–23页。[429] X. Jiang、Y. Chen、J. Liu、Y. Gu 和 L. Hu，《FSELM：融合半监督极限学习机，利用Wi-Fi和蓝牙指纹进行室内定位》，Soft Comput，第22卷，第11期，第3621–3635页，2018年4月。[430] S. Ghafoor、N. Boujnah、M. H. Rehmani 和 A. Davy，《太赫兹通信的MAC协议：全面综述》，《IEEE通信综述》，第22卷，第4期，第2236–2282页，2020年8月。[431] A. Yastrebova、R. Kirichek、Y. Koucheryavy、A. Borodin 和 A. Koucheryavy，《未来网络2030：架构与需求》，载于《2018年第10届超现代电信与控制系统及研讨会国际大会（ICUMT）》，IEEE，2018年11月，第1–8页。[432] A. Faisal、H. Sarieddeen、H. Dahrouj、T. Y. Al-Naffouri 和 M.-S. Alouini，《太赫兹频段的超大规模多输入多输出系统：前景与挑战》，IEEE Veh. Technol. Mag.，第15卷，第4期，第33–42页，2020年10月。[433] V. Petrov、M. Komarov、D. Moltchanov、J. M. Jornet 和 Y. Koucheryavy，《存在阻挡和定向天线时毫米波与太赫兹通信系统中的干扰和信号与干扰加噪声比》，《IEEE无线通信汇刊》，第16卷，第3期，第1791–1808页，2017年1月。[434] C. Han、W. Tong 和 X.-W. Yao，《MA-ADM：太赫兹通信网络中的记忆辅助角度分割多址MAC协议》，《纳米通信网络》，第13卷，第51–59页，2017年8月。[435] Q. Wu 和 R. Zhang，《迈向智能可重构环境：智能反射面辅助无线网络》，IEEE Commun. Mag.，第58卷，第1期，第106–112页，2019年11月。

