一种采用有源和无源锚点的异构6G网络化感知架构

Qipeng Wang、Liang Liu、Shuowen Zhang、Boya Di 和 Francis C. M. Lau

arXiv:2305.02799v1 [eess.SP] 4 May 2023

摘要

在未来的 6G 感知与通信一体化（ISAC）蜂窝系统中，网络化感知是一种很有前景的技术，能够利用基站（BS）之间的协作实现高分辨率定位。然而，为了充分发挥网络化感知增益而密集部署基站，在实际应用中并非一种具有成本效益的解决方案。受 6G 通信智能反射面（IRS）技术进展的启发，本文研究了部署低成本智能反射面以提高网络化感知锚点密度的可行性。具体而言，我们提出了一种新型异构网络化感知架构，该架构同时包含有源锚点（即基站）和无源锚点（即智能反射面）。在这一框架下，基站通过下行链路发射正交频分复用（OFDM）通信信号，并根据经智能反射面反射或未经智能反射面反射的回波对目标进行定位。然而，在定位中使用无源锚点面临两项挑战。首先，无法利用无源智能反射面与无源目标之间的往返信号来估计二者之间的距离。其次，在对目标进行定位之前，我们并不知道哪个智能反射面距离该目标最近并充当其锚点。本文表明，可以根据基站-目标-基站路径和基站-目标-智能反射面-基站路径的长度，间接估计目标与其关联智能反射面之间的距离。此外，我们提出了一种高效的数据关联方法，用于将每个目标与其关联的智能反射面进行匹配。最后，给出了数值结果，以验证所提出的同时包含有源锚点和无源锚点的异构网络化感知架构的可行性和有效性。

索引词

感知与通信一体化（ISAC）、智能反射面（IRS）、网络化感知、6G、数据关联。

Q. Wang、L. Liu、S. Zhang 和 C. M. Lau 任职于中国香港特别行政区中国香港理工大学电子与信息工程系（电子邮件：qipeng.wang@connect.polyu.hk、 {liang-eie.liu、shuowen.zhang、francis-cm.lau}@polyu.edu.hk）。

B. Di 任职于中国北京 100871 北京大学电子学系（电子邮箱：diboya@pku.edu.cn）。本文部分内容已发表于 IEEE 全球通信大会， 2022 [1] 年 12 月。

I. 引言

A. 研究动机

作为无线技术最重要的两大应用，通信和感知传统上采用各自独立的硬件和频谱进行设计与实现。近年来，学术界和工业界逐渐倾向于在未来的6G蜂窝网络中实现感知与通信一体化（ISAC） [2]–[5], ，其中，得益于毫米波频段的宽带宽，基站（BS）不仅能够发射无线信号，为通信用户传递信息，还能够以高分辨率感知周围环境。在基于6G的ISAC领域，蜂窝通信技术已相当成熟。然而，如何充分利用6G网络以实现最佳感知性能，仍然是一个有待解决的开放性问题。

一般而言，感知可分为基于设备的感知和无设备感知。前者旨在根据锚点与各目标之间传播的单向信号，对具有通信能力的主动目标（例如用户设备）进行定位；后者则可根据这些目标反射的回波信号，对不具备通信能力的被动目标进行定位。本文考虑无设备感知技术，因为它能够广泛用于定位不同类型的目标。具体而言，受云无线接入网（C-RAN）和协同波束成形（CoMP）等协作通信技术的启发——在这些技术中，多个基站联合对用户消息进行编码/解码——本文聚焦于联网无设备感知技术 [6], ：多个基站可共享从回波信号中获取的感知信息，以联合定位目标。当多个基站协同定位多个被动目标时，会出现数据关联问题 [6], [7] ，因为所有基站很难识别属于同一目标的回波。近期研究 [6] 表明，在采用基于距离的三边测量方法时，数据关联不会从根本上影响网络化感知的性能。此外，该研究还提出了一种高效的数据关联算法，使所有基站都能识别各目标的回波信号并对其进行定位。

一般而言，网络化感知性能会随着锚点数量的增加而提升。然而，为了获得联合定位增益而密集部署基站并不划算。近年来，研究人员纷纷开展研究，探索利用智能反射面（IRS）提升 6G 时代的网络覆盖和容量 [8], [9]。由于智能反射面由无源元件构成，因此可以以较低的成本和能耗进行密集部署 [8],

