**基于时间到达量测和非线性缓解的定位技术**

**摘要**

关于利用不同基站使用时间到达量测的无线设备定位已经被深入研究。同时报道了很多带有不同准确度，计算复杂度，先验知识要求以及不同层次的对抗非线性误差健壮性的算法。然而就我们所知，目前仍缺少一个详细统一的关于不同定位算法的综述。本篇文章希望给出这些定位算法的综合的回顾以及他们的技术挑战，并且指出可能的研究方向。首先，我们总结了非线性场景下的下限以及一些接近这些下限的实用算法。然后在给出下限之后，我们分类并总结了不同的缓解非线性误差的技巧我们同样提供了仿真结果来比较不同算法的表现。最后，我们给出了一个表格来归纳这些算法的关键特点。

**关键字**

克拉美罗下限 位置预测 非线性场景 时间到达量测 定位

1. **介绍**

近来，在诸如蜂窝移动网络，无线局域网，无线传感器网络的无线系统中，定位意识获得了极大的关注，因为他能提供大范围的附加应用。为了提升未来的生活质量，基于定位的服务变得越来越重要，如基于定位的社交，广告以及911服务等。例如，基于定位的服务允许使用者有策略的向那些住在附近且已被影响的顾客传达信息。例如，只有当用户进入商城时才会收到优惠劵和电子销售项目。另一方面，基于位置的社交网络可能会进一步增强基于互联网的社交网络服通过允许用户按照偏好和兴趣组成社区，如facebook,friendsters,myspace,等。对于911紧急服务，使用者能够拨打紧急服务使得当地政府精准跟踪并定位使用者的地位，无论在室内还是室外。上文提到的由定位支持的服务使得普遍的定位服务网络成为可能，而这需要无线设备的精准定位。

尽管过去几十年已经深入研究了定位问题，现在仍有许多问题待解决。一个关键的挑战是在密集分布的非线性场景中定位的精准度和效率。非线性场景是指发射器和接收器之间被阻断，而这无论是在室内还是室外都很常见。在这种场景下，全球定位系统即使不是不可能也变得不实用。

之前的一些文章提供了基于角度到达，时间到达，时间差到达以及到达信号强度量测技巧的定位问题的广泛观点。然而，这些工作并没有为了提高由路径阻断造成的衰减表现而研究非线性缓解的技巧。在这篇文章中，我们提供了适用于线性以及非线性场景的基于时间到达量测的综合性研究。对于其他的技巧，感兴趣的读者可以阅读参考文献。

这篇文章的目的有两个。首先，提供一个统一的关于不同时间到达量测技巧的概述以及相关的非线性缓解的方法。其次，研究这些技巧的优劣及内在关联。请注意，需要特定的技术

的基于第一个到达路径的 TOA不在本文范围之内。感兴趣的读者可以阅读参考文献。

本文组织如下。第二节简要回顾了不同的位置估计技术，即TOA，TDOA、AOA、RSS 和基于模式匹配的方法。在第 III 部分中，概述了基于TOA的本地化方案并提出了系统模型以及问题定义。对于其余各节，第四节和第五节专用于LOS场景，而第六节专用于NLOS方案。第四节提供了LOS系统的基本下限并总结一些基于最大似x然ML的关键技术从而接近这些基本界限。第五节提供了基于TOA系统的不同最小二乘法 （LS）估计技术的统一讨论。第六节提供了基本下限及一些用于NLOS的ML技术，第七节是关于在 NLOS 场景中的LS技术，第 九部分是关于鲁棒估计器的NLOS 场景，第十部分是对NLOS缓解技术识别和丢弃类型的回顾。第十一部分研究 FT 分布对本地化的影响准确性。最后，第十二节总结了可用的技术并提供一些结论性意见。

1. **不同定位技术概述**

总的来说，高精度的定位分为两步。1.首先要精准地确定范围（测量两点之间距离的一个动作）2.然后定位（通过三个或以上已知点的交叉确定未知点的位置）。在本部分，讨论了五种常见定位方式的概述。在表格一中展现。

