

# 机器学习助力基于优化理论的 TDOA 无源定位

王文字<sup>1</sup>, 朱磊<sup>1</sup>, 姚昌华<sup>2</sup>, 俞璐<sup>1</sup>

1. 陆军工程大学通信工程学院, 江苏 南京 210007;
2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044

基金项目: 国家自然科学基金(61971439); 江苏省自然科学基金(BK20191329)

通信作者: 朱磊, zhulei\_paper@126.com 收稿/录用/修回: 2021-09-07/2021-12-24/2022-02-28

## 摘要

信息社会无线通信技术迅速发展并被广泛应用, 各个领域对信号辐射源的定位需求显著提升, 基于到达时间差(time difference of arrival, TDOA)的定位方法是无源定位技术中应用较为广泛的一种。近年来, 机器学习领域发展迅速, 为无源定位技术提供了新的思路和方法。通过比较各类无源定位方法, 首先探讨 TDOA 无源定位的技术特点和优势; 其次, 从时差估计方法、解算方法、城市环境中的非视距传播影响、基站选择与几何分布等方面分析基于优化理论的 TDOA 无源定位算法的应用及所面临的挑战; 最后, 梳理和讨论了机器学习在助力优化理论提升 TDOA 无源定位性能的最新应用, 展望 TDOA 无源定位方法的发展趋势和机遇。

## 关键词

无源定位  
到达时间差  
机器学习  
深度学习

中图法分类号: TN971

文献标识码: A

## Machine Learning Facilitating TDOA Passive Positioning Based on Optimization Theory

WANG Wenyu<sup>1</sup>, ZHU Lei<sup>1</sup>, YAO Changhua<sup>2</sup>, YU Lu<sup>1</sup>

1. College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

## Abstract

Wireless communication technology has rapidly advanced and attracted widespread application. Moreover, the positioning requirements for signal sources in various fields have also increased substantially. The positioning method based on the time difference of arrivals (TDOA) is one of the most widely used passive positioning technology. Recently, machine learning has developed rapidly, leading to new ideas and methods for passive positioning technology. Comparing various passive positioning methods, we first discuss the technical characteristics and advantages of TDOA. Next, we analyze the application and challenges of the positioning algorithm based on the optimization theory, including the time difference estimation method, solution method, non-line-of-sight propagation influence in urban environments, base station selection, geometric distribution, and other aspects. Finally, we review and discuss the latest application of machine learning to optimization theory for improving the performance of passive positioning based on TDOA. We also investigate future development trends and opportunities.

## Keywords

passive positioning;  
time difference of arrival;  
machine learning;  
deep learning

## 0 引言

现代信息社会,无线通信技术高速发展,无线设备种类趋向多样化,数据传输趋向高速率化,应用密度趋向高密集化<sup>[1]</sup>。万物互联势不可挡,各个领域对于信号辐射源的定位需求显著提升,以期通过定位服务建立物与物之间的联系,交互融合物与物之间的信息,丰富时空信息以感知周边环境并提高物与物的协同能力<sup>[2]</sup>。例如,在民用领域,定位服务信息已成为智慧出行、医疗保障、精细农业、灾害监测、协助安防等<sup>[3-6]</sup>不可或缺的关键技术;在国防领域,定位技术具有重要的战略意义,在对敌识别追踪、精确打击、监测非法入侵、早期威胁预警、电磁态势感知等智能侦察行动中发挥着重要作用<sup>[6]</sup>。

定位技术可以分为有源定位和无源定位<sup>[7-9]</sup>,

总结二者的定义与区别为表 1。应用有源定位技术的设备主动向外辐射电磁波能量,通过分析目标反射回来的信号实现定位,有源定位技术的优点一是定位速度快,二是精度较高,三是不受天气、季节等影响。但是在敌我对抗的军事活动中却受到极大限制,此类设备向外辐射较为固定的电磁波频段且功率较大,敌方很容易发现并追踪我方设备,甚至还会进行电子干扰及精确的火力打击。此时有源定位技术不仅难以完成对敌方辐射源目标的定位任务,反而还会影响我方整个通信系统的安全。无源定位技术与有源定位技术的最大区别就是测量设备不再向外辐射能量,而是通过接收电磁信号,将信号参数转化为位置信息。因此,无源定位技术不易被敌发现和干扰,覆盖面较广,生存能力较强;不需要大型的信号发射设备,材质轻,尺寸小;在军事活动中发挥重要作用。

表 1 有源定位与无源定位的对比

Tab.1 Comparison of active positioning and passive positioning

对比	无源定位	有源定位
定义	通过接收电磁信号,将参数转化为位置信息	主动向外辐射电磁波能量,通过分析目标反射回来的信号实现定位
特点	不易被敌发现和干扰,覆盖面较广,生存能力较强;不需要大型的信号发射设备,材质轻,尺寸小	全天候、定位速度快、精度较高。但在军事对抗中容易被敌方发现、追踪,而受电子干扰和打击
应用	在敌我电子对抗、对非法目标监测等国防领域仍能发挥作用	在军事对抗中受限,面临挑战

按照辐射源信号中可获取的位置参数类型,无源定位可以分为接收信号强度(received signal strength, RSS)、到达角(angle of arrival, AOA),到达频差(frequency difference of arrival, FDOA)、到达时间(time of arrival, TOA)、到达时间差(time difference of arrival, TDOA)等方法。

本文将对 TDOA 与 TOA、AOA、FDOA、RSS 等方法进行对比,探讨 TDOA 的优势和研究意义;其次,从时差估计方法、解算方法、城市环境中的非视距传播影响、基站选择与几何分布等方面分析传统的优化理论在 TDOA 无源定位算法中的应用及其所面临的挑战;最后,针对机器学习与 TDOA 无源定位相结合的最新应用研究,分析机器学习在基于优化理论的 TDOA 无源定位方法所面临的挑战中所发挥的作用,同时展望机器学习在 TDOA 无源定位方法中的发展趋势和机遇。

## 1 无源定位方法比较

### 1.1 基于 RSS 的定位方法

基于 RSS 的定位方法是采集信号辐射源发出

的信号在基站处的接收强度来实现定位。主要有两种方法,一种基于信号传播模型<sup>[10]</sup>,根据目标辐射源和基站处的信号强度得到路径损耗,然后选择或构建合适的信号传播模型<sup>[11]</sup>计算目标与基站之间的距离。此方法的前提条件是已知目标辐射源的信号发射强度,在民用领域中监测非法信号源以及在军事领域中的定位敌方辐射源都难以提前获取对方信号发射强度,限制了 RSS 定位方法的适用范围。另一方面,在选择或构建传播模型的环节中,由于实际环境存在其他无线信号源的干扰,且信号衰落、信道噪声复杂,基于统计经验的或修正的传播模型难以贴合实际情况,在远距离定位时估计误差较大,因此基于传播模型的 RSS 定位方法多应用于小范围且精度要求不高的场景。

在定位区域中不同位置有不同的信道结构,因此各基站得到的 RSS 值也各不相同,不同于信号传播模型法,另一种基于 RSS 指纹的定位方法<sup>[12]</sup>就是以 RSS 值作为位置特征即“指纹”来实现定位。通过离线采集 RSS 指纹、建立数据库,在线匹配实

时的 RSS 值与库中的数据, 若 RSS 值与库内某一指纹的特征最为相似, 则该指纹对应的位置就被估计为目标所在位置。但是, 该方法需要采集测量大量的指纹数据, 难以完成实时性的定位任务, 更新和维护难度较大, 要求精度较高和稳定性较好的测量设备, 不适用于远距离、大范围的定位场景。

### 1.2 基于 AOA 的定位方法

基于 AOA 的定位方法需要获取电磁波到达方向的信息, 因此采用该无源定位技术的设备必须设置具有强方向性的天线。该方法仅依靠两个基站 (BS) 即可实现定位, 其通过两直线相交确定位置, 如图 1 所示。