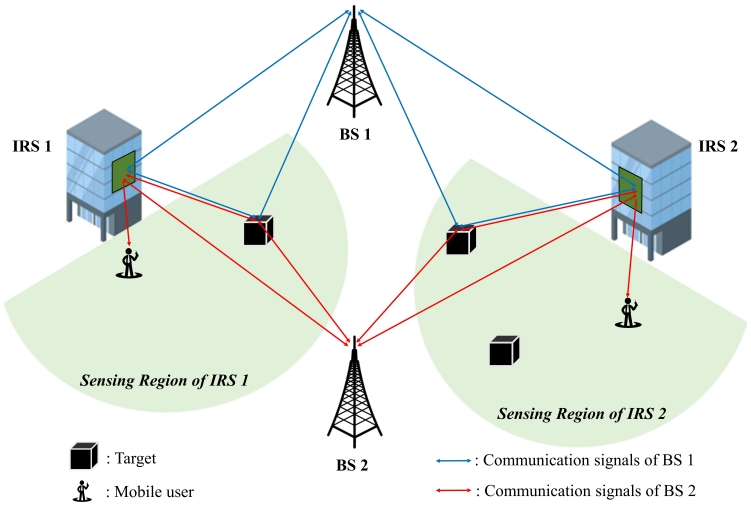


图1. 一个由两个有源基站和两个无源智能反射面组成的网络化感知异构架构示例。

[9]。因此，本文提出一种新颖的异构网络化感知架构，该架构同时包含有源锚点（即基站）和无源锚点（即智能反射面），以提高锚点密度并提升网络化感知增益，如图1所示。我们的目标是阐明如何在上述架构下利用混合锚点对多个目标进行定位，即使部分锚点无法主动发送/接收无线电信号。

B. 相关工作

近期已有文献研究了在基于6G的感知中使用智能反射面的可行性和有效性 [10]–[12]。在基于设备的感知场景下，许多研究探讨了如何利用智能反射面作为定位锚点。具体而言，[13] 考虑了一个基于距离的定位系统，该系统由一个基站、一个具有多个面板的大型智能反射面以及一个待定位的用户设备组成。将基站和智能反射面面板视为具有已知位置的锚点，研究提出了一种高效的两步定位方案：首先，根据信号是否经由智能反射面在基站与用户之间传输的单向信号，估计用户到基站和智能反射面面板的距离；然后，根据上述距离信息估计用户的位置。此外，由于智能反射面可以视为线性阵列，因此还可以估计并利用用户设备与智能反射面之间的角度信息进行定位。沿着这一思路，[14] 考虑了一个由基站、多个智能反射面和一个用户设备组成的基于角度的定位系统。为求解用于估计角度信息的最大似然（ML）问题，研究提出了一种两步算法：首先在离散网格上实施穷举搜索方法，以寻找一些较好的初始点，

然后应用梯度下降搜索方法寻找更优的角度解。随后，可根据用户与不同锚点（即基站和智能反射面）之间的角度对用户进行定位。最后， [15] 和 [16] 提出利用距离信息和角度信息，通过智能反射面对用户设备进行定位。与 [14], 类似，用户设备与智能反射面之间的距离和角度通过一种两步方法进行估计：首先在离散网格上采用穷举搜索方法进行粗略估计，然后通过细化粗略估计得到更优解。另一方面，在无设备感知场景下，一些研究考虑利用智能反射面增强目标回波信号的强度，以获得更好的检测性能 [17], [18]。在这些研究中，提出了各种算法来优化智能反射面的反射系数，从而最大化目标检测概率。

总而言之，在无设备感知场景中，如何利用智能反射面作为锚点来定位多个目标，仍是一个尚未解决的问题。需要注意的是，尽管智能反射面已被用作基于设备的感知中的锚点 [13]–[16], ，但由于以下原因，这些算法无法应用于我们所考虑的联网无设备感知架构。首先，在基于设备的感知中，不同用户设备可以根据各自接收到的信号，独立估计其相对于锚点的角度。每个用户执行如 [13]–[16] 所示的一维搜索，其复杂度是合理的。然而，在基于设备的感知中，基站接收到的信号是多个目标的回波信号叠加而成的。在这种情况下，必须联合估计所有目标的角度信息。如果采用 [13]–[16], 中的方法，就需要通过多维搜索粗略估计不同目标的角度信息，复杂度较高。其次，与基于设备的感知不同，在后者中，发往/来自不同用户设备的信号具有不同的特征；而在无设备感知中，每个基站发出的信号都会被多个目标以相同的特征反射回来。这会导致联网无设备感知中的数据关联问题 [6],[7] ，而 [13]–[16] 并未解决这一问题。