1. 对于TOA方法，距离信息由发送点和接收点之间的传播延迟获得。这个方法可以更具体地分为单路TOA和双路TOA。单路TOA要求发送点和接收点之间地完美同步，而双路TOA并不要求同步。这个方法经常用于蜂窝移动网络，因为在该网络中接收点和基站同步。
2. 对于TDOA方法，和TOA的不同在于该方法用了多个接收点来重建发送点地位置。该方法既可以基于来自单个点地单信号到达多个点的时间差，也可以基于来自单个点地多个信号到达单个点地时间差。该方法要求接收点之间地完美同步但并不要求发送点和接收点之间的同步。TDOA通常应用与无线设备传感器网络中。
3. 对于AOA，节点之间的距离通常是由他们之间的角度确定。该方法主要的缺陷在于它要求一个新的硬件设备-天线阵列及各元素之间最小距离的应用通常会导致额外的花费和更大的节点。另外，这个方法对多路，非线性，矩阵精准度高度敏感。
4. 对于RSS，距离由发送点和接收点之间传播信号的衰减确定。因为距离与衰减之间的关系依赖于通道，可靠的距离预测需要一个准确的传播模型。该方法的优点在于它的花费低而且大部分接收点足以预测。然而，移动点的移动性以及通道不可预测的误差通常会导致距离分析中大的误差。该方法对噪声和干扰高度敏感。因此，RSS并不是准确的方法，它的应用通常限制在那些粗糙定位的情况。
5. 最后对于模式匹配，它利用了不同几何位置点的测量信号的指纹信息来进行位置预测。这种信息通常是位置敏感并且可以在训练阶段收集的。在实际情况下，指纹信息可以用来定位移动节点。指纹信息库通常由来自不同参考点以及不同移动节点的接收信号的强度组成。然而它也具有更细节的指纹信息，如平均过度延时，均方根延时传播，最大过度延时，总接收强度，多路设备数量等。该系统的一个挑战是由通道和环境状况变化引起的，会导致数据库信息不可靠并且需要频繁更新数据库。
6. **基于TOA定位的系统模型**

考虑一个有N个固定终端的无线网络，**x**是移动终端的预测位置，**x\_i**是第i个固定终端的位置，**d\_i**移动终端和第i个终端之间的距离，通常为如下模型

（1）

其中，ti是第i个固定终端信号的TOA，c是光速，di是移动终端和第i个固定终端之间的实际距离，ni是方差为σ的高斯白噪声，bi是正距离误差，由路径阻挡造成。

（2）

对于NLOS的固定终端，偏差通常被建模为指数分布，均匀分布，高斯分布,时间窗口的常数或基于实验测量的模型。通常，模型取决于无线传播路径和特殊的技术（蜂窝移动网络，无线传感器设备网等）。

让

（3）

为移动终端和固定终端之间的实际距离

（4）

为测量距离

（5）

为偏差向量

（6）

为噪声向量的协方差，噪声为独立零均值高斯随机变量。

在没有噪声和NLOS误差干扰下，移动终端和第i个固定终端的实际距离di定义了一个以FTi为圆心的圆

（7）

所有的圆交在一点上，解表达式即可求出MT的准确位置。然而，由于测量噪声和不同FT的NLOS误差的影响，这些也并不交在同一点上，导致了方程式的不一致。

（8）

为了有更紧凑的表达式，我们定义了

（9）

基于TOA的定位预测问题可以被定义为基于FT位置xi的带测量噪声的MT位置x的预测。换种说法，给出一系列等式，提出不同的定位方法来预测MT的位置。在接下来的部分，我们会概述这些方法并讨论他们的优劣。

1. **LOS场景：基本限制和最大似然解决方法**

在本部分，我们会概述算法在LOS场景的下界和最大似然类型。首先，我们定义了最大化测量距离d的条件概率，之后会引出克拉美罗下限并且讨论两个近似克拉美罗下限的次最优解最大似然类型的算法。

1. **最大概率算法**

在没有NLOS偏差的情况下，测量距离**d^**的条件概率密度可以用x表示为

(10)

(11)

其中，

, (12)

最大似然解决方案的x是最大化P(d|x)的x

(13)

注意到x需要在所有可能的移动终端中寻找，而这需要大量的计算。

对于σi^2=σ的特殊情况，ML的解等价于最小化J。为了找到J的最小值，J关于x的微分应该等于0，产生如下公式，

(14)

(15)

而这是非线性等式，因此x不能用线性最小化二乘法法以封闭式求出。同样，（14）和（15）依赖于未知的di。尽管闭合式的解不能求出，近似和迭代的方法可以推导出来，他们可以求得CRLB的渐进解，这会在第八部分讨论。

1. **克拉美罗下限**

基于d^的条件概率密度，我们可以推导出基于TOA的位置预测的CRLB。总的来说，CRLB是一个无差参数的误差估计的方差的理论下限。基于TOA的CRLB通常由下述条件决定。

1. FT的位置2.MT的实际位置和3.测量噪声的方差

CRLB由fisher信息矩阵求出，它的元素定义为

(16)

然后，使用PDF，FIM可以被计算出来如下

(17)

(18)

其中，α为MT 和FT之间的夹角，CRLB由I-1(x)给出。因此，对于任意无偏估计器得到的MT位置x的预测，我们有

(19)

CRLB同样和另一个被定义为几何放大因子（GDOP）的测量矩阵有关。对于方差一致的噪声，GDOP可以定义为

(20)