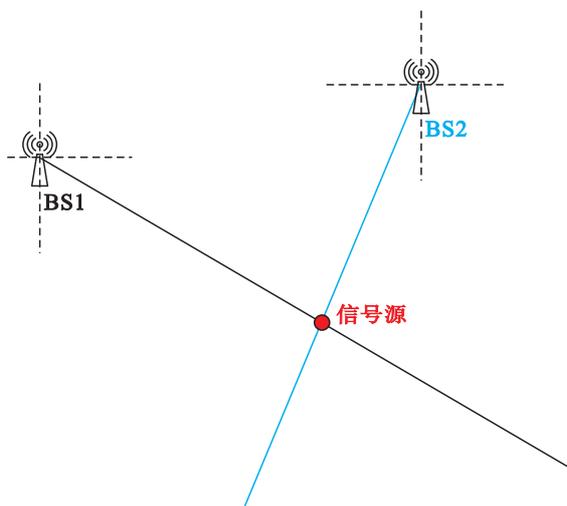


图 1 AOA 几何示意图

Fig.1 AOA geometric schematic diagram

在城市环境中由于建筑物的遮挡而产生的多径效应会引入比测距误差大得多的角度误差, 特别是在远距离的定位场景中。由于非视距传播及多径效应的影响, 在无线传感器网络中, 通常有多个分布式的基站, 这些基站测得的方位线不一定会只相交于一点, 可能会得出多个相交点, 此时还需要采用最小二乘法、最大似然估计法等求精校正以确定最佳位置。而且, AOA 定位技术要求基站配有强方向性的天线阵列, 因此基站接收机的成本较高, 硬件尺寸也难以实现小型化, 在大规模的通信网络中应用受限。因此, AOA 定位方法在空旷地区更受青睐, 另外, 还有不少研究将 AOA 信息与 TOA、TDOA 信息融合起来, 联合使用多种参数信息来实现更精确的定位<sup>[13]</sup>。

### 1.3 基于 FDOA 的定位方法

当定位任务中的目标在运动的时候, 根据多普勒效应, 基站接收到的电磁波信号频率将不同于目

标信号原发射频率, 且各基站间的接收频率也各不相同。基于 FDOA 的定位方法正是利用不同基站间的多普勒频差完成此类定位任务<sup>[14]</sup>。目前, 基于 FDOA 的定位方法多与 TDOA 无源定位方法联合使用<sup>[15]</sup>, 很少单独使用, 主要是由于 FDOA 方程非线性很强, 解算复杂。

### 1.4 基于 TOA 的定位方法

目标辐射源发射信号到达基站的时延是可以测量得到的, 根据速度、时间与距离的计算关系, 基于 TOA 的定位方法将得到的时延信息与电磁波传播速度相乘, 将时延信息转换为距离信息<sup>[16]</sup>。从几何意义上来看, TOA 是一种圆周定位方法, 各基站点于圆心位置, 根据其测量得到的时间计算辐射源信号到基站的传播距离, 以此为半径画圆, 至少 3 个不同的圆相交, 交点即目标辐射源所在的位置, 如图 2 所示。

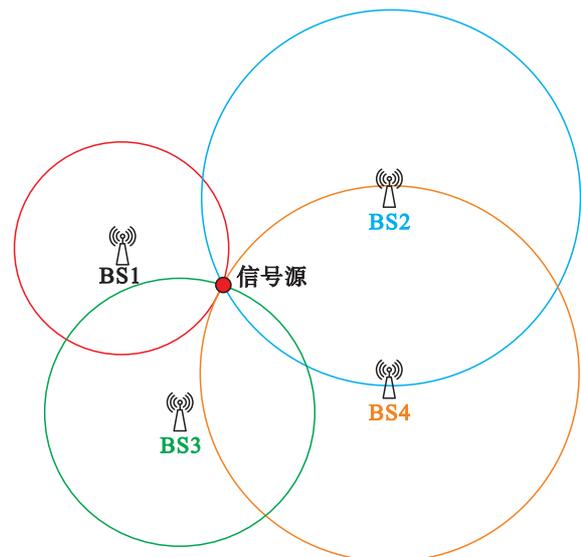


图 2 TOA 几何示意图

Fig.2 TOA geometric schematic diagram

TOA 无源定位方法要想测量时延, 首先就必须实现基站与辐射源的高度精准的时间同步, 而这一要求在敌我双方的军事对抗中很难实现, 即使在民用领域, 也极具挑战。除了难以精确同步引入的时间偏差, 设备固有的时钟漂移也会产生时间误差, 根据速度、时间与距离的计算关系, 由于电磁波传播速度极快, 使得极其微小的时间检测误差 (比如纳秒级) 将会被转化为极大的距离误差 (对应产生米级)。其次, 室外城市环境以及室内环境定位中, 非视距传播、电磁波的反射、绕射等引起的多径效应会使基站接收到延迟的信号, 大大降低定位精度<sup>[17]</sup>。其次, 随着高新技术的发展, 无线传感器网

络期望尽可能降低成本,而 TOA 定位技术的应用却对基站测量时差的硬件设备有功耗和尺寸的要求,难以降低生产和技术成本,此类矛盾在一定程度上限制了 TOA 定位技术的应用。

### 1.5 基于 TDOA 的定位方法

与 TOA 圆周定位的几何意义相似, TDOA 无源定位方法具有双曲线的几何概念<sup>[18]</sup>,以基站作为焦点,以时间差计算出的对应的距离差作为长轴,绘制不同的多条双曲线,各曲线相交处即辐射源所在,如图 3 所示。

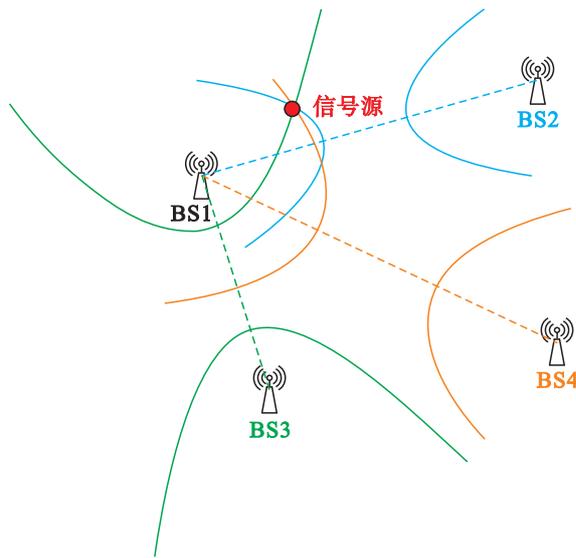


图 3 TDOA 几何示意图

Fig.3 TDOA geometric schematic diagram

利用 TOA 测量值直接两两相减作差即可得到 TDOA,这种方法估计到达时差可以减小一部分时间误差,但是仍需要精准的时间同步要求;另一种是时差估计方法,研究发展较为成熟,众多时差估计方法相继提出,应用最广泛的是广义互相关法,广义互相关法是对两路接收信号进行互相关运算,以滤波后的互相关峰值去逼近真实的时延,由于时域的互相关运算与频域的互功率谱一一对应,因此广义互相关运算常在频域上完成。时差估计方法不要求基站与辐射源保持严格时间同步,对无线传感器网络时间同步的要求大大降低,可以更好地在非法监测、军事对抗中发挥作用。解算由双曲线确定的非线性方程组也是 TDOA 无源定位技术中的关键一步。典型求解方法有解析类算法和迭代类算法,不同的算法计算和优化原理不同,先验假设的测量误差的统计特性也不同,因此适用场景也有所不同。随着人工智能的发展,近年来机器学习的方法

也逐渐被应用于目标位置求解中,给 TDOA 无源定位技术带来了新的活力与生机。

与其他定位方法相比较, TDOA 无源定位方法不需要已知目标辐射源的发射信号强度,不受辐射源天线方向性的影响,不要求基站与目标辐射源保持严格时间同步,在电磁对抗场景中仍能发挥作用;不受角度误差影响,相对于角度估计误差,距离估计误差所引起的定位误差小;不依赖于信号传播模型,在实际的室外电磁环境中定位精度较高;基站设备不需要配备方向性强的天线阵列,只需单个监测天线,符合设备低功耗、小型化的发展趋势且避免了多天线的信号耦合问题。如表 2 所示。

表 2 TDOA 优势总结

Tab.2 Summary of TDOA's advantages

与其他无源定位方法比较	TDOA 优势
与 RSS 相比	不需要已知接收信号强度信息,不依赖于信号传播模型
与 AOA 相比	对天线要求较低
与 FDOA 相比	非线性方程组解复杂性更低
与 TOA 相比	不需要基站与辐射源目标保持时间同步

## 2 优化理论在 TDOA 无源定位的应用

尽管 TDOA 无源定位技术优势突出且已经实现商业化用途,但随着现代信息社会对位置信息的精度要求越来越高, TDOA 无源定位技术在各个环节面临着优化挑战。优化理论是数学的一个分支,它主要研究的是在满足某些约束条件的情况下,如何达到最优目标的一系列方法。