C. 主要贡献

在我们提出的异构网络化感知架构下，本文考虑一种基于6G的感知网络，该网络由两个有源基站、多个无源智能反射面和多个被动目标组成，如图1所示。在下行链路中，基站发送正交频分复用（OFDM）信号，这些信号可通过基站-目标-基站路径和基站-目标-智能反射面-基站路径反射回基站。在本文中，我们假设任意两个智能反射面之间的距离

足够远，使得每个智能反射面覆盖一个独立的感知区域。换言之，每个目标仅位于离它最近的一个智能反射面的覆盖区域内，而其他智能反射面距离过远，无法反射来自该目标或发往该目标的信号。在这种设置下，如果能够测得两个基站及其关联智能反射面到目标的距离，那么它们可作为三个锚点，通过三边测量法对任意目标进行定位。基于这一观察，我们采用两阶段定位协议，根据目标的回波 [6]进行定位。在第一阶段，我们应用OFDM信道估计技术，获取每条基站-目标-基站路径和基站-目标-智能反射面-基站路径的时延（从而得到距离）；在第二阶段，则根据上述距离信息估计目标的位置。然而，由于系统中的锚点是无源的，上述协议面临两项挑战。挑战I：由于智能反射面和目标均为无源，无法利用目标与其关联智能反射面之间的往返信号来估计两者之间的距离。挑战II：在对目标进行定位之前，我们不知道哪个智能反射面离它最近并作为其锚点。本文旨在通过先进的信号处理技术应对上述挑战，从而实现我们提出的异构网络化感知架构。本文的主要贡献总结如下。

首先，我们成功地在所提出的异构网络化感知架构下解决了挑战I。关键思路是，尽管无法根据无源目标与其关联的无源智能反射面之间的往返信号直接获得二者之间的距离，但在我们考虑的系统中可以间接测量该距离。具体而言，如图1所示，通过采用我们提出的OFDM信道估计方法，有源基站可以根据经过这些链路的回波，估计基站-目标-基站路径以及基站-目标-智能反射面-基站路径的长度。此外，基站与智能反射面之间的距离是已知的。因此，对于任意目标及其关联的智能反射面（假设已知这种关联），可以通过从基站-目标-智能反射面-基站路径的长度中减去基站-目标距离和基站-智能反射面距离，计算出二者之间的距离。

其次，我们成功地在所提出的异构网络化感知架构下解决了挑战 II。关键思路是，将一个智能反射面与一个目标关联后，基站 1 可以根据测得的基站 1-目标-基站 1 路径长度，以及基站 1-目标-其关联的智能反射面-基站 1 路径长度，估计该目标与该智能反射面之间的距离；基站 2 也可以用类似方法估计这一距离。如果目标与智能反射面的匹配正确，那么两个基站对该目标与该智能反射面之间距离的估计值应当非常接近。我们指出，可以利用这一特性来解决目标-智能反射面

关联问题。具体而言，在所有基站-目标-基站链路和基站-目标-智能反射面-基站链路的距离均可被完美估计的理想情况下，我们严格证明，能够利用上述特性，以概率 1 正确找出所有目标关联的智能反射面。此外，在距离估计不完美的实际情况下，我们提出了一种基于上述特性的高效方法，用于确定目标-智能反射面关联方案。

第三，通过充分的数值示例，我们表明，在锚点数量相同的情况下，与仅采用有源锚点的传统网络化感知架构相比，我们提出的同时采用有源和无源锚点的异构网络化感知架构性能相近，有时甚至更优。这是因为利用两个基站对目标-智能反射面距离的估计，我们可以显著缩小可行数据关联集的规模，从而更容易找到精确的定位解。这验证了采用低成本智能反射面作为锚点以提升网络化感知增益的可行性和有效性。换言之，在未来的6G网络中，无源智能反射面不仅能提升信道质量以实现高速通信，还能充当锚点，实现超高精度定位。

D. 文章结构

本文其余部分安排如下。第二节介绍系统模型。第三节介绍两阶段定位协议。第四节和第五节分别介绍该协议的距离估计阶段和定位阶段。第六节给出数值结果。最后，第七节总结全文。

II. 系统模型

如图1所示，我们考虑一个智能反射面辅助的基于OFDM的通感一体化系统，其中包括两个基站、 $R \geq 1$ 个智能反射面、 S 个待服务的移动用户以及 K 个待定位的目标。每个基站m 配备一根发射天线、一根通信接收天线和一根感知接收天线，以实现ISAC。此外，每个智能反射面 r 配备 I_r 个反射单元，$\forall r$。在所考虑的系统中，基站通过下行链路发射OFDM信号，为移动用户传递信息，并根据目标的回波对其进行定位；智能反射面则可同时提升移动用户的信道质量，并作为具有已知位置的锚点来辅助目标定位。由于智能反射面辅助通信已得到广泛