其中RMSE和RMSE是位置估计和范围估计的均方根误差，σloc是位置估计的标准偏差。GDOP高度依赖于FT和MT的位置。GDOP小于三时是比较好的，大于六时往往意味着一个糟糕的FT的集合布局。如果采用的位置估计器可以到达CRLB，GDOP由下式给出

(21)

(22)

其中

(23)

可实现的位置准确度和MT与FT之间的几何布局之间的关系由（22）式可以明显看出。

1. 仿真结果：不同的MT位置在一个简单的无线位置场景中的CRLB由图可知。四个FT放在[0,0]m,[0,20]m,[20,0]m,[20,20]m并且所有FT的σ都一样。当MT靠近房间中心时，CRLB变小。同样，在四个特殊点，FIM矩阵变为奇异矩阵，无法求逆，解释了图2中的白点。

为了看到在无线场景中GDOP的典型值，图三模拟了一些典型的拓扑节点。MT的三个位置[5,5]m,[25,-25]m,[-50,50]m被纳入考虑。FT1被固定在[20√2,0]m，新的FT被逆时针放在图示圆中。我们考虑三个拓扑节点T1,T2,T3。对每个拓扑，一个新的FT被按,,

增量放置。表示最大FT个数。当MT在[5,5]位置时，GDOP对所有拓扑都小于2而且当更多的FT被放置时，GDOP变得更好。当MT放置在[50,-50]时，GDOP是最差的。对于T3来说可能大于10。结果显示，当我们提升FT的数量时，GDOP可能会小于1，这意味着当测量标准差变小时，位置预测的标准差也在变小。

1. **两步最大似然算法**

尽管CRLB给出了可到达准确度的下限，实际情况中往往很难到达。在特定情况下，早期的基于TOA的位置预测能到达CRLB的方法在[29]中介绍。这是两步最大似然算法,ML的解可以通过下式获得。

(24)

其中，A1和p1被定义如下

(25)

(26)

(27)

(28)

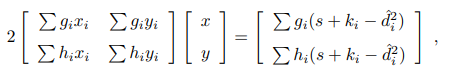
因为B的元素未知，一个近似的解决方案是用测量距离d来代替实际距离作为初始解。之后通过利用初始解重新计算B获得一个更加准确的解，几次迭代就足够收敛了。

1. **近似最大似然算法**

另一个可到达CRLB的基于最大似然的算法在[26]中介绍。4-A部分显示最大似然算法需要实际距离d的情况来求得MT位置的解。假设所有的，[26]提出了在大多数情况下可到达CRLB的AML算法，他们使用等式

(29)

来解（14）和（15）并获得了如下等式

(30)

其中s和k如（9）中定义并且全部是从1到N，且

(31)

注意到，除了s，权重g和h同样依赖于**x**,而这明显是未知的。因此AML技巧首先要获得一个**x的**粗略的初始预测来计算g和h（如使用（37）的预测器）。之后利用LS算法解（30）得到用s表示的x，产生了一个二次方程。之后用根轨迹选择获得一个x的合适解。使用新的解重新计算g和h，几次迭代后即可实现CRLB。

1. **LOS场景：最小二乘法**

在这一部分，我们首先回顾用来预测MT位置的非线性最小二乘法，之后简要讨论一些线性化技巧。

1. **非线性最小二乘法**

NLS是一种著名的用来估计概率分布未知的未知参数的技术，它同样是一种用来估计ML位置的技术，由[30]给出，

(32)

(33)

其中Res是MT位置x的残差权重β用来代表每一个关系的可信度，这产生了带权最小二乘估计法。如果没有可信度的信息，则所有β=1。最小化非线性表达式需要数字的搜索方式，如最速下降法，高斯牛顿迭代法，而这计算成本高而且需要很好的初始值来避免收敛到随时函数的局部最优点。

1. **非线性模型的矩阵表示**

我们可以把（8）中的表达式用矩阵形式替代，在经过一些操作后，我们得到如下[32]，

(34)

其中，

s作为向量的一部分是未知的。在5-E部分我们会展示它如何作为限制条件求出x。在经过进一步的数学操作之后，我们得到替代的LS的解如下，

其中，

注意到上式中x用s的形式表达，产生了一个二次表达式。因此需要用根选择方法找到x[26]。然而因为因为等式的不一致性，（36）是不准确的。尽管如此，它可以作为初始位置的预测来提高更好的算法定位的表现，我们将在下一部分谈到。

1. **通过泰勒展开式线性化NLS解**

非线性表达式d(x)可以用泰勒展开式在参考点x0处展开.如果高阶忽略，我们可以得到如下[33]，

其中d(x)在x0点的雅可比矩阵如下，

为了让(38)有效，参考点x0应该足够接近真实点。把（38）代入（33）我们有了一个可以用矩阵形式表示的线性系统，并且可以用线性LS求解。一个更准确的迭代技术是把这个LS预测作为中间预测，插入（38）并重新线性化这个系统，直到收敛。