传统的基于优化理论的 TDOA 无源定位算法将定位问题视作对一组非线性方程组的求最优解的过程。 TDOA 的基本流程图如图 4 所示,其定位过程需要经历无线信号传播、基站选择与调度、估计和测量到达时间差及目标解算几个基本环节。本节重点从时差估计方法、解算方法、城市环境中的非视距传播影响、基站选择与几何分布等几个方面分析优化理论在 TDOA 无源定位技术中的应用及其所面临的挑战。

### 2.1 时差估计方法

作为最广泛应用的时延估计方法,广义互相关法一直是学界研究的热点。优化理论在广义互相关法时延估计中主要应用于寻求或估计最优峰值。研究前期,利用优化理论中有约束最优化,如最小二乘法类<sup>[19-21]</sup>,以设计、选择或改进滤波器加权函

数, 设计了 Roth、SCOT、PHAT、ML/HT 等一系列加权函数及其改进形式, 能够明显抑制噪声, 突出互相关中的峰值, 使得时延估计更为精准。但是, 由于真实电磁传播信道中的噪声复杂, 干扰较多, 且地理环境中地形、建筑物遮挡会引起各类信号传播的反射、绕射等, 不同位置的基站特别是距离较近的基站间接收到的噪声往往是相关的, 难以满足以往的先验假设条件, 这就会导致互功率谱中出现伪峰值, 或在低信噪比环境中峰值淹没在噪声中, 从而影响时延估计的准确性。

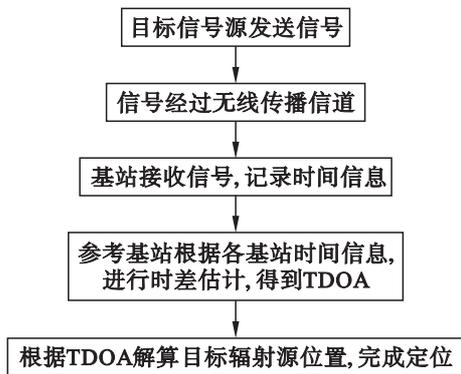


图 4 TDOA 基本流程图

Fig.4 Basic flow chart of TDOA

为了减小或克服 GCC 的局限性, 后期一些研究开始针对相关噪声场或结合某些先验信息进行改进。文[22]提出了一种简单的闭式最大似然交叉相位谱估计方法, 该估计器只需假设噪声空间相干函数的先验信息, 不以噪声不相关为假设, 则不需要估计噪声互相关谱。文[23]利用滑动窗口将 GCC 全频带分成一组 GCC 子频带, 在噪声环境中子频带 GCC 矩阵可以指出哪些子频带对可靠的时间延迟估计有积极贡献。利用低秩近似方法来恢复去噪的相关信号, 最终可以削弱伪峰值。

这两种方法在验证实验过程中都是针对于声源定位场景中 TDOA 的估计, 虽然在实验中表现出了良好的性能, 但在复杂电磁环境中噪声空间相干函数是否容易理论预测、两种方法在城市环境无线电信号定位场景中能否发挥作用仍需考量和研究。

## 2.2 定位解算算法

得到 TDOA 值后, 将时延差转化为距离差便可列出由双曲线确定的非线性方程组, 进而求解辐射源位置坐标。对于解算算法的研究和改进, 优化理论一般着眼于减小噪声影响以及优化 TDOA 无源定位方程的非线性和非凸性来提高定位精度。在此类最优化问题中, 解决非线性的最小二乘法<sup>[24-28]</sup>、

泰勒级数法<sup>[29-31]</sup>、牛顿法<sup>[32-33]</sup>等, 凸优化中的半正定规划<sup>[34-36]</sup>以及解决非凸性的凸松弛<sup>[37-38]</sup>方法等极具代表性, 各类优化理论无论是在定位解算的解析类算法还是迭代类算法中都能在一定的假设条件下减小定位误差, 提高定位精度。另外还有演化优化算法, 比如遗传算法<sup>[39-40]</sup>、粒子群算法<sup>[41]</sup>根据生物界中的种群行为设计迭代和适应度函数, 来讲定位解算转化为寻求最优解的问题。对于定位理论的位置估计精度及其性能的评估常用克拉美罗下界(Cramer-Rao lower bound, CRLB)来分析, 因此是否足够接近 CRLB 下界也常作为基于优化理论的定位问题中的优化目标。

解析类算法<sup>[24-28]</sup>具有明确的解析解, 计算量较小, 但当 TDOA 测量值误差较大时或在低信噪比环境中, 算法性能下降比较明显。该类算法中经典的 Chan 算法<sup>[28]</sup>利用两步加权最小二乘法, 在第一步假设辐射源位置与辐射源和参考基站距离差是相互独立的, 计算得到辐射源位置初始估计的粗略解, 在第二步利用目标辐射源和基站位置的约束关系得到更精确的目标位置估计。Chan 算法在推导中假设 TDOA 测量误差较小且服从零均值高斯分布, 因此在视距条件下的定位精度能够达到克拉美罗下界。但不可否认, 这类假设较为理想简单, 而在实际的复杂的电磁环境中, TDOA 误差大且噪声模型复杂, 该算法的性能将会显著下降。

迭代类算法<sup>[29-33]</sup>相较于解析类算法对噪声有更好的耐受能力, 在一定的噪声水平下仍能进行较为准确的定位估计。文[31]考虑时钟同步误差, 提出了降维的泰勒级数展开法来求解目标位置估计, 能够抑制同步偏差来提高定位性能, 且与闭式求解方法相比, 能够容忍更高的噪声水平。文[32]将四站 TDOA 定位算法得到的结果作为迭代牛顿法的初值, 利用球坐标转换方法解决了四站 TDOA 定位算法引起的无解和定位模糊的问题。但迭代类算法的性能严重依赖于初始值的质量, 当初始估计接近实际位置时, 算法才能够更好地收敛, 从而得到精确的位置估计。

还有一些研究应用凸优化中的半正定规划方法<sup>[34-36]</sup>和解决非凸性的凸松弛方法<sup>[37-38]</sup>对定位算法进行优化, 比如文[38]在改进的极坐标系和笛卡尔坐标系中提出了两个新的半正定和二阶锥规划公式, 还提出了两种精确而有效的凸松弛方法, 用于统一 TDOA 近场与远场定位问题。该方法以多项式复杂度近似地解决了原始的约束加权最小二乘法问

题,而没有局部收敛的风险。此外,文[39]利用演化优化算法中的遗传算法<sup>[40]</sup>,提出了一种具有高精度和全局收敛性的混合算法——牛顿—拉夫森遗传算法(GA-NR)。仿真结果表明,该优化方法与现有的加权最小二乘法方法相比,定位性能有显著提高。粒子群优化算法<sup>[41]</sup>同样可以应用于TDOA无源定位目标位置解算。

但应注意到,许多研究(如文[42-43])在理论推导时都假设噪声是服从零均值高斯分布且相互独立的,或在仿真实验中,为方便起见,将噪声模拟为零均值的高斯噪声。然而实际场景中的噪声并不是如此简单理想的,难以模拟真实的噪声环境正是基于优化理论的解算算法所面临的一大挑战。文[44]在真实地理环境中比较了Levenberg-Marquardt(LM)和Gauss-Newton(GN)两种迭代算法求解辐射源位置的精度。GN法需要良好的初始值,以提供快速收敛和精确的估计;而LM法是介于最速下降和GN方法之间的梯度下降混合方法,是一种对GN法的改进算法,具有更好的收敛性。因此,在农村或郊区环境中LM法定位精度比GN法更高;但是在城市环境中,受多径效应影响更大,噪声环境更为复杂,二者定位精度不相上下,定位误差达到了500 m,改进的算法难以发挥作用。

### 2.3 城市环境中非视距传播影响

现代社会城市化水平不断提高,城市环境中定位需求也不断增多。城市环境中高楼林立,信号的非视距传播(non-line-of-sight, NLOS)十分常见,即信号辐射源与基站接收机之间因地形或建筑物遮挡,使得信号无法进行直线或视距内传播,无线电波会遭受一次或多次多径反射以及衍射、散射等。与视距传播相比,非视距传播会导致更长的传播时间,从而产生高达几百米的NLOS传播误差<sup>[45]</sup>。

不少学者致力于NLOS识别和误差削弱的研究,以提高定位精度。基于优化理论的对NLOS环境定位性能提高的研究通常将约束条件、目标函数与LOS/NLOS的识别、先验假设条件及其权重结合起来<sup>[46]</sup>。这类算法最经典的做法是通过减小非视距条件下的测量估计值权重,或将残差作为代价函数,并以辐射源目标与传感器间的代数关系来建立约束条件,进而完成最优化问题模型的建立,将NLOS环境中定位问题转化为抑制NLOS误差的非线性约束优化问题。