研究，本文将重点关注智能反射面辅助感知，以在所考虑的基于OFDM的系统中实现ISAC。

本文假设智能反射面彼此之间的部署距离足够远，因此由于严重的路径损耗，它们针对目标的感知区域互不重叠，如图1所示。多IRS辅助通信的相关文献中普遍采用此类假设 [19], [20], ，其中不同的智能反射面服务于不同的移动用户集合。令 γ_k表示与目标 k 相关联的智能反射面的索引， $\forall k$。那么，只有从目标 k 反射至/来自智能反射面 γ_k 的回波强度足够高，能够被基站检测到；而从目标 k 反射至/来自其他智能反射面的回波则太弱，无法被检测到。在二维（2D）笛卡尔坐标系中，令以米为单位的$(x_m^{\mathrm{B}}, y_m^{\mathrm{B}})$和$(x_r^{\mathrm{I}}, y_r^{\mathrm{I}})$分别表示第 m个基站、 $m = 1$、2和第 r个智能反射面、 $r = 1, \cdots, R$的已知位置，并令以米为单位的$(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}})$表示第 k个目标、 $k = 1, \cdots, K$的未知位置。接着，定义

$$d_{m,k}^{\mathrm{BT}} = \sqrt{(x_m^{\mathrm{B}} - x_k^{\mathrm{T}})^2 + (y_m^{\mathrm{B}} - y_k^{\mathrm{T}})^2}, \quad \forall m, k, \tag{1}$$

$$d_{\gamma_k,k}^{\mathrm{IT}} = \sqrt{(x_{\gamma_k}^{\mathrm{I}} - x_k^{\mathrm{T}})^2 + (y_{\gamma_k}^{\mathrm{I}} - y_k^{\mathrm{T}})^2}, \quad \forall k, \tag{2}$$

$$d_{m,r}^{\mathrm{BI}} = \sqrt{(x_m^{\mathrm{B}} - x_r^{\mathrm{I}})^2 + (y_m^{\mathrm{B}} - y_r^{\mathrm{I}})^2}, \quad \forall m, r, \tag{3}$$

以米为单位，分别表示目标 k 与基站 m之间的距离、目标 k 与其关联的智能反射面 γ_k 之间的距离，以及基站 m 与智能反射面 r之间的距离。如果可以通过目标 k 反射的回波（经由/未经由其关联的智能反射面 γ_k），估计出 $d_{m,k}^{\mathrm{BT}}$'s、 $m = 1$,2 和 $d_{\gamma_k,k}^{\mathrm{IT}}$ ，那么基站 1、基站 2 和智能反射面 γ_k 可以作为三个具有已知位置的锚点，根据 (1) 和 (2) $\forall k$，通过三边测量法确定目标 k 的位置。

为实现上述目标，基站将在下行链路中发射OFDM信号，以便从目标的回波中提取距离信息。令 N 和 Δf 分别表示OFDM子载波的数量和子载波间隔。则总信道带宽为 $B = N\Delta f$ Hz。此外，令 $\mathcal{N}_1$ 和 $\mathcal{N}_2$ 分别表示分配给基站1和基站2的子载波集合。我们假设两个基站被分配了正交子载波，即 $\mathcal{N}_1 \cap \mathcal{N}_2 = \emptyset$ 和 $\mathcal{N}_1 \cup \mathcal{N}_2 = \{1, \cdots, N\}$，以避免小区间干扰 [21]。此外，我们使用 Q 表示OFDM符号的总数。在每个 q 个OFDM 符号时长内，令$s_{m,n}^{(q)}$ 表示第 m 个基站在第 n 个子载波上的信号，其中，当 $n \in \mathcal{N}_m$ 时为 $\mathbb{E}[|s_{m,n}^{(q)}|^2] = 1$ ，以及当 $n \notin \mathcal{N}_m$、 $q = 1$、 $\cdots$、 Q 时为 $s_{m,n}^{(q)} = 0$。进一步令 $\boldsymbol{s}_m^{(q)} = [s_{m,1}^{(q)}, \cdots, s_{m,N}^{(q)}]^T$ 表示第 m 个基站在第 q 个OFDM符号的所有 N 个子载波上的信号。假设每个基站 m、$m = 1$、2 在其分配的所有子载波 $\mathcal{N}_m$ 上以相同功率发射，该功率表示为

p_m。然后，第 q 个 OFDM 符号时长内第 m 个基站的时域下行链路 OFDM 信号表示为

$$\boldsymbol{\chi}_m^{(q)} = [\chi_{m,1}^{(q)}, ..., \chi_{m,N}^{(q)}]^T = \boldsymbol{W}^H \sqrt{p_m} \boldsymbol{s}_m^{(q)}, \quad \forall m, q, \tag{4}$$