1. **一个替代的线性最小二乘解**

在前一部分讨论的非线性模型包含了用x和y的二次形式表示的s,为了获得线性的模型，[34]提出了一种技巧用来取消这些非线性项。通过固定（8）中第r给FT的表达式并从剩余表达式中减去，再重新组织这些项，我们可以得到如下的线性模型。

其中

其中Kr,i=Kr-Ki,r是用来获得线性模型的参考FT。注意到p2中的非线性项，x，y的二次型在p3中取消了。从上述的表达式中，LS的解可以被写为，

注意到（8）式定义了每个FT周围的一个圆，而二次项在（40）中被取消，产生了一个线性表达，可以被视为连接圆的交点的直线，4图是几何表示。

为了获得LLS预测器准确度的更深入的理解，值得分析p3中的扰动。通过把（1）待人并假设偏差项为0，我们有

其中，常数和噪音项由下式给出。

注意到当我们摆脱了二次项s时，p3中的噪声项却变多了。具体来说，我们可以生成随着MT远离FT，上式的准确度在下降，因为有一个与距离有关的噪声项。如果p3->0，所有的线会交于一点。对于LLS-1的MSE的理论偏差，可以参考[35]。

1. 平均技巧：（40）的LLS-1预测器仅仅通过 利用了测量量d因此LLS-1的测量集有效地变成了如下，

注意到因为（46）地有效测量与（1）中的有效测量不同，同样意味着图四中对应的CRLB也会不同，这在[36]中推出。

在[20]提出的另一个LLS方式中，通过把每一个独立等式代入所有其余等式中，获得了N\*（N-1）/2个线性等式。换句话说，在LLS-2技巧中，使用了下述观察来进行位置预测：

和LLS-1相似，在LLS-2中，（42）中的线性LS解被用来获得目标节点的位置。

在（37）提出的第三个LLS技巧中，并没有像LLS-1和LLS-2那样直接获得等式的不同，首先得到了测量距离d的均值，然后从所有其他等式中减去这个平均值，之后像（42）那样获得目标节点的线性LS的解。LLS-3用的观察集可以表示如下，

1. 参考FT选择：LLS-1中任意选择了一个FT，然而观察p中的噪声项，p3中的所有行都与MT和FT之间的距离有关。如果FT远离MT，这意味着p3中的该项噪声更大，降低了预测的准确度。因此，如何选择FT可能会很大程度上影响预测器的均方差。一个简单的技巧选取LOS场景下的FT以改善预测准确度是选择所有距离测量中最小的。参考FT的下标由[38]给出

然后，矩阵A3和向量p3可以通过使用选择的参考FT获得，我们把该预测器称为LLS-RS。举个例子，图一中，FT-1被用来从非线性表达式中获得线性模型因为d1是所有测量距离中最小的。

1. 利用协方差矩阵：尽管参考FT提升了位置预测的准确度，它并没有解释ps各行之间的关系，而这在线性化过程中是相关的。[39]中讨论过，ML预测器是在有相关观测时的最优预测器。首先，考虑对一个LOS场景的（43）中的关系的以下修改，

其中，x是MT的实际位置，因此 =A3x。之后基于（50），这个线性模型的MLE^2可以写为[39],

其中C=Cov（p3），是p3的协方差矩阵。当所有的FT都是LOS场景时，Pn的协方差矩阵可以写为

其中diag{}是对角矩阵。注意到，实际中di并不可用，可以使用有噪声的测量距离分析协方差矩阵。

1. 仿真结果：使用了蒙特卡洛仿真来比较不同的LLS预测器。如图二，4个FT固定在方形房间的角落。图五（ａ）显示了LLS-1的二维MSE，当FT1作为参考点时。我们观察到当MT靠近FT时，MSE在变小。图五（ｂ）中的仿真结果是MT的位置以１０ｍ为间隔在［－４０，４０］之间变化，产生了一个９＊９的MT可能位置的方格。不同方法在方格中所有位置MSE都模拟出来然后做平均处理。结果显示，相比于其他的方法，LLS－１表现最差，LLS-２和LLS-３比LLS-１表现稍好一些，并且他们的MSE一致。然而，他们都没有LLS－RS好。MLE比LLS-RS稍好并且很接近CRLB。
2. **受约束的加权最小二乘法**
3. 提出的受约束最小二乘法应用在（34）中来寻找MT的位置。更具体地说，它使用了s和x之间的关系作为约束条件，并基于拉格朗日多项式发展出了一种方法。受约束的最优化问题被公式化为，

受限于 ，如

其中A1，θ和p1同（35）相同，且

为了确定最优的权重矩阵W，作者检查了p1的干扰。当高信噪比时，我们有，

这表示干扰 = =，而且可以表示为向量形式。干扰的协方差由下式给出，

其中B=diag(d1,d2,....,dn)，最有权重矩阵W= ,注意到它依赖于MT和FT之间的实际距离d，而这时未知的，一个近似的权重矩阵可以通过 获得，而不是B。