[436] R. Zhang 和 S. Cao，“通过与摄像头融合，提高毫米波雷达跟踪与检测的可靠性”，IEEE Access，第7卷，第137 065–137 079页，2019年9月。[437] C. X. Lu、M. R. U. Saputra、P. Zhao、Y. Almalioglu、P. P. De Gusmao、C. Chen、K. Sun、N. Trigoni 和 A. Markham，“milliEgo：通过深度传感器融合实现单芯片毫米波雷达辅助自运动估计”，载于《第18届嵌入式网络传感器系统会议论文集》，2020年11月，第109–122页。[438] Z. Wang、R. Liu、Q. Liu、J. S. Thompson 和 M. Kadoch，“无人机辅助物联网中的节能数据采集与设备定位”，《IEEE物联网期刊》，第7卷，第2期，第1122–1139页，2019年11月。[439] Y. Wang、K. Gu、Y. Wu、W. Dai 和 Y. Shen，“通过利用空间几何缓解协作定位中的非视距效应”，《IEEE无线通信汇刊》，第19卷，第9期，第6037–6049页，2020年6月。[440] C. Gao、G. Zhao 和 H. Fourati，《协作定位与导航：理论、研究与实践》。CRC出版社，2019年8月。[441] H. Sarieddeen、M.-S. Alouini 和 T. Y. Al-Naffouri，“太赫兹频段超大规模空间调制多输入多输出”，《IEEE J. Sel. Areas Commun.》，第37卷，第9期，第2040–2052页，2019年7月。[442] M. H. Loukil 、 H. Sarieddeen 、 M.-S. Alouini 和 T. Y. Al-Naffouri，“太赫兹频段多输入多输出系统：自适应传输与盲参数估计”，《IEEE Commun. Lett.》，第25卷，第2期，第641–645页，2020年10月。[443] Z. Hossain 和 J. M. Jornet，“ 面向超宽带太赫兹通信的分层带宽调制 ”，载于 ICC 2019-2019 IEEE国际通信会议（ICC）。IEEE，2019年7月，第1–7页。[444] Z. Wei、W. Yuan、S. Li、J. Yuan、G. Bharatula、R. Hadani 和 L. Hanzo，“正交时频空间调制：一种前景广阔的下一代波形”，《IEEE Wirel. Commun.》，第28卷，第4期，第136–144页，2021年8月。[445] A. Magbool 、 H. Sarieddeen 、 N. Kouzayha 、 M.-S. Alouini 和 T. Y. Al-Naffouri，“太赫兹频段非正交多址接入：系统级与链路级考量”，《IEEE Wirel. Commun.》，第1–14页，2022年5月。[446] A. Hu 和 J. He，“面向毫米波多输入多输出蜂窝网络初始接入的位置辅助波束学习”，《IEEE Syst. J.》，2020年10月。[447] C. N. Barati、S. Dutta、S. Rangan 和 A. Sabharwal，“毫米波无线网络初始接入中波束成形架构的能耗与时延”，《J. Indian Inst. Sci.》，第100卷，第2期，第281–302页，2020年5月。[448] K. Chen、C. Qi 和 G. Y. Li，“采用量化移相器的毫米波大规模多输入多输出系统两步码字设计”，《IEEE Trans. Signal Process.》，第68卷，第170–180页，2019年1月。[449] X. Sun、C. Qi 和 G. Y. Li，“面向多用户毫米波大规模多输入多输出系统的波束训练与分配”，《IEEE无线通信汇刊》，第18卷，第2期，第1041–1053页，2019年1月。[450] A. Alkhateeb、Y.-H. Nam、M. S. Rahman、J. Zhang 和 R. W. Heath，“毫米波蜂窝系统中的初始波束关联：分析与设计见解”，《IEEE无线通信汇刊》，第16卷，第5期，第2807–2821页，2017年3月。[451] C. N. Barati、S. A. Hosseini、M. Mezzavilla、T. Korakis、S. S. Panwar、S. Rangan 和 M. Zorzi，“毫米波蜂窝系统中的初始接入”，《IEEE无线通信汇刊》，第15卷，第12期，第7926–7940页，2016年2月。[452] B. Zhou、A. Liu 和 V. Lau，“第五代移动通信毫米波多输入多输出通信系统中的连续定位与波束成形”，《IEEE Trans. Signal Process.》，第67卷，第6期，第1620–1635页，2019年1月。[453] N. Garcia、H. Wymeersch 和 D. T. Slock，“跟踪毫米波路径的出发角和到达角的最优预编码器”，《IEEE Trans. Signal Process.》，第66卷，第21期，第5718–5729页，2018年9月。[454] E. Bj¨ornson、H. Wymeersch、B. Matthiesen、P. Popovski、L. Sanguinetti 和 E. de Carvalho，“可重构智能表面：无线应用中的信号处理视角”，《IEEE Signal Process Mag.》，第39卷，第2期，第135–158页，2022年2月。[455] M. Gerasimenko、D. Moltchanov、M. Gapeyenko、S. Andreev 和 Y. Koucheryavy，“动态阻塞与定向天线条件下多连接毫米波系统的容量”，《IEEE车辆技术汇刊》，第68卷，第4期，第3534–3549页，2019年1月。[456] E. N. Papasotiriou、A.-A. A. Boulogeorgos、K. Haneda、M. F. de Guz- man 和 A. Alexiou，“经实验验证的太赫兹无线系统衰落模型”，《Sci. Rep.》，第11卷，第1期，2021年9月。[457] A.-A. A. Boulogeorgos、J. M. Riera 和 A. Alexiou，“降雨与波束失准对太赫兹无线系统的联合影响”，IEEE Access，第10卷，第58 997–59 012页，2022年6月。[458] A.-A. A. Boulgoeorgos 和 A. Alexiou，《可靠性结构与工业过程的统计建模》。CRC出版社，2022年9月，第……章。