最直接的思路是对基站得到的TDOA测量值进行识别,丢弃NLOS条件下的测量值<sup>[47-48]</sup>。除了

直接丢弃NLOS测量值,还有通过改变LOS与NLOS下TDOA测量值的权重来减小NLOS误差影响,比如文[49-50],相比之下,这是一种较为温和的方法。但是这类直接丢弃NLOS测量值或赋给其较低权重的方法难以完全避免识别错误的问题且可能会丢失可用信息,增加测量成本。

有些研究假设障碍物环境或传播路径状态是先验已知的<sup>[51-52]</sup>,充分利用先验知识,选择更精确的视距测量,减小NLOS误差影响,提高定位性能。但近年来越来越多的研究着眼于利用更少的NLOS误差先验知识减小NLOS误差影响<sup>[53-56]</sup>。文[53]不需要NLOS误差的统计信息,把NLOS条件下的定位问题转化为约束最小二乘的非线性优化问题,进而有效抑制NLOS误差。文[55]也不需要先区分LOS与NLOS,通过将原始的基于TDOA的源定位问题转化为半正定规划的凸优化问题,且引入了关于基站几何分布和到达时间的新约束条件以提高定位精度。仿真结果表明,所提出的方法在轻度和重度NLOS条件下均能有效提高定位性能。文[56]提出基于凸松弛的近似方法寻求一个对NLOS误差具有鲁棒性的位置估计,利用凸松弛的方法解决NLOS条件下的减小误差和定位解算的非凸性。以上文献所提方法均不假设关于NLOS的误差先验信息,在仿真实验中验证了算法的可行性和有效性,但其仿真NLOS误差仅单一模拟服从某一分布的噪声(比如服从高斯分布、均匀分布或者指数分布的噪声),难以模拟实际环境中复杂的NLOS噪声,也没有在真实的地理环境中进行实验验证,能否有效抑制真实城市环境中的NLOS还有待研究。

文[57]提出的定位算法校正由多径干扰和NLOS接收引起的附加偏差,其假设接收信号中受多径干扰或NLOS噪声的全球定位系统信号占少数,即未知误差向量具有稀疏性。该文献在GPS定位系统中进行了城市环境NLOS条件下的真实场景实验,当NLOS的卫星数量少于总数11颗中的6颗时,利用该方法减小NLOS误差影响是有效的,但若NLOS卫星的数量超过10个中的6个,则所提出的方法的性能会恶化。这是由于NLOS卫星的数量逐渐增加,此时稀疏假设是不成立的。类似地,在TDOA无源定位场景中NLOS地面基站的稀疏假设也不一定成立,是该算法应用于城市环境中基于TDOA无源定位的一大局限。

### 2.4 基站选择与分布

无线传感器网络被广泛应用于定位场景中的参

数测量, 在大规模网络中, 使用所有基站进行定位是不切实际的, 通常是计算中心根据目标所在大概位置调度基站, 收集测量数据, 执行定位算法, 从而进行精确定位。调度基站时对参考基站的选择和最终所选基站布局的几何形状都会对定位精度产生影响。

在 TDOA 无源定位系统中, 时差是基于参考基站获得的, 并且可以映射成双曲线。选择不同的参考基站, 生成的双曲线也各不相同, 在复杂的噪声环境中, 由双曲线确定的估计位置与实际目标位置的误差也有大有小。因此, 调度基站时如何选择最佳参考基站成为 TDOA 无源定位系统中的一个研究方向。优化理论中的整数规划问题可以应用于 TDOA 无源定位中的基站选择与分布环节, 通过寻求最小定位误差来优化基站布局。

文[58]为了减少目标定位对单个参考基站的依赖性, 提出联合多个参考基站进行定位的方法。首先选择不同基站作为单个参考基站, 导出目标位置的所有可能估计, 然后通过似然概率进行评估, 寻求满足与实际目标位置误差最小的一个。在仿真实验中, 该方法确实提高了定位精度, 但是遍历所有可能估计的思路使得计算中心的计算量增大、计算时间较长。

定位误差还会受基站几何布局的影响, 比如所选基站分布在同一直线的情况下, 当目标位于该直

线或沿该直线移动时, TDOA 测量值中可用于定位估计的信息减少, 定位性能下降<sup>[59]</sup>。而在已规划好的无线传感器网络中, 基站位置通常是网格化的, 根据文[60], 此时所选基站分布的几何设计问题相当于基站选择问题, 可以转化为优化理论中的整数规划问题。文[61-62]研究了如何同时选择参考基站和普通基站以形成最优基站布局来进行定位, 且都使用了两个独立的布尔向量分别来确定参考基站的选择和普通基站的选择。文[61]简化了噪声环境, 难以模拟城市环境中复杂的电磁环境, 而文[62]虽然考虑了 NLOS 误差的影响, 但其减小 NLOS 误差的方法需要提前识别 LOS 基站与 NLOS 基站, 给计算中心增加了额外的识别负担, 可能会导致网络效率的降低。

另外, 演化优化算法中的遗传算法<sup>[63]</sup>、粒子群算法<sup>[64]</sup>根据生物界中的种群行为设计迭代和适应度函数, 解决基站选择和布局的问题。文[63]提出了一种基于遗传算法的最佳基站布局策略搜索算法, 要满足的适应度原则是最佳的基站布局策略使目标空间的平均 CRLB 最小。

## 2.5 优化理论在 TDOA 无源定位中的优劣

总的来说, TDOA 无源定位的研究成果丰硕, 所提算法应用数学优化理论有明确的理论推导, 思路逻辑清晰。表 3 总结了传统的 TDOA 无源定位方法所应用的优化理论。

表 3 应用于 TDOA 无源定位中的优化理论总结

Tab.3 Summary of the optimization theory in TDOA passive positioning

优化理论	典型算法	参考文献	适用问题
非线性优化	约束最小二乘法、加权最小二乘法	文[19-21]在最小二乘法的基础上设计加权函数; 文[24-28, 42-43, 53]在最小二乘法的基础上进行改进或修正	在时延估计中寻求或估计最优峰值; 在噪声服从高斯分布且误差较小的条件下进行定位解算和减小非视距传播引入的误差
	泰勒级数法、牛顿法、高斯牛顿法	文[29-31]在泰勒级数展开法的基础上迭代寻求最优解; 文[32-33, 44]在牛顿法的基础上迭代寻求最优解	在噪声较复杂的条件下进行定位解算, 但对初始值比较敏感
非凸优化	凸松弛	文[37-38, 52, 56]解决非凸问题, 通过松弛将非凸问题转化为凸问题, 再进行优化求解	在噪声较复杂的条件下进行定位解算, 解决非视距条件下的非凸性难题
凸优化	半正定规划	文[34-36, 54-55]在半正定规划的基础上将定位解算转化为凸优化问题	在噪声较复杂的条件下进行定位解算和减小非视距传播引入的误差
整数规划	整数规划	文[60-62]建立选择向量, 将基站选择与布局问题转化为整数规划问题	应用于基站选择与布局
演化优化	遗传算法、粒子群算法	文[39-40, 63]基于遗传算法解决定位解算和基站选择问题; 文[41, 64]基于粒子群算法解决基站选择问题	应用于定位解算、基站布局

优化理论应用于时差估计方法、解算方法、城市环境中的非视距传播影响、基站选择与几何分布

等定位关键环节中, 大多是根据约束条件和目标函数, 采用合适的优化算法来解决定位中的非线性和

非凸性，最终目的都是最小化定位误差。区别在于在不同环节中优化目标函数不同、侧重点不同。比如在时差估计中，侧重于最小化估计误差，寻求最优峰值；在解算方法中，侧重于解决定位方程组的高度非线性问题，在解决收敛性、最优解等问题上发挥作用；在抑制非视距传播影响中，侧重于将非视距传播影响转化为定位问题中的约束条件，然后再优化定位算法，提高定位精度；在基站选择与几何分布中，侧重于应用整数规划来寻求最优基站组合。