其中，$\chi_{m,\ n}^{(q)}$ 表示第 q 个 OFDM 符号时长内由第 m 个基站发送的第 n 个采样点，$\boldsymbol{W} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 表示 $N \times N$ 离散傅里叶变换（DFT）矩阵。在每个 OFDM 符号 q的起始处，插入由 J 个 OFDM 采样点组成的循环前缀（CP），以消除符号间干扰。因此，第 q 个 OFDM 符号时长内由第 m 个基站发送的整体时域信号可表示为

$$\bar{\boldsymbol{\chi}}_m^{(q)} = [\underbrace{\chi_{m,N-J+1}^{(q)}, \ldots, \chi_{m,N}^{(q)}}_{\text{CP}}, \underbrace{\chi_{m,1}^{(q)}, \ldots, \chi_{m,N}^{(q)}}_{\text{pilot or data}}]^T, \quad \forall m. \tag{5}$$

与侧重于经典三边测量定位理论的研究 [6], [22],[23], 类似，我们假设两个基站之间、每个基站与每个智能反射面之间、每个基站与每个目标之间，以及每个目标与其关联的智能反射面之间仅存在视距（LOS）路径。因此，在发射 OFDM 信号 $\bar{\boldsymbol{\chi}}_m^{(q)}$'s、$q = 1, \cdots, Q$ 后，基站 m 可以接收到来自以下四种类型链路的回波。

1. I型链路：从基站 $\bar{m}$ 到基站 m的视距链路，其中 $\bar{m} = 2$ 如果 $m = 1$，否则为 $\bar{m} = 1$。2. II 型链路：从基站 u 经智能反射面 r 再到基站 m的视距链路。由于 $u \in \{1, 2\}$ 和 $r \in \{1, \cdots, R\}$，每个基站 m有 $2R$ 条 II 型链路。3. III型链路：从基站 u 到目标 k 再到基站 m的视距链路。由于 $u \in \{1, 2\}$ 和$k \in \{1, \cdots, K\}$，每个基站 m有 $2K$ 条 III 型链路。4. IV型链路：从基站 u 到目标 k 及其关联的智能反射面 γ_k，再到基站 m的视距链路。由于 $u \in \{1, 2\}$ 和 $k \in \{1, \cdots, K\}$，每个基站 m有 $2K$ 条 IV型链路。

对于 I 型链路，定义 $h_{\bar{m},m}^{\mathrm{I}}$ 为从基站 $\bar{m}$ 到基站 m、$\forall m$ 的信道。对于 II 型链路，定义 $h^{\mathrm{II}}{}_{,u\,m}^{(q)}$、$_r$ 为在第 q 个 OFDM 符号时从基站 u 经智能反射面 r 到基站 m 的级联信道，该信道取决于第 q 个 OFDM 符号时智能反射面的反射单元，$\forall u, m, r, q$。对于 III 型链路，定义 $h_{u,m,k}^{\mathrm{III}}$ 为从基站 u 经目标 k 到基站 m 的信道，$\forall u, m, k$。最后，对于 IV型链路，定义 $h^{\mathrm{IV}}{}_{,u\,m\,k}^{(q)}$、$\gamma_k$ 为在第 q 个 OFDM 符号时从基站 u 经目标 k 及其关联的智能反射面 γ_k 到基站 m 的级联信道，该信道取决于第 q 个

OFDM 符号， $\forall u$、 m、 k、 q。因此，在第 q 个 OFDM 符号时长的第 n 个采样周期内，第 m 个基站的雷达接收天线处的接收信号为