《开发无线环境随机性的可重构智能表面》，第22页。[459] A.-A. A. Boulogeorgos 和 A. Alexiou，“无线太赫兹系统中初始接入过程的性能评估”，载于第*16*届无线通信系统国际研讨会（*ISWCS*），2019年10月，第422–426页。[460] E. N. Papasotiriou、A.-A. A. Boulogeorgos 和 A. Alexiou，“利用高斯混合分布进行室外太赫兹衰落建模”，*Research Square*，2022年7月。[461] P. Xu、G. Chen、Z. Yang 和 M. D. Renzo，“具有离散相移的可重构智能表面辅助通信：实现满分集需要多少个量化级数？”，*IEEE*无线通信快报，第10卷，第2期，第358–362页，2021年10月。[462] J. An、C. Xu、L. Gan 和 L. Hanzo，“基于离散相移的RIS辅助多输入多输出系统的低复杂度信道估计与无源波束成形”，《*IEEE*通信汇刊》，第70卷，第2期，第1245–1260页，2022年11月。[463] P. Xu、G. Chen、G. Pan 和 M. D. Renzo，“存在离散相移和多个窃听者时RIS辅助通信系统的遍历保密速率”，*IEEE*无线通信快报，第10卷，第3期，第629–633页，2021年12月。[464] W. Shi、J. Xu、W. Xu、M. D. Renzo 和 C. Zhao，“具有离散相位控制的RIS辅助通信安全中断分析”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第1–6页，2022年11月。[465] H. Taghvaee、A. Cabellos-Aparicio、J. Georgiou 和 S. Abadal，“可编程超表面波束转向的误差分析”，*IEEE*《电路与系统新兴及精选主题期刊》，第10卷，第1期，第62–74页，2020年1月。[466] F. Liu、Y. Cui、C. Masouros、J. Xu、T. X. Han、Y. C. Eldar 和 S. Buzzi，“感知与通信一体化：迈向面向第六代移动通信及更高世代的双功能无线网络”，*IEEE*《精选通信领域期刊》，第40卷，第6期，第1728–1767页，2022年3月。[467] J. He、F. Jiang、K. Keykhosravi、J. Kokkoniemi、H. Wymeersch 和 M. Juntti，“超越第五代移动通信的RIS毫米波系统：通信与定位的交汇点”，*IEEE Access*，第10卷，第68 075–68 084页，2022年6月。[468] Y. Liu、X. Liu、X. Gao、X. Mu、X. Zhou、O. A. Dobre 和 H. V. Poor，“面向第五代移动通信及更高世代的机器人通信：挑战与研究机遇”，*IEEE*《通信杂志》，第59卷，第10期，第92–98页，2021年10月。[469] G. Ghatak、R. Koirala、A. De Domenico、B. Denis、D. Dardari 和 B. Uguen，“毫米波小蜂窝中的定位与数据速率权衡及第五代移动通信网络的服务差异化”，载于*IEEE*第*87*届车辆技术会议（*VTC*春季会议），2018年6月，第1–5页。[470] S. Jeong、O. Simeone、A. Haimovich 和 J. Kang，“分布式天线系统中联合定位与数据传输的波束成形设计”，《*IEEE*车辆技术汇刊》，第64卷，第1期，第62–76页，2015年2月。[471] G. Destino 和 H. Wymeersch，“关于毫米波通信中定位与数据速率之间的权衡”，载于*2017*年*IEEE*国际通信会议研讨会（*ICC*研讨会），2017年7月，第797–802页。[472] G. Destino、J. Saloranta、H. Wymeersch 和 G.-S. Granados，“不完美波束对准对速率与定位权衡的影响”，载于*2018*年*IEEE*无线通信与网络会议（*WCNC*），2018年4月，第1–5页。[473] A. Dammann、T. Jost、R. Raulefs、M. Walter 和 S. Zhang，“优化用于第五代移动通信定位的波形”，载于*IEEE*第*17*届无线通信信号处理进展国际研讨会（*SPAWC*），2016年7月，第1–5页。[474] R. Raulefs、A. Dammann、T. Jost、M. Walter 和 S. Zhang，“第五代移动通信定位波形”，载于*ETSI*面向空中接口的未来无线电技术研讨会。ETSI，2016年1月，第1–6页。[475] S. Gezici、Z. Tian、G. Giannakis、H. Kobayashi、A. Molisch、H. Poor 和 Z. Sahinoglu，“基于超宽带无线电的定位：展望未来传感器网络的定位问题”，*IEEE*《信号处理杂志》，第22卷，第4期，第70–84页，2005年7月。



Stylianos E. Trevlakis 1991年出生于希腊塞萨洛尼基。2016年，他获得塞萨洛尼基亚里士多德大学（AUTh）电气与计算机工程（ECE）文凭（五年制）。此后，Trevlakis博士在希腊陆军服役九个月，先后在研究办公室以及管理与军官学校的研究与信息学办公室工作。2017年，他加入信息技术研究所；2017年10月至2022年4月，他作为博士生在AUTh的WCIP工作。同期，他在AUTh电气与计算机工程系担任助教。自2022年4月至今，Trevlakis博士在InnoCube担任博士后研究员，专注于传统方法及人工智能赋能的无线通信系统领域的前沿研究。