但无论是在时延估计、定位解算还是基站选择上，都面临着 NLOS 误差带来的严峻挑战。一方面，基于数学理论的 NLOS 识别和误差减小方法推导繁琐、步骤复杂，改进难度较大；另一方面，绝大多数方法的验证实验在仿真环境中进行，优化理论对先验假设有一定要求，而真实地理场景中噪声环境更为复杂，往往难以满足假设条件，实验效果还需进一步验证。同时还要平衡优化理论的定位精度与计算复杂度的关系，往往两者难以兼顾。特别是在无线传感器网络中，计算中心收集并融合各基站的测量数据，交互信息量大，过大的计算复杂度会进一步增加网络负担，影响网络效率。在对动态目标的跟踪定位中，大规模数据的交互带来的时延将会严重影响网络系统的感知性能，导致对目标移动轨迹跟踪的中断，使得定位性能下降。基于传统的数学优化理论的 TDOA 无源定位方法需要新的思路来解决当前面临的各方面挑战。

### 3 机器学习助力 TDOA 无源定位

近几十年来，机器学习一直是人工智能领域最热门的研究方向之一，应用于数据挖掘、图像识别等丰富的场景之中，同时也逐步与多学科融合发展，应用广泛。机器学习发展至今，体系庞大，算法理论众多，学习任务也各有不同。有监督学习是其中一类，它从有标记的历史数据中挖掘并学习输入与输出之间的对应关系，可以说这是一种复杂的隐式的函数表达，不再形式化地给出解析表达式。随着计算机硬件、算法等方面的快速进步，机器学习也在不断突破其原有的研究范畴，深度学习、迁移学习、对抗学习等概念在应用中日渐成熟，无监督学习、强化学习也成为越来越多的学者研究的方向，机器学习的任务从分类和回归向推理、决策和博弈拓展。

前文提到受时差测量误差、非视距传播、基站选择及算法复杂度等因素影响，TDOA 无源定位精度受限，特别是在城市环境中。而机器学习强大的建模能力为克服 TDOA 无源定位面临的挑战注入了新的活力，一些学者利用机器学习的方法解决 TDOA 无源定位中误差识别与校正、多源目标定位、动态目标跟踪等问题，验证了机器学习应用于复杂多样的定位场景中的可行性和有效性。图 5 总结了基于优化理论的 TDOA 无源定位算法所面临的主要挑战、机器学习如何助力 TDOA 无源定位性能提升以及预期效果。

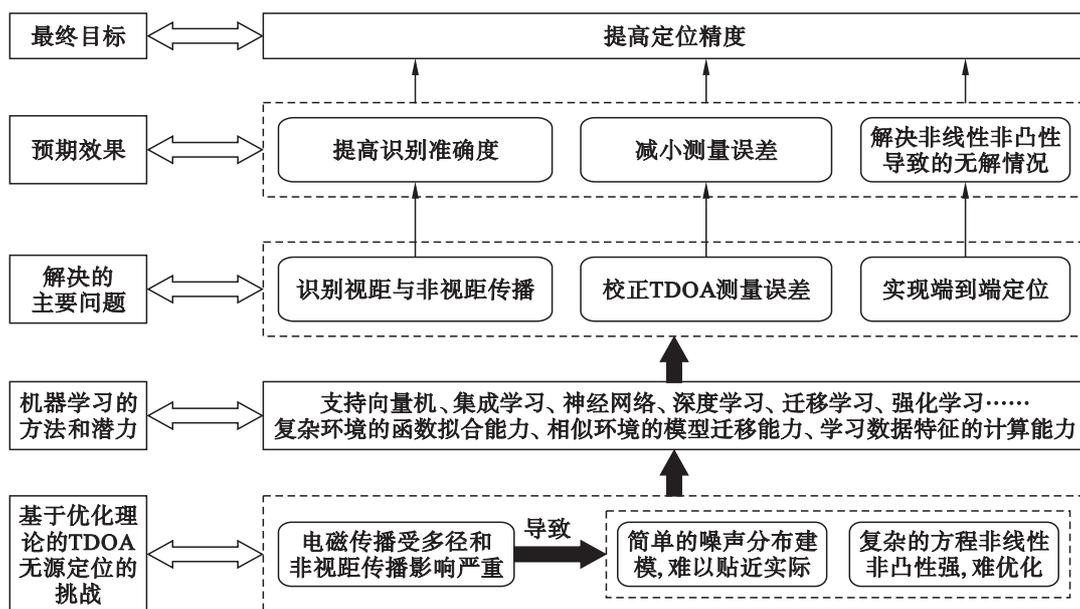


图 5 机器学习助力优化理论提升 TDOA 无源定位性能

Fig.5 The assistance of machine learning to optimization theory for improving the performance of TDOA

接下来介绍机器学习应用于定位场景的一些工作, 主要包括机器学习在定位中用于非视距传播的识别、校正时差测量误差以及实现端到端得到辐射源目标位置, 并总结与优化理论相比, 机器学习在助力提升 TDOA 无源定位性能中所发挥的作用。

### 3.1 非视距传播的识别

非视距传播是影响 TDOA 无源定位精度的重要因素, 识别视距与非视距传播, 有助于在 TDOA 无源定位算法中减轻非视距传播误差的影响, 提高定位精度。机器学习广泛应用于分类任务, 在 TDOA 无源定位中利用机器学习的方法提取特征, 只需要从有标记的经验数据中学习, 就可以对视距传播与非视距传播进行识别与分类, 常用的方法有支持向量机、集成学习、神经网络等。

支持向量机的基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的有监督分类器, 在线性二分类任务中理论完善、应用成熟, 利用核函数可以实现非线性分类, SVM 也可以推广应用到多分类任务。文[65]选择基于时差的距离估计值作为输入特征, 利用 SVM 训练数据, 对视距与非视距传播进行识别和分类, 然后在定位过程中丢弃非视距传播数据, 使用剩余的距离估计值和已知的基站坐标对目标辐射源进行定位。

集成学习是将多个效果较弱的个体学习器结合起来, 构成一个更好更全面的强学习器来完成学习任务。文[66]利用集成学习中 Adaboost 算法首先提取可以表征视距与非视距传播的信号特征, 用于训练弱学习器。然后, 通过迭代调整样本权重给弱学习器分配不同的权值, 使预测误差率最小, 得到一个强 NLOS 分类器。仿真实验证明, 在进行准确率较高的视距与非视距传播识别之后, 采用合适的算法减轻 NLOS 误差影响, 可以获得更高的定位精度。

神经网络, 作为一种人工的计算模型, 在结构上与人的错综复杂的神经网络相似, 在功能上也模仿人体中神经元传递信息, 可以自动获取和学习输入数据的特征。随着对神经网络的研究越来越深入, 其结构和功能更加多样化, 为解决 TDOA 无源定位中各类问题提供了新思路。文[67]将卷积神经网络(CNN)和长短时记忆递归神经网络(LSTM-RNN)这两种典型的网络结构相结合, 对 LOS/NLOS 信号进行分类。文[68]基于全球导航卫星系统(GNSS)在城市环境中比较了支持向量机和神经网络两种方法对视距与非视距传播进行识别和分类的性能, 结果表明神经网络比支持向量机有更好的

识别效果, 97.7% 的非视距传播信号得到了正确的识别。

文[69]考虑到非视距传播与多径影响的差别, 将需要识别的误差情况分为视距传播、非视距传播与多径影响三类, 利用收集到的实际测量数据, 比较了支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和多层感知器(MLP)三种机器学习方法的预测精度、训练时间和测试时间。该文中还提到以上各类分类器在新的未知环境中性能都明显下降, 这是由于环境噪声包含在训练数据中, 分类模型也学习环境噪声。当在不同环境噪声模式下进行测试时, 分类精度便会下降, 这也是基于机器学习的视距与非视距传播识别方法的一大挑战。

针对这一挑战, 文[70]采用迁移学习的方法进行视距与非视距传播的识别训练, 在新的测试环境中, 未采用迁移学习的分类模型的准确率与训练环境相比下降了 50% 以上, 采用迁移学习后, 分类精度提高到 98%, 与实测环境基本一致。这一结果验证了迁移学习能够有效地消除现有模型中包含的环境噪声, 用较少的数据和较短的训练时间来更新已有的模型以适应新的环境。

城市电磁环境噪声复杂多样, TDOA 的定位性能往往依赖于对噪声环境的分析和处理, 传统的定位方法一方面难以在某一实际地理环境中对噪声误差的分布进行建模分析, 另一方面构建的噪声模型在新的环境中不一定适用, 而深度学习和迁移学习正是解决这两大难题的良药<sup>[71]</sup>。深度学习可以在有目标位置标签的定位场景中深入挖掘和学习复杂噪声环境的特征, 刻画其丰富的数据信息, 更好地拟合噪声分布。而迁移学习则可以将已有的模型应用在某些无目标位置标签或已知信息较少的新环境中, 降低训练成本, 提高定位算法的普适性。深度学习和迁移学习不仅在 TDOA 无源定位视距与非视距传播的识别和分类中表现出了明显的优势, 在 TDOA 无源定位过程的其他环节中也具有实用性和有效性。