CWLS问题可以通过最小化拉格朗日解决，如下，

其中λ时拉格朗日乘子。[32]中显示局部或全局最优解由下式给出，

其中λ由五根等式决定。

在另一个相关工作中，作者提出了协方差塑性（CSLS）来预测位置，当处于低信噪比时，取得的效果要好于其他LS方法。

1. **NLOS场景：基本限制和最大似然解**

在通常情况下，尤其是室内，一些FT和MT之间的直线通道往往会被阻挡。这些NLOS的FT会严重降低预测精准度。最简单的方式来减轻NLOS的影响是识别并舍弃NLOS的FT，然后使用之前讨论的LOS的方法中的一个进行预测。然而，总是有可能误警或漏报，而这回降低准确度。在本部分，我们会回顾替代的减轻NLOS影响的方法。首先会讨论基于ML的方法和NLOS场景下的CRLB。

1. **基于ML的算法**
2. 和[23]讨论了减轻NLOS影响的ML方法，这需要NLOS误差分布的先验知识。例如,[19]提出了一个MT可能位置的解，假设NLOS的偏差为指数分布，参数为λ。因为大多数情况下NLOS偏差比高斯误差大，下式简化假设

其中 是NLOS的FT的数量， 表示LOS的FT的数量。因此，一个简化的ML解如下，

同样有可能获得精确的决定规则考虑高斯和指数分布变量的峰值，有如下的概率密度函数，

其中　　　　表示Q函数，准确的ML解变成，

另一个基于TOA系统利用ML方法的减轻NLOS影响的方法在［２３］中介绍。作者为不同的FT集合考虑了一些假设，之后利用ML原则，选择最好的集合用来预测位置，用来预测位置的最好FT的集合下标由下式给出，

其中 表示被假设为LOS的MT的第i个集合，并且根据先验概率分配γ（i）。同样，

表示第i个假设下Ntrn的TOA测量值与第k个FT相关的估计方差，tk，m表示第k个FT处的第m个TOA测量值。注意到，上述的方法要求Ntrn TOA测量的缓存以便于获得特定FT的噪声数据。一旦利用ML原则选出了LOS的FT的集合，就只使用LOS的FT和ML算法来预测MT位置。[23]的仿真结果显示这产生了更好的准确度相比于[18]中的残差权重方法，而且只比使用真正的LOS的FT要差一些。同样，在低信噪比和小NLOS偏差的情况下，仿真结果显示，不使用任何减轻NLOS的方法可能会好一些，为了不损害准确度。

1. **克拉美罗下限**

在NLOS场景下，克拉美罗下限依赖于是否有NLOS偏差的先验信息。首先考虑没有NLOS偏差先验信息的情况，只直到NLOS的FT。之后，FIM由下式给出，

其中，

是一个 有未知参数的向量，其中，

且，

正如在[42]中讨论的， 可以被写为LOS和NLOS项的形式，其中 和 是单位矩阵和零矩阵。并且，

相似的， 可以被写为NLOS和LOS项的形式，

其中 和 。在一些变换之后。I(xb)可以由下式得到，

注意到（74）既依赖于NLOS又依赖于LOS信号。然而[42]中进一步证明MT位置的CRLB由下式给出，

换句话说，CRLB特别的依赖于LOS信号，如果NLOS的FT可以被准确识别。因此，ML预测器可以在NLOS场景下实现CRLB首先要识别并抛弃NLOS的FT，然后用LOS的FT预测位置，如图六（ａ）中所示。

如果有其他的关于NLOS偏差ｂ的相关信息，可以获得更好的定位准确度。然后，泛化的CRLB可以表达为，

其中　＝　　　，且σ可以看作ｂｉ的方差。作为G-CRLB的上限，当方差无限大时，Ω－＞０时，G-CRLB下降至CRLB（因为实际上没有ｂｉ的信息），MAP预测器可以渐进的到达G-CRLB，它使用了NLOS偏差的数据，如图六（ｂ）。

1. **NLOS场景：最小二乘法**

用来预测位置的LS方法可以修改后一直NLOS偏差的影响，如分配权重。在本部分，会简要讨论带权最小二乘法和残差权重法。

1. **带权最小二乘法**

一个用来减小NLOS影响的简单方式是给NLOS的FT分配更小的权重。假设NLOS的FT测量距离的方差更大，这些方差的逆用来作为（３３）中的可信矩阵。这事实上由如下ML解推出。对于ML算法，位置预测由下式给出，