$$y_{m,n}^{(q)} = \underbrace{h_{\bar{m},m}^{\mathrm{I}} \bar{\chi}_{\bar{m},n-l_{\bar{m},m}^{\mathrm{I}}}^{(q)}}_{\textit{Type I Link}} + \underbrace{\sum_{u=1}^{2}\sum_{r=1}^{R} h_{u,m,r}^{\mathrm{II},(q)} \bar{\chi}_{u,n-l_{u,m,r}^{\mathrm{II}}}^{(q)}}_{\textit{Type II Link}} + \underbrace{\sum_{u=1}^{2}\sum_{k=1}^{K} h_{u,m,k}^{\mathrm{III}} \bar{\chi}_{u,n-l_{u,m,k}^{\mathrm{III}}}^{(q)}}_{\textit{Type III Link}} + \underbrace{\sum_{u=1}^{2}\sum_{k=1}^{K} h_{u,m,k,\gamma_k}^{\mathrm{IV},(q)} \bar{\chi}_{u,n-l_{u,m,k,\gamma_k}^{\mathrm{IV}}}^{(q)}}_{\textit{Type IV Link}} + z_{m,n}^{(q)}, \quad \forall m,n,q, \tag{6}$$

其中， $l_{\bar{m},\ m}^{\mathrm{I}}$, $l_{u,\ m,\ r}^{\mathrm{II}}$, $l_{u\ ,\ m,\ k}^{\mathrm{III}}$和$l_{u\ ,\ m,\ k,\ \gamma_k}^{\mathrm{IV}}$ 分别表示从基站 $\bar{m}$ 到基站 m、从基站 u 经智能反射面 r 到基站 m、从基站 u 经目标 k 到基站 m，以及从基站u经目标 k及其关联的智能反射面 γ_k到基站 m的传播时延（以 OFDM 采样点为单位）； $z_{m\ ,\ n}^{(q)} \sim \mathcal{CN}(0, (\sigma_m^{(q)})^2)$表示基站 m 在第 q个 OFDM 符号时长内第 n个采样周期的高斯噪声。

为方便起见，定义

$$\boldsymbol{h}_{u,m}^{(q)} = [h_{u,m,0}^{(q)}, h_{u,m,1}^{(q)}, \cdots, h_{u,m,L-1}^{(q)}]^T, \ \forall u,m,q, \tag{7}$$

为第 q个 OFDM 符号时长内从基站 u 到基站 m 的 L抽头多径信道，其中L 表示可检测路径的数量，时延为 l 个 OFDM 采样点的信道表示为

$$h_{u,m,l}^{(q)} = \begin{cases} h_{\bar{m},m}^{\mathrm{I}}, & \text{if } l = l_{\bar{m},m}^{\mathrm{I}} \text{ and } u = \bar{m}, \\ h_{u,m,r}^{\mathrm{II},(q)}, & \text{if } l = l_{u,m,r}^{\mathrm{II}}, \\ h_{u,m,k}^{\mathrm{III}}, & \text{if } l = l_{u,m,k}^{\mathrm{III}}, \\ h_{u,m,k,\gamma_k}^{\mathrm{IV},(q)}, & \text{if } l = l_{u,m,k,\gamma_k}^{\mathrm{IV}}, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{8}$$

那么，时域接收信号模型（6）等价于

$$y_{m,n}^{(q)} = \sum_{u=1}^{2}\sum_{l=0}^{L-1} h_{u,m,l}^{(q)} \bar{\chi}_{u,n-l}^{(q)} + z_{m,n}^{(q)}, \quad \forall m,n,q. \tag{9}$$

移除 CP 并执行 DFT 运算后，基站 m 在其分配的第 q个 OFDM 符号子载波上的接收信号，即 $\mathcal{N}_m$，可表示为

$$\tilde{\boldsymbol{y}}_m^{(q)} = [\tilde{y}_{m,\mathcal{N}_m(1)}^{(q)}, \cdots, \tilde{y}_{m,\mathcal{N}_m(|\mathcal{N}_m|)}^{(q)}]^T = \sqrt{p_m}\mathrm{diag}(\tilde{\boldsymbol{s}}_m^{(q)})\boldsymbol{G}_m \boldsymbol{h}_{m,m}^{(q)} + \tilde{\boldsymbol{z}}_m^{(q)}, \quad \forall m,q, \tag{10}$$

其中， $\tilde{\boldsymbol{s}}_m^{(q)} = [s_{m,\mathcal{N}_m(1)} \ \cdots, s_{m,\ \mathcal{N}_m\ (|\mathcal{N}_m|)}\ ]^T$是基站 m在第 q 个 OFDM 符号分配的子载波上发送的信号集合，其中第 n 行、第

l 列的元素记为 $G_{m,\ n,\ l} = e^{(\frac{-j2\pi(\mathcal{N}_m(n)-1)l}{N})}$；$\tilde{\boldsymbol{z}}_m^{(q)} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, (\sigma_m^{(q)})^2\boldsymbol{I})$ 是第 m 个基站在第 q 个 OFDM 符号分配的子载波上的噪声。注意，由于基站 $\bar{m}$ 在频域中通过自身的子载波 $\mathcal{N}_{\bar{m}}$ 进行发送，因此它不会对基站 m 在子载波 $\mathcal{N}_m$ 上的接收信号产生影响。