### 3.2 校正时差测量误差

时钟同步不准、时延估计偏差、基站位置误差和噪声环境影响都会导致 TDOA 测量产生误差, 传感器网络负担过载或遭受攻击还可能会导致 TDOA 数据丢失, TDOA 值是定位必需的基础数据, 减小 TDOA 测量误差的影响对于提高定位精度尤为重要。深度学习能够充分学习数据中复杂多样的特征, 进而校正 TDOA 测量误差。

文[72]首先根据已知目标和基站位置计算 TDOA 理论值,并得到已知目标信号到达基站的 TDOA 测量值,然后对二者求差,计算 TDOA 差值;然后将 TDOA 测量值和对应的 TDOA 差值输入深度神经网络进行训练;测试阶段,输入未知目标的 TDOA 实测值,网络输出 TDOA 差值,二者求和即可校正 TDOA。仿真实验结果表明采用深度神经网络, TDOA 误差下降了 50% 以上。

文[73]利用深度学习来解决异步定位中的时差测量误差或数据丢失问题。首先通过时差映射得到异步定位模型中的时差测量数据;然后在离线阶段,构建和训练两个 LSTM 网络,第一个 LSTM 是目标状态预测网络,输入相邻时刻的时差测量和理论的差值数据以及目标位置,第二个 LSTM 是 TDOA 预测网络,输入时差测量和理论数据、目标位置以及上一个网络输出的目标状态;在在线阶段,采集和预处理时差数据,将数据送入训练好的网络得到精准预测的 TDOA,解决时差测量误差或数据丢失问题;最后在定位阶段,利用量子行为粒子群优化算法(OPSO)对目标节点进行精确定位。实验验证该深度学习的方法可以预测缺失数据或纠正定位异常值,从当前时差数据和以前的定位信息中获取更

多的定位信息,实时估计定位,提高定位精度。

### 3.3 端到端定位

TDOA 无源定位的最终目的是得到目标辐射源的位置坐标,深度神经网络的黑盒特性为这种端到端需求提供了解决方法。训练合适的网络结构,输入原始信号或 TDOA 值,可以直接输出目标的位置坐标,例如文[74]向神经网络输入原始声音信号,输出声源位置坐标,文[75]提出一种基于 TDOA 的声源定位方法,向训练好的神经网络输入到达时间差,输出得到声源位置坐标。但这种端到端的深度学习定位方法,需要大量有位置坐标标签的原始数据,数据采集和标记任务较为繁重。

文[76]利用深度学习的方法研究多源定位的位置坐标求解和排列组合问题,向神经网络输入原始信号,输出基于分类的区域粗略解和基于回归的坐标精确解,二者相互关联,这种端到端的设计有助于同时定位多个目标源,还可以避免排列问题。

### 3.4 机器学习提升 TDOA 无源定位性能的具体表现

对于 TDOA 无源定位来说,最直观最重要的一个性能指标就是定位误差的大小。表 4 列出了部分文献中与传统优化算法相比,机器学习在提升 TDOA 无源定位性能中所发挥的作用。

表 4 机器学习在提升 TDOA 无源定位性能中所发挥的作用  
Tab.4 The role of machine learning in improving TDOA positioning performance

在定位中的应用场景	定位方法比较	定位性能比较
视距/非视距传播的识别	传统解算算法与采取了机器学习中 SVM 方法处理非视距传播的解算算法	应用 SVM 能在非视距传播占比 10% 的情况下定位误差从 3.95 m 减小到 1.17 m,定位性能提高 50% 以上 <sup>[65]</sup>
	机器学习中 SVM、RF 和 MLP 方法	SVM 分类准确率最低,为 82%; RF 和 MLP 分类准确率可以达到 90%。一般来说,分类准确率越高,定位性能提升越高 <sup>[69]</sup>
校正时差测量误差	传统解算算法与采取了神经网络处理非视距传播的解算算法	定位误差从 239 m 减小到 61 m,定位性能提高 70% 以上 <sup>[72]</sup>
	未采用深度学习的定位优化算法与采用 CNN 和 LSTN 相结合的深度学习的定位算法	室内场景中定位误差从 0.5 m 减小到 0.2 m,定位性能提高 50% 以上 <sup>[73]</sup>
端到端定位	传统的基于优化理论的数据恢复方法与基于深度学习的数据恢复方法	定位误差由 1.23 m 减小到 0.26 m,定位性能提高 80% 以上 <sup>[77]</sup>
	传统的 TDOA 解算方法、支持向量机回归的解算方法以及神经网络学习的方法	在经度上定位误差分别为 2.2 m、0.8 m 和 0.6 m;在纬度上定位误差分别为 16.9 m、8.8 m 和 6.3 m;在高度上定位误差分别为 3 825 m、6.4 m 和 0.6 m;应用机器学习定位性能提升显著 <sup>[66]</sup>

在识别视距与非视距传播以提高定位性能的研究中,文[65]通过比较传统 TDOA 无源定位解算算法与采取了机器学习中 SVM 方法处理非视距传播的解算算法,得出应用机器学习能在非视距传播占

比 10% 的情况下减小 50% 的定位误差的结论。在应用机器学习的方法校正时差测量误差的研究中,文[72]验证了与不采用神经网络校正误差的传统算法相比,机器学习方法能够将误差减小 70%

以上;文[73]则证明了所提出的深度学习的方法与未采用深度学习的优化算法相比能够将定位误差减小 50% 以上;文[77]提出的数据补全与去噪的深度学习方法与传统的基于优化理论的数据恢复方法相比,误差减小了 80% 以上。在应用机器学习进行端到端定位的研究中,文[78]利用真实数据比较了传统的 TDOA 解算方法、支持向量机回归的解算方法以及深度神经网络学习的方法,其中后两种为机器学习方法,结果表明机器学习能够显著减小定位误差,在经纬度坐标方面能够减小 50% 以上,在高度方面,定位误差大从近 4 000 m 降低到 10 m 以内。

此外,随着深度学习、迁移学习以及强化学习的进一步发展,机器学习应用于定位的场景趋于丰富。文[79]提出网格分割的概念,利用半监督迁移学习确定有标签数据和无标签数据的关系以生成虚拟标签,应用于难以采集所有有标签数据的场景,降低采集样本的硬件成本,提高定位精度。实验证明与传统的有监督 SVM 方法相比,定位误差可以从 20 m 左右降低到 5 m 左右。文[80]采用强化学习的方法,寻求 TDOA 基站的最优分布,实验证明,在演化优化算法粒子群方法<sup>[64]</sup>无法得到最优分布的情况时,该方法能够提供有效的基站几何分布,以达到要求的定位精度。

## 4 未来发展机遇

1) 学习传播信道和噪声环境。减小 TDOA 测量误差和各类噪声的干扰是定位研究的热点问题,但通过模拟仿真得到的噪声环境与实际噪声环境相差较大,导致很多研究的方法在实际应用中效果较差。利用深度学习的方法直接在实际场景中学习传播信道和噪声环境,引入地理特征,建立真实场景的模型,使得所研究的方法技术在实际应用中也能有较好的定位性能。

2) 提高定位算法的普适性。进一步利用深度学习和迁移学习,使得在某一环境中训练好的网络和算法能够适用于相似的新环境中且保证一定的定位精度。比如,在某一城市环境中已完成网络训练,定位精度有所提高,将该网络应用于另一城市

环境中,无需大规模采集和训练数据,在保证精度的要求下提高训练和定位效率。

3) 优化机器学习模型的结构和规模。现阶段研究表明,越复杂越深的模型结构未必能实现高精度的定位性能,同时结构和规模的复杂性还会影响到定位的计算复杂度和无线传感器网络的效率,未来期望研究机器学习如何实现自动调参和自动学习网络结构,根据定位场景自适应的优化网络结构和规模,提高定位性能。

4) 由静态定位向动态决策发展。为实现在传感器网络中对目标进行精确的跟踪定位,考虑利用强化学习的方法,通过设置动作、决策和奖励,在某一步动态跟踪中调度基站并设计几何分布,形成最佳定位基站集合来实现对目标辐射源的实时定位,并期望使用尽可能少的基站个数,以提高定位效率,减小定位成本。