其中，

如果噪声是高斯分布，我们有，

然后，联合概率函数变成了，

在进一步变换（81）后，ML解变得等价于，

它同样等价于当β= 时WLS的解。

然而，对于静止的MT，TOA测量量的方差对LOS和NLOS来说差别并不是很大。当然，NLOS距离测量偏差可能降低定位准确度。因此，［４３］和［４４］提出了一个替代的带权方法，使用接受信号多路部分的特定数据。具体来说，接收信号的峰度，平均过度延迟和均方根延迟被用来分析接收信号为LOS的似然值似然值然后被用来分析权重β。

1. **残差权重算法**

［１８］提出的残差权重算法是基于这样的观察，当预测MT位置时用到了NLOS的FT，残差会变大。通过假设有超过三个可用FT，RWGH预测MT位置，详述见表２。

［１８］通过仿真展示了RWGH比用MRE选择位置表现的要好。［４５］提出了一个RWGH次优版本，它计算花费小。在那篇文章中，并没有考虑所有FT的组合（如果N很大的话会是一个极大的数）。首先，考虑所有（N-１）FT的组合来计算位置预测的中间值和相应的残差。之后，在N个不同的组合中，表现最好的预测器没有用到的FT被舍弃（对应的组合有最小的残差）。一直迭代该过程直到先定的停止规则（比如到达最小FT个数或残差的改变很小）

1. **NLOS场景：有约束的定位方法**

在本部分，会简要讨论不同类型NLOS缓解算法利用一些和NLOS测量相关的限制条件。

1. **约束LS算法与二次规划**

在４－C部分讨论的二步ML算法对NLOS的影响鲁棒性差。［４６］提出了用于NLOS场景的二次规划法。数学规划公式如下，

其中，A１，ｐ１和θ和（３５）一样。注意到（８６）和（８７）构成了有约束的LS算法，可以用二次规划法解决。CLS的直观解释是（86）找到了MT位置的WLS解，而（87）的约束条件将LOS情况下的等式放宽到了NLOS的不等式。在[46]，引入了进一步修改阶段来包含s和x之间的依赖关系。

1. **线性规划**

在[20]和[47]中引入了线性规划法，它假设有充足的先验知识来确定LOS和NLOS的FT。和确定抛弃算法不同，它并没有抛弃NLOS点，而是用他们搭建了一个MT位置的线性区域。而MT的位置是由线性规划法仅仅利用LOS的FT获得，但是位置必须要在可行区域内。

首先，［２０］用仅利用LOSFT的线性规划法重新表达了（４２）中的LS预测器，目标是在特定约束下最小化线性目标函数，结果显示表现和（４２）近似。

如果第ｉ个FT被确定为NLOS，我们有非线性约束，

这在[46]中被用来公式化二步ML算法的二次规划法（没有假设NLOS的FT被正确确定），为了线性化（88）的约束条件，我们把他们放松为，

其中，i=1,2,....N。本质上来说，上式是为了线性化等式而把圆约束放松为矩形约束，如图七所示。通过定义一些松弛变量，可以把（89）和（90）转化为定义可行域的等式。然后，仅仅用LOS的FT最小化有约束（限制在由LOS和NLOS获得的可行区域内）的目标函数求出MT的位置。

1. **几何约束位置预测**
2. 提出了几何约束预测，它使用了4-C部分的两步ML算法外加一些参数来包含FT的几何关系（仅仅考虑有三个FT的场景）。将三个圆的交点定义为Xa,Xb,Xc。然后，一个被定义为虚拟距离的有约束的损失函数如下，