Trevlakis博士的研究兴趣在于无线通信领域，重点关注传统方法及人工智能赋能的无线通信系统，以及生物医学工程中的通信与信号处理。



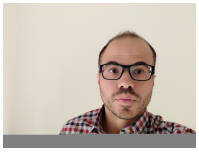
Alexandros-Apostolos A. Boulogeorgos（IEEE高级会员）1988年出生于希腊特里卡拉。他于2012年和2016年分别获得塞萨洛尼基亚里士多德大学（AUTh）电气与计算机工程（ECE）文凭学位和无线通信博士学位。自2022年起，他担任希腊西马其顿大学电气与计算机工程系助理教授。2017年至2022年，他曾任数字比雷埃夫斯大学系统系，在那里他从事无线通信领域的研究。2012年10月至2016年9月，他担任AUTh电子与计算机工程系的助教；2017年2月至2022年9月，他担任西马其顿大学电子与计算机工程系的兼职教授，并担任色萨利大学计算机科学与生物医学信息学系的客座讲师。他曾参与多个欧盟及国家级项目。

Boulogeorgos博士（共同）撰写了120多篇技术论文，这些论文发表于知名科学期刊，并在重要国际会议上宣读。此外，他持有两项专利（一项国家专利和一项欧洲专利）。他目前的研究兴趣涵盖无线通信与网络领域，重点包括高频通信、智能通信系统、光无线通信，以及生物医学应用中的信号处理与通信。

Boulogeorgos博士于2014年获得AUTh研究委员会颁发的优秀奖学金奖，并于2016年获评IEEE《通信快报》杰出审稿人（位列审稿人前3%）。此外，他还在Web of Science和Publons颁发的2019年全球同行评审奖中，被评为跨领域和计算机科学领域的顶尖同行评审人（位列审稿人前1%）。最后，2021年，他在2021年现代电路与系统技术国际会议（MOCAST）上获得最佳口头报告奖。他曾作为成员参与多个IEEE及非IEEE会议的组织委员会和技术程序委员会，并担任多种IEEE期刊和会议的审稿人。他是IEEE高级会员，也是希腊技术协会会员。目前，他担任IEEE《通信快报》编辑、《通信与网络前沿》副编辑以及MDPI《电信》副编辑。最后，Boulogeorgos博士还作为客座编辑，参与组织了IEEE及非IEEE期刊的多期特刊。



Dimitrios Pliatsios 于2016年获得希腊塞萨洛尼基亚里士多德大学电气与计算机工程系的学位，并于2022年获得希腊科扎尼西马其顿大学电气与计算机工程系的博士学位。目前，他在西马其顿大学电气与计算机工程系ITHACA实验室担任博士后研究员，参与欧盟资助的研究项目和科研资助申请的起草工作。他的研究兴趣包括无线通信与边缘计算环境中的资源分配、优化理论、B5G/6G移动网络，以及计算机与网络安全。他是IEEE和希腊技术协会的成员，并曾担任多家科学期刊（IEEE物联网期刊、IEEE《通信快报》、Elsevier《计算机网络》、IEEE Access、MDPI《传感器》）及会议（IEEE全球通信大会、IEEE国际通信大会、IEEE网络软件大会、IEEE计算机辅助建模与设计大会、IEEE INFOCOM、IEEE个人、室内和移动无线通信大会）的审稿人。他的博士研究由希腊国家奖学金基金会资助，并获得了西马其顿大学研究委员会颁发的首届研究卓越奖。



Konstantinos Ntontin（IEEE会员）目前是卢森堡大学 SnT 的 SIGCOM研究组研究科学家。此前，他曾在巴塞罗那大学电子工程与电信系、雅典大学信息学与电信系以及国家科学研究中心“德谟克利特”担任研究助理。此外，他还曾在德国爱立信欧洲实验室有限公司实习。他获得了电气与分别于2006年、2009年和2015年在希腊帕特雷大学、瑞典皇家理工学院（KTH）和西班牙加泰罗尼亚理工大学（UPC）获得计算机工程学位、无线系统理学硕士学位和博士学位。他的研究兴趣涉及无线电信的物理层，重点包括衰落信道、多输入多输出系统、阵列波束成形、收发器设计以及无线信道的随机建模与性能分析。