5) 半监督学习和无监督学习的应用。一方面,军事对抗中的定位任务往往是紧急突发的,对定位的实时性要求较高,通常没有足够的时间对采集和处理的数据进行标记。另一方面,在敌我争夺阵地过程中,我方并非能占据所有有利区域,无论是设置基站位置,还是进行数据采集,都有一定难度。在样本数据较少的情况下,研究无监督学习和半监督学习意义重大。

## 5 结论

本文首先阐述了现代信息社会中定位的丰富应用,然后比较基于 TDOA 的定位方法与其他无源定位方法,总结 TDOA 无源定位方法的优势。接下来重点分析了基于传统优化理论的 TDOA 无源定位方法的应用及所面临的挑战,主要是噪声模型简单难以贴近实际以及方程非线性、非凸性导致解算复杂或无解。然后针对这些挑战,介绍了机器学习方法在 TDOA 无源定位中的研究成果和应用,指明与基于优化理论的定位方法相比,机器学习在助力提升定位性能中所发挥的作用。分析了深度学习、迁移学习和强化学习等方法与 TDOA 无源定位相结合的发展前景。

## 参考文献

- [1] Molisch A F. Wireless communications[M]. 2nd ed. California, USA: John Wiley and Sons Ltd., 2011.
- [2] Khan I, Belqasmi F, Glioth R, et al. Wireless sensor network virtualization: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(1): 553 - 576.
- [3] Dobrev Y, Gulden P, Vossiek M. An indoor positioning system based on wireless range and angle measurements assisted by multi-modal sensor fusion for service robot applications[J]. IEEE Access, 2018, 6: 69036 - 69052.

- [ 4 ] Singh Y, Saha S, Chugh U, et al. Distributed event detection in wireless sensor networks for forest fires[C]//UKSim 15th International Conference on Computer Modelling and Simulation. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 634 – 639.
- [ 5 ] Subedi S, Pyun J Y. A survey of smartphone-based indoor positioning system using RF-based wireless technologies[J/OL]. *Sensors*, 2020, 20(24)[2021-08-02]. <http://www.mdpi.com/1424-8220/20/24/7230>. DOI: 10.3390/s20247230.
- [ 6 ] Khan H, Hayat M N, Rahman Z U. Wireless sensor networks free-range base localization schemes: A comprehensive survey [C]//International Conference on Communication, Computing and Digital Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 144 – 147.
- [ 7 ] 李康, 丁国如, 李京华, 等. 无源定位技术发展动态及其应用分析[J]. *航空兵器*, 2021, 28(2): 104 – 112.  
Li K, Ding G R, Li J H, et al. Development and application analysis of passive localization[J]. *Aero Weaponry*, 2021, 28(2): 104 – 112.
- [ 8 ] 钱志鸿, 孙大洋, Leung V. 无线网络定位综述[J]. *计算机学报*, 2016, 39(6): 1237 – 1256.  
Qian Z H, Sun D Y, Leung V. A survey on localization model in wireless networks[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(6): 1237 – 1256.
- [ 9 ] 汪子嘉. 基于无线传感网的无源定位关键技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2013.  
Wang Z J. Research on key technology of passive locating based on wireless sensor network[D]. Zhengzhou: The PLA Information Engineering University, 2013.
- [ 10 ] Li Y F, Shu F, Shi B H, et al. Enhanced RSS-based UAV localization via trajectory and multi-base stations[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(6): 1881 – 1885.
- [ 11 ] Tomic S, Beko M, Dinis R. 3-D target localization in wireless sensor networks using RSS and AoA measurements[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(4): 3197 – 3210.
- [ 12 ] Lin C H, Chen L H, Wu H K, et al. An indoor positioning algorithm based on fingerprint and mobility prediction in RSS fluctuation-prone WLANs[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(5): 2926 – 2936.
- [ 13 ] Xu C, Wang Z, Wang Y H, et al. Three passive TDOA-AOA receivers based flying-UAV positioning in extreme environments [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(16): 9589 – 9595.
- [ 14 ] Tran X L, Vesely J, van Doan S, et al. Estimation of target position from a moving passive system using the differential Doppler method[C/OL]//17th International Conference on Mechatronics-Mechatronika. Piscataway, USA: IEEE, 2016[2021-05-04]. <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7827856>.
- [ 15 ] Zhang H W, Zheng Z, Wang W Q, et al. Source localization using TDOA and FDOA measurements under unknown noise power knowledge[J]. *IET Signal Processing*, 2020, 14(7): 435 – 439.
- [ 16 ] Kalpana R, Baskaran M. TAR: TOA-AOA based random transmission directed localization[J]. *Wireless Personal Communications*, 2016, 90: 889 – 902.
- [ 17 ] He C W, Yuan Y B, Tan B F. Alternating direction method of multipliers for TOA-based positioning under mixed sparse LOS/NLOS environments[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 28407 – 28412.
- [ 18 ] Gaber A, Omar A. A study of wireless indoor positioning based on joint TDOA and DOA estimation using 2-D matrix pencil algorithms and IEEE 802.11ac[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(5): 2440 – 2454.
- [ 19 ] Irusta U, de Gauna S R, Ruiz J. et al. A variable step size LMS algorithm for the suppression of the CPR artifact from a VF signal[C]//Computers in Cardiology. Piscataway, USA: IEEE, 2005: 179 – 182.
- [ 20 ] Padois T, Doutres O, Sgard F. On the use of modified phase transform weighting functions for acoustic imaging with the generalized cross correlation[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2019, 145(3): 1546 – 1555.
- [ 21 ] 马雯, 黄建国. LMS 自适应时延估计法在被动定位系统中的应用研究[J]. *船舶工程*, 2000(6): 50 – 53.  
Ma W, Huang J G. Application of LMS adaptive time delay estimation method to passive positioning system[J]. *Ship Engineering*, 2000(6): 50 – 53.
- [ 22 ] Li X L. On correcting the phase bias of GCC in spatially correlated noise fields[J/OL]. *Signal Processing*, 2021, 180[2021-06-20]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168420304035>. DOI: 10.1016/j.sigpro.2020.107859.
- [ 23 ] Cobos M, Antonacci F, Comanducci L, et al. Frequency-sliding generalized cross-correlation: A sub-band time delay estimation approach[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2020, 28: 1270 – 1281.

- [24] Ho K C. Bias reduction for an explicit solution of source localization using TDOA[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(5): 2101–2114.
- [25] Yang K, An J P, Bu X Y, et al. Constrained total least-squares location algorithm using time-difference-of-arrival measurements [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, 59(3): 1558–1562.
- [26] Apolinário J A, Yazdanpanah H, Nascimento A S, et al. A data-selective LS solution to TDOA-based source localization[C]// *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 4400–4404.
- [27] Chan Y T, Hang H Y C, Ching P C. Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2006, 55(1): 10–16.
- [28] Chan Y T, Ho K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(8): 1905–1915.
- [29] Foy W H. Position location solution by Taylor-series estimation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1976, AES-12(2): 187–194.
- [30] Hua C, Zhao K, Dong D N, et al. Multipath map method for TDOA based indoor reverse positioning system with improved Chan-Taylor algorithm[J/OL]. *Sensors*, 2020, 20(11)[2021–06–20]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/11/3223/html>. DOI: 10.3390/s20113223.
- [31] Chen X, Wang D, Yin J X, et al. Performance analysis and dimension-reduction Taylor series algorithms for locating multiple disjoint sources based on TDOA under synchronization clock bias[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 48489–48509.
- [32] Qu J S, Shi H N, Qiao N, et al. New three-dimensional positioning algorithm through integrating TDOA and Newton's method [J/OL]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2020[2021–08–04]. <https://link.springer.com/article/10.1186/s13638-020-01684-7>. DOI: 10.1186/s13638-020-01684-7.
- [33] Fang J Q, He Z Y. Robust modified Newton algorithms using Tikhonov regularization for TDOA source localization[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2019, 38: 5342–5359.
- [34] Zou Y B, Wan Q, Liu H P. Semidefinite programming for TDOA localization with locally synchronized anchor nodes[C]//*IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 3524–3528.
- [35] Xu E F, Ding Z, Dasgupta S. Source localization in wireless sensor networks from signal time-of-arrival measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(6): 2887–2897.
- [36] Zou Y B, Liu H P. TDOA localization with unknown signal propagation speed and sensor position errors[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(5): 1024–1027.
- [37] Wang G, Li Y M, Ansari N. A semidefinite relaxation method for source localization using TDOA and FDOA measurements[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(2): 853–862.
- [38] Wang G, Ho K C, et al. Convex relaxation methods for unified near-field and far-field TDOA-based localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4): 2346–2360.
- [39] Rosić M, Simić M, Lukić P. TDOA approach for target localization based on improved genetic algorithm[C/OL]//*24th Telecommunications Forum*. Piscataway, USA: IEEE, 2016[2021–07–15]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7818752>. DOI: 10.1109/TELFOR.2016.7818752.
- [40] de Jong K A. An analysis of the behavior of a class of genetic algorithms systems[D]. Michigan, USA: University of Michigan, 1975.
- [41] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]//*IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*. IEEE World Congress on Computational Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 1998: 69–73.
- [42] Li Q, Chen B X, Yang M L. Improved two-step constrained total least-squares TDOA localization algorithm based on the alternating direction method of multipliers[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(22): 13666–13673.
- [43] Cao J M, Wang Q, Ouyang X X, et al. Multidimensional scaling-based passive emitter localisation from time difference of arrival measurements with sensor position uncertainties[J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(1): 43–50.
- [44] García-Fernández J A, Jurado-Navas A, Fernández-Navarro M, et al. A comparative study between iterative algorithms for TDOA based geolocation techniques in real UMTS networks[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2020, 25: 1290–1298.
- [45] Pospisil J, Fujdiak R, Mikhaylov K. Investigation of the performance of TDoA-based localization over LoRaWAN in theory and