III. 两阶段定位协议

从式（8）可以看出，信道 $\boldsymbol{h}_m^{(q)}{}_{,m}$'s、$m = 1, 2$ 中包含丰富的时延信息，可通过式（10）进行估计。具体而言，如果 $h_m^{(q)}{}_{,m,l} \neq 0$ for some l，则表明存在一条从基站 m 出发，经某个智能反射面/目标再返回基站 m 的路径，其时延为 l个 OFDM 采样点。该路径可能来自 II型链路，其传播时延为从基站m 经某个智能反射面 r 到基站 m 的 $l^{\text{II}}_{m,m,r} = l$；也可能来自 III型链路，其传播时延为从基站 m 经某个目标 k 到基站 m 的 $l^{\text{III}}_{m,m,k} = l$；还可能来自 IV型链路，其传播时延为从基站 m 经某个目标 k 及其关联的智能反射面 γ_k 到基站 m 的 $l^{\text{IV}}_{m,m,k,\gamma_k} = l$。基于这一观察，本文提出了一种两阶段定位协议。在第一阶段（第一阶段）中，每个基站 m 根据回波（10）估计信道 $\boldsymbol{h}_m^{(q)}{}_{,m}$'s，并从估计信道中提取时延信息（进而获得距离信息）。第一阶段结束后，基站 m 可以获得两组包含目标距离信息的集合，即 $\mathcal{D}_m^{\text{III}} = \{\hat{}d^{\text{III}}_{m,1}, \cdots, \hat{}d^{\text{III}}_{m,K}\}$，其中 $\hat{}d^{\text{III}}_{m,k}$ 表示从基站 m 经目标 k 到基站 m, $\forall k$的 III型链路的估计距离；以及 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}} = \{\hat{}d^{\text{IV}}_{m,1,\gamma_1}, \cdots, \hat{}d^{\text{IV}}_{m,K,\gamma_K}\}$，其中 $\hat{}d^{\text{IV}}_{m,k,\gamma_k}$表示从基站 m 经目标 k 及其关联的智能反射面 γ_k 到基站 m, $\forall k$, $m = 1, 2$ 的 IV型链路的估计距离。随后，在第二阶段（第二阶段）中，两个基站将第一阶段获得的距离估计集发送给中央处理器，由其使用三边测量法对目标进行定位。使用基站1、基站2和智能反射面 γ_k 作为三个锚点来定位目标 k 是可行的，具体如下。首先，可根据 $\hat{}d^{\text{III}}_{m,k}$, $m = 1, 2$ 估计目标 k 到基站 m的距离，即 $d^{\text{BT}}_{m,k}$。其次，尽管无法直接估计目标 k 与其关联的智能反射面 γ_k 之间的距离，但可以根据以下方程，利用 III型链路和 IV型链路间接估计该距离。

$$d^{\text{IT}}_{\gamma_k,k} = d^{\text{IV}}_{1,k,\gamma_k} - d^{\text{BT}}_{1,k} - d^{\text{BI}}_{1,\gamma_k} = d^{\text{IV}}_{2,k,\gamma_k} - d^{\text{BT}}_{2,k} - d^{\text{BI}}_{2,\gamma_k}, \quad \forall k, \tag{11}$$

其中，$d^{\text{IV}}_{m,k,\gamma_k}$ 表示从基站 m 到目标 k 的 IV型链路以及从其关联的智能反射面 γ_k 到基站 m的真实距离。在公式 (11) 中，$d^{\text{BI}}_{m,\gamma_k}$ 在已知基站和智能反射面位置的情况下是已知的，而 $d^{\text{IV}}_{m,k,\gamma_k}$可以在第一阶段估计为 $\hat{}d^{\text{IV}}_{m,k,\gamma_k}$。因此，利用目标 k 到基站 1、基站 2 和智能反射面γ_k的距离，我们便能够高效地定位该目标。