Panagiotis Sarigiannidis 是ITHACA实验室（https://ithaca.ece.uowm.gr/）主任、西马其顿大学首家衍生公司的联合创始人，该公司为MetaMind Innovations P.C.（https://metamind.gr）；同时也是希腊科扎尼西马其顿大学电气与计算机工程系副教授。他于2001年和2007年分别在希腊塞萨洛尼基塞萨洛尼基亚里士多德大学获得计算机科学学士学位和博士学位。他已发表260多篇论文

其研究成果发表于多种国际期刊、会议论文集及书籍章节，包括IEEE通信调查与教程、IEEE通信汇刊、IEEE物联网、IEEE广播汇刊、IEEE系统期刊、IEEE无线通信杂志、IEEE通信学会开放期刊、IEEE/OSA光波技术期刊、IEEE工业信息学汇刊、IEEE Access和《计算机网络》。他曾获5项最佳论文奖，并参与了多个国家级、欧洲及国际项目。目前，他担任三个H2020项目的协调人，分别为：a）H2020-DS-SC7-2017（DS-07-2017），SPEAR：安全和私密智能电网；b）H2020-LC-SC3-EE-2020-1（LC-SC3-EC-4-2020），EVIDENT：行为洞察与有效能源政策行动；以及c）H2020-ICT-2020-1（ICT-56-2020），TERMINET：下一代智能互联物联网。同时，他还协调MARS运营计划中的项目“无人机智能农业”（竞争力、创业与创新），以及Erasmus+ KA2项目ARRANGE-ICT：SmartROOT：智能农业创新培训。他还担任H2020-SU-DS-2018（SU-DS04-2018）项目SDN-microSENSE：软件定义网络微电网弹性电力系统的首席研究员，并参与三个Erasmus+ KA2项目：a）ARRANGE-ICT：应对ICT重大趋势的合作伙伴关系；b）JAUNTY：智能能源管理系统联合本科课程；以及c）STRONG：高级初级响应人员培训（创新合作与良好实践交流）。他的研究兴趣包括电信网络、物联网和网络安全。他是IEEE会员，并在多个期刊的编辑委员会任职。



Symeon Chatzinotas （IEEE会士）现任卢森堡大学 SnT 正教授／首席科学家 I，并担任SIGCOM研究组联合负责人。此前，他曾任意大利帕尔马大学访问教授，并参与了德谟克利特国家科学研究中心、希腊研究与技术中心以及萨里大学通信系统研究中心的多个研究与开发项目。他获得了电信工程硕士学位

2003年毕业于希腊塞萨洛尼基的塞萨洛尼基亚里士多德大学，随后于2006年和2009年分别获得英国萨里大学的电子工程硕士和博士学位。他共同获得了2014年IEEE卫星通信杰出贡献奖、CROWNCOM 2015最佳论文奖以及2018年EURASIP JWCN最佳论文奖。他（共同）撰写了450余篇经同行评审的国际期刊和会议技术论文及科学著作。目前，他是IEEE《车辆技术开放期刊》和《国际卫星通信与网络期刊》编辑委员会成员。



Marco Di Renzo（IEEE会士）于2003年和2007年分别以优异成绩获得意大利拉奎拉大学电气工程Laurea学位和博士学位，并于2013年获得法国巴黎南大学（现巴黎萨克雷大学）的指导研究博士学位（理学博士）。自2010年以来，他一直任职于法国国家科学研究中心（CNRS），现为该中心的研究主任（教授），在巴黎萨克雷大学信号与系统实验室（L2S）工作——，毕业于法国巴黎的法国国家科学研究中心和中央理工-高等电力学院。在巴黎萨克雷大学，他担任DigiCosme卓越实验室通信与网络研究领域协调员，并任信息与通信技术博士生院招生与评估委员会委员。他是IEEE《通信快报》主编，也是IEEE车辆技术学会杰出演讲人。2017年—2020年，他曾任IEEE车辆技术学会和IEEE通信学会杰出讲师。他获得了多项研究荣誉，包括SEE-IEEE Alain Glavieux奖、IEEE Jack Neubauer纪念最佳系统论文奖、英国皇家工程院杰出访问学者奖、诺基亚基金会访问教授职位、富布赖特奖学金，以及2021年EURASIP《无线通信与网络期刊》最佳论文奖。他是英国工程技术学会（IET）会士、亚太人工智能协会（AAIA）会士、欧洲科学院（EASA）普通成员以及欧洲科学院普通成员。此外，他还是一位高被引研究者。