对于MT的期望位置Xe，我们可以计算出（91）的期望距离 ，其中Ne表示为期望虚拟距离的噪声。，Xe的坐标被选为，

其中，权重由下式获得，

基本上，它假设对于NLOS的FT来说偏差更大。因此（93）定义的权重会把Xe移向NLOS的FT圆的中心。

通过更新A1和p1，这些几何约束条件被包含在4-C中的二步ML算法中。

其中，

这些几何约束条件同样被包含在别的变量中，

然后，[29]中的二步ML算法使用更新后的带几何约束的变量来求解MT的位置。

1. **内点最优化**
2. 提出了一个内点最优化法在有NLOS偏差的情况下找出最优位置预测。利用泰勒近似展开的线性系统，一个线性测量向量被定义如下，

其中H0在（39）中定义。如果忽略NLOS的偏差，无偏差位置预测由[33]给出，

如果偏差向量b已知，一个更准确的无偏差位置预测由下式给出，

其中，

是一个偏移修正值矩阵。然而，实际上b是未知的而且需要预测。为了从（100）中预测b,观测偏差矩阵定义如下，

这可以被简化为z=Sb+w,其中S=I+H0V，而且偏移噪声由下式给出，

然后，有约束的最优化问题被定义为预测NLOS偏差的误差，

其中，B=[l,u]是范围bi的先验知识，下限l>=0上限由ui定义，且Qw是w的协方差矩阵。

为了解决（106）和（107）的带约束最优化问题，[33]使用了IPO法。具体来说，（106）和（107）被修改为，

其中si是松弛变量，gi(bi)是满足gi(bi)>0的障碍函数。一个常用的满足要求的平滑二阶函数是 。然后，（108）和（109）通过最小化拉格朗日函求解，

其中g(b)和s通过堆叠后获得，变成N\*1 向量。注意到对数障碍函数，

确保si=gi(bi)>0且偏差误差一直在[li,ui]。

1. 的解可以通过对b，λ，s做微分并将他们一起求解得到b。一旦得到偏差向量b的预测值，作者将偏差修正矩阵代入（103）利用（102）去计算无偏位置。[33]的仿真结果显示通过IPO得到的结果相比于RWGH和迭代LS算法在NLOS的结果有更好的准确度。
2. **NLOS场景：位置预测的强健预测器**

强健预测器通常被用来抑制数据中的极端值，而且不同类型的强健预测器已经被用来缓解NLOS的影响了。下面简要论述了几个常见的用于NLOS场景的强健预测器。

1. **Huber M-estimator**
2. 预测器是ML类型的预测器，是一类用来缓解NLOS的健壮性预测器。如前所述，ML算法尝试最大化函数，

等价于最小化　　　　。当有极端值时，ML算法不能产生准确的结果。通用的被称作M-预测器的ML算法的形式是由HUBER于１９６４引入且是为了最小化

其中ρ（）是凸函数。对于HUBER　M-预测器来说，ρ（）被定义为，

不是严格凸函数，因此最小化目标函数导致了彼此靠近的多个解。

在［５１］中，M-预测器被用来预测MT的位置，产生了，

仿真结果显示，M-预测器比传统的LS预测器表现要好，尤其是对大NLOS偏差误差来说。如果M-预测器与ｂｏｏｔｓｔｒａｐ结合，准确度可以进一步提高。

1. **最小中位数平方**

［３７］提出了最小中位数平方来缓解NLOS影响，这是最常用的健壮性适应算法之一。它可以容忍高达５０％的极端值。用LMS预测的MT的位置由下式表示，

其中　　　　是所有可能ｉ的中间值。因为（１１６）的计算量过大，［３７］提出了一个低计算复杂度的方案，即使用ｘ的随机子集去获得一些候选的ｘ，并选择残差中值最小的一个作为解。需要注意的是，[37]在安全方面使用了LMS算法，在对定位系统存在某些攻击时，某些度量可能是异常值。在[52]中报告了一种使用LMS算法进行NLOS缓解目的的并行方法。

**C.其他健壮性预测选择**

除了上述讨论的M预测和LS预测外，[53]还有其他的健壮性预测。就我们所知，并没有详细讨论缓解NLOS影响。最小修剪方差（LTS）打算最小化最小残差n的平方和。另一方面，S预测器对异常稳健但它并不像M预测器那样高效。它希望找到一条最小化残差范围健壮性预测的线。最后，MM预测器可以被视为M预测器，由S预测器给出的协方差开始。和其他两个预测器相比，MM预测器有更大的计算复杂度，但同时更健壮也更高效。

还有一些其他的参数化的鲁棒回归方法，用重尾分布代替正态分布，以模拟离群值。例如，在贝叶斯鲁棒回归算法中，t分布可以是一个很好的分布。或者，可以考虑具有不同方差的零均值高斯分布（即污染正态分布）的混合来建模存在NLOS偏差时的噪声，例如

其中，第二个高斯分布旨在捕获异常值，而 是一个小数(通常小于0.1)，这描述了异常值和常数项c的影响。

1. **NLOS场景：基于识别和丢弃的技术**

正如第六节开始讨论的，减轻NLOS影响的最简单的技术之一是识别NLOS的FT并在定位过程中丢弃它们(即，仅使用LOS的FT找到MT位置)。事实上，图6(a)中所示的[42]的ML估计量和第VI-A节中讨论的[23]的ML估计量也是IAD类型的估计量。此外，如果NLOS的FT的权重设置为0，LOS的FT设置为1，则第七节中讨论的WLS技术也成为IAD类型的技术。

所有这些方法中的一个共同问题是准确的NLOS的FT的识别。在本节中，我们将回顾另一种基于IAD的技术，该技术使用残差测试算法来识别NLOS的FT。

1. **残差测试算法**

在[28]中提出的残差检验(RT)算法属于仅使用LOS的FT进行MT定位的算法组。因此，必须正确识别和丢弃NLOS的FT，如下所示。首先，使用第IV-D节中讨论的AML算法，采用不同的FT组合，