- practice[J/OL]. *Sensors*, 2020, 20(19) [2021-08-02]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/19/5464>. DOI: 10.3390/s20195464.
- [46] 刘念. 基于最优化理论的 NLOS 环境高性能定位算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.  
Liu N. Research on high-performance localization algorithm for NLOS environment based on optimization theory[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.
- [47] Jiang W Y, Ding B G. TDOA localization scheme with NLOS mitigation[C//IEEE 92nd Vehicular Technology Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2020 [2021-08-02]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9348443>. DOI: 10.1109/VTC2020-Fall49728.2020.9348443.
- [48] Jiang H, Xu J, Li Z. NLOS mitigation method for TDOA measurement[C//6th International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 196-199.
- [49] Bordoy J, Schindelhauer C, Zhang R, et al. Robust extended Kalman filter for NLOS mitigation and sensor data fusion[C//IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 117-120.
- [50] Lee K, Oh J, You K. TDOA/AOA based geolocation using Newton method under NLOS environment[C//IEEE International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 373-377.
- [51] Kim J. Tracking a maneuvering target while mitigating NLOS errors in TDOA measurements[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2020, 14(3): 495-502.
- [52] Wang W, Wang G, Zhang F, et al. Second-order cone relaxation for TDOA-based localization under mixed LOS/NLOS conditions[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(12): 1872-1876.
- [53] Zou Y B, Liu H P. An efficient NLOS errors mitigation algorithm for TOA-based localization[J/OL]. *Sensors*, 2020, 20(5) [2021-07-15]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/5/1403>. DOI: 10.3390/s20051403.
- [54] Su Z Q, Shao G F, Liu H P. Semidefinite programming for NLOS error mitigation in TDOA localization[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(7): 1430-1433.
- [55] Zhao W S, Duan X T, Tian D X, et al. An SDP-based TDOA localization method for wireless sensor networks[C//International Conference on Control, Automation and Information Sciences. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 381-386.
- [56] Wang G, So A M C, Li Y M. Robust convex approximation methods for TDOA-based localization under NLOS conditions[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(13): 3281-3296.
- [57] Yuan Y, Shen F, Li X D. GPS multipath and NLOS mitigation for relative positioning in urban environments[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 107. DOI: 10.1016/j.ast.2020.106315.
- [58] Baek J, Lee C E, Park S. Multi-reference based target tracking for TDOA systems[C//IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 279-282.
- [59] Kim Y H, Kim D G, Han J W, et al. Analysis of sensor-emitter geometry for emitter localisation using TDOA and FDOA measurements[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(2): 341-349.
- [60] Zhang T N, Mao X P, Zhao C L, et al. Optimal and fast sensor geometry design method for TDOA localisation systems with placement constraints[J]. *IET Signal Processing*, 2019, 13(8): 708-717.
- [61] Li Z, Zhao Y, Cheng N, et al. Multiobjective optimization based sensor selection for TDOA tracking in wireless sensor network[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(12): 12360-12374.
- [62] Zhao Y, Li Z, Hao B J, et al. Sensor selection for TDOA-based localization in wireless sensor networks with non-line-of-sight condition[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(10): 9935-9950.
- [63] 汪波, 薛磊. 基于遗传算法的 TDOA/AOA 定位系统的最优布站算法[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(24): 219-221.  
Wang B, Xue L. Station arrangement strategy of TDOA/AOA location system based on genetic algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(24): 219-221.
- [64] 周恭谦, 杨露菁, 刘忠. 基于 TDOA 的基站布局对定位精度影响分析[J]. *指挥控制与仿真*, 2017, 39(6): 119-126.  
Zhou G Q, Yang L J, Liu Z, et al. Analysis of the influence of base station layout on location accuracy based on TDOA[J]. *Command Control & Simulation*, 2017, 39(6): 119-126.
- [65] Wu C, Hou H W, Wang W J, et al. TDOA based indoor positioning with NLOS identification by machine learning[C//10th

- International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 1–6.
- [66] Zhu Y P, Xia W W, Yan F, et al. NLOS identification via AdaBoost for wireless network localization[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(12): 2234–2237.
- [67] Jiang C H, Shen J C, Chen S, et al. UWB NLOS/LOS classification using deep learning method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226–2230.
- [68] Suzuki T, Amano Y. NLOS multipath classification of GNSS signal correlation output using machine learning[J/OL]. Sensors, 2021, 21(7) [2021–07–15]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/7/2503>. DOI: 10.3390/s21072503.
- [69] Sang C L, Steinhagen B, Homburg J D, et al. Identification of NLOS and multi-path conditions in UWB localization using machine learning methods[J/OL]. Applied Sciences, 2020, 10(11) [2021–06–18]. <https://www.mdpi.com/2076-3417/10/11/3980>. DOI: 10.3390/app10113980.
- [70] Park J W, Nam S C, Choi H B, et al. Improving deep learning-based UWB LOS/NLOS identification with transfer learning: An empirical approach[J/OL]. Electronics, 2020, 9(10) [2021–06–18]. <https://www.mdpi.com/2079-9292/9/10/1714>. DOI: 10.3390/electronics9101714.
- [71] Li Z W, Xu K, Wang H Y, et al. Machine-learning-based positioning: A survey and future directions[J]. IEEE Network, 2019, 33(3): 96–101.
- [72] Cho J S, Hwang D Y, Kim K H. Improving TDoA based positioning accuracy using machine learning in a LoRaWan environment [C]//International Conference on Information Networking. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 469–472.
- [73] Xue Y, Su W, Wang H C, et al. DeepTAL: Deep learning for TDOA-based asynchronous localization security with measurement error and missing data[J]. IEEE Access, 2019, 7: 122492–122502.
- [74] Tong J J, Zhang Y F. Robust sound localization of sound sources using deep convolution network [C]//IEEE 15th International Conference on Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 196–200.
- [75] Adanur R, Yesilyurt Y, Sisman C, et al. Deep learning for audio signal source positioning using microphone array [C]//7th International Conference on Digital Information Processing and Communications. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 18–22.
- [76] Sundar H, Wang W R, Sun M, et al. Raw waveform based end-to-end deep convolutional network for spatial localization of multiple acoustic sources [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 4642–4646.
- [77] Njima W, Chafii M, Nimr A, et al. Deep learning based data recovery for localization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 175741–175752.
- [78] Adesina D, Adagunodo O, Dong X S, et al. Aircraft location prediction using deep learning [C]//IEEE Military Communications Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 127–132.
- [79] Chen Y S, Hsu C S, Huang C Y. A semi-supervised transfer learning with grid segmentation for outdoor localization over LoRaWans [J/OL]. Sensors. 2021, 21(8) [2021–06–18]. <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/8/2640>. DOI: 10.3390/s21082640.
- [80] Li S X, Liu G Y, Ding S Y, et al. Finding an optimal geometric configuration for TDOA location systems with reinforcement learning[J]. IEEE Access, 2021, 9: 63388–63397.

## 作者简介

王文宇(1998–), 女, 硕士生。研究领域为网络空间安全, 无源定位。

朱 磊(1973–), 男, 博士, 教授。研究领域为网络安全, 网络规划, 系统仿真。

姚昌华(1982–), 男, 博士, 教授。研究领域为无人机集群优化, 无线网络, 网络安全, 数据分析和人工智能。