计算了不同的位置估计值ˆxk(k ∈ {1, 2, ..., S0}).对于每个k，归一化残差的平方计算为，

其中，Ix(k)和Iy(k)从（17）中得到，为第k假设的x和y维数的CRLB。不失一般性，s0是所有FT都用于定位的情况。如果第k个假设中的所有FT都是LOS，来自（119），我们有χx(k)∼N（0,1）和χy(k)∼N（0,1）。因此，χ2x(k)和χ2y(k)具有一个自由度的集中式卡方分布。另一方面，如果在第k个假设中至少有一个NLOSFT，则两个随机变量都有非集中的卡方分布，其非中心性参数取决于NLOS偏差。这一观察结果表明，如果χ2x(k)和χ2y(k)（理想情况下应该是相同的）的PDF可以被正确地识别出来，这就可以确定是否所有的FT都是LOS。这可以简单地通过一个阈值测试来实现。例如，对于如[28]中所述的7种FT病例，描述LOS的卡方PDF的适当阈值被确定为2.71。如果该阈值右侧PDF下的面积大于0.1，则确定该随机变量为非集中卡方分布，否则则为集中卡方分布。如果PDF被确定为非集中式的，这意味着至少有一个NLOS的FT。然后，算法形成 集，每个集中有(N−1)FT。对于每组，

得到了xk的估计数。如果使用阈值检验发现这些集合中的任何一个按照集中的卡方分布进行分布，则LOS的FT的数量为(N−1)，并使用该特定集合内的FT来估计MT位置。否则，算法迭代直到最多有三个LOS的FT。因为三个FT并不提供足够数量实现可靠的RT，提出了增量测试程序。它首先需要两个FT，然后将它们与其余的一个FT结合起来，以检查这三个FT是否都是LOS。仿真结果表明，该技术优于Rwgh[18]和CLS[46]算法，当LOS的CRLB的数量大于CRLB总数的一半时，可以实现CRLB。

1. **FT分布对定位精度的影响**

在结束调查之前，最后一个需要讨论的重要问题是关于FT分布对定位精度的影响。根据[21]，[56]中可实现的基本下界，分析了节点位置对精度的影响。在[56]中，作者得出结论，对于无锚定位，如果节点分布在L1×L2的矩形区域内，可实现的精度随着L1→L2（即当区域收敛于一个正方形时）而提高。然而，对于大量的节点，网络形状对可实现精度的影响变得不显著。

在[21]中，提出了一种被称为重新定位的迭代算法来最优地放置参考节点。对于目标节点的固定位置，它会最优地放置参考节点，从而使Cramer-rao边界最小化。并对该算法在目标节点的多个位置（如建筑物内的行走路径）进行了扩展。在[57]中，使用已知的最优解来评估FTs的三维放置的实际方面。考虑了一个在一个立方房间内放置四个FT的示例场景。将所有的FTs放置在一个平面上（例如，房间天花板的四个不同角落）可以产生相对较低的水平稀释的精度(HDOP)，但一个较大的垂直稀释的精度(VDOP)12。另一方面，如果目标节点被放置在一个“尽可能好”的四面体配置中，HDOP相对较小，而VDOP明显小于平面配置。

在[58]中导出了不同数量FT的最优几何形状。一般来说，FTs被放置在一个边角“平均”分布在一个单位球面上的几何图形上。对于N=4、6、8、12、20，这个问题的五个解分别对应于一个四面体、八面体、立方体、二十面体和十二面体，它们也被称为柏拉图固体。此外，任何中心柏拉图固体的叠加产生另一个最优几何[58]。

在[59]，[60]中，作者分析了定位概率与节点分布之间的关系。首先，将这些节点分为l-节点和nl-节点。假设l节点知道它们的位置，而假设nl节点不知道它们的位置（需要定位自己）。

l节点和nl节点在两个节点中的分布维域Sdom⊆r2分别通过泊松点过程ρL和ρNL进行建模。然后，[59]推导出一个随机选择的、覆盖在Sdom上的nl节点被局部化的概率，以及在对数正态阴影衰落场景下，整个nl节点的网络被局部化的概率。

在半径为Rcir的圆形域上， <节点的定位失败概率，每个节点的无线电覆盖半径为Rcir， <节点的kNL的总数和节点总数N的紧密边界如下[60]所示

其中=1−kNL/N是=节点占节点总数的比例，bdrad/Rcir。还提供了对对数正态阴影的扩展和过渡阈值的分析。

1. **总结**

本文对不同的基于TOA的定位和NLOS缓解技术进行了广泛的调查。虽然一些算法可以执行接近CRLB的操作，但它们可能需要较高的计算复杂度和不同的先验信息的可用性。例如，在NLOS的情况下，关于NLOS偏倚的先验信息在许多情况下可能都不可用。在表三中，我们简要总结了不同的技术，以及它们的复杂性和需求。在存在NLOS偏倚的情况下，实用和有效的定位技术仍需进一步的研究。作者相信，这项调查将作为一个宝贵的资源，以评估优点和权衡的不同现有技术的发展并开发更有效实用的NLOS缓解算法的有效技术。