然而，我们会遇到所谓的数据关联问题，这在无设备感知中很常见。在第二阶段 [6], , 这种问题在无设备感知中很常见 [22]。在我们所考虑的 IRS辅助感知系统中，数据关联带来两个挑战。首先，尽管可以获得 III型和IV型链路的估计距离，但中央处理器不知道如何将 $\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}$ 和 $\mathcal{D}_m^{\mathrm{IV}}$ 中的每个元素匹配到正确的目标 $m = 1, 2$。其次，根据（11）估计目标 k 与其关联的智能反射面 γ_k 之间的距离时，除了要将 $\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}$ 和 $\mathcal{D}_m^{\mathrm{IV}}$ 中正确的元素映射到目标 k 外，我们也不知道与目标 k 关联的是哪个智能反射面，因为在定位目标 k之前，我们不知道哪个智能反射面离它最近。如果不知道 γ_k，那么根据（11）计算 $d^{\mathrm{IT}}_{\gamma_k,\ k}$ 时，可能会推导出基站 m 与其他某个智能反射面之间的错误距离。此外，在估计出 $d^{\mathrm{IT}}_{\gamma_k,\ k}$ 后，我们可能会错误地使用某个智能反射面 $r \neq \gamma_k$ 作为锚点来定位目标 k。

在本文的其余部分，我们将介绍如何在第一阶段基于（10）估计 III 型和 IV 型链路的距离，以及如何在第二阶段基于三边测量法对目标进行定位时解决数据关联问题。

IV. 第一阶段：基于 IRS开关方案的距离估计

如第三节所述，我们提出的协议第一阶段的目标是首先根据接收信号 (10) 估计多径信道 $\boldsymbol{h}_{m}^{(q)}{}_{,m}$'s，然后根据 (8) 估计 III型链路和 IV型链路的时延/距离。本文采用开关方案，在 $Q = 2$ OFDM 符号期间控制智能反射面，以分别在智能反射面的“关闭”状态下估计 III型信道，并在“开启”状态下估计 IV型信道。在该方案下，在 OFDM 符号 $q = 1$ 期间，所有智能反射面均处于吸收模式（移动用户在该符号时长内不借助智能反射面进行下行通信），因此式 (10) 中基站接收到的频域回波仅由 III型链路贡献；而在 OFDM 符号 $q = 2$ 期间，所有智能反射面均处于反射模式，因此接收回波由 II 型链路、 III 型链路和 IV 型链路共同贡献。

具体而言，当 $q = 1$ 时，由于所有智能反射面均处于吸收模式，我们有 $h^{\mathrm{II}}{}_{,m}{}^{(1)}_{m,,r} = 0$以及 $h^{\mathrm{IV}}{}_{,m}{}^{(1)}_{m\,k,,,\gamma_k} = 0, \forall m, k, r$。在这种情况下，多径信道 (8) 简化为

$$h^{(1)}_{m,m,l} = \begin{cases} h^{\mathrm{III}}_{m,m,k}, & \text{if } l = l^{\mathrm{III}}_{m,m,k}, \\ 0, & \text{otherwise}, \end{cases} \qquad m = 1, 2. \tag{12}$$

由于根据（12），$\boldsymbol{h}_{m}^{(1)}$，$_{m}$'s 是稀疏信道向量，因此我们可以基于（10），通过求解以下问题，使用 LASSO技术对其进行估计。

$$\min_{\boldsymbol{h}_{m,m}^{(1)}} 0.5 \left\| \tilde{\boldsymbol{y}}_{m}^{(1)} - \sqrt{p_m}\text{diag}(\tilde{\boldsymbol{s}}_{m}^{(1)})\boldsymbol{G}_{m}\boldsymbol{h}_{m,m}^{(1)} \right\|_{2}^{2} + \rho \left\| \boldsymbol{h}_{m,m}^{(1)} \right\|_{1}, \tag{13}$$

其中，$\rho \geq 0$ 是用于控制估计信道稀疏性的给定系数。令 $\hat{\boldsymbol{h}}_{m}^{(1)}{}_{,m} = [\hat{h}_{m}^{(1)}{}_{,m,}\mathbf{0}, \ldots, \hat{h}_{m}^{(1)}{}_{,m,L-1}]^{T}$ 表示上述凸优化问题的最优解，$m = 1, 2$。由于 $\hat{\boldsymbol{h}}_{m}^{(1)}{}_{,m}$是有误差的估计，我们基于阈值的策略来估计$\boldsymbol{h}_{m}^{(1)}{}_{,m}$的支撑集。具体而言，当且仅当 $\|\hat{h}_{m}^{(1)}{}_{,m,l}\|_{2} \geq \delta_{1}, \forall m, l$时，我们判定 $h_{m}^{(1)}{}_{,m,l} \neq 0$，其中 δ_1 是给定的某个阈值。然后，对于任意 $l \in \Phi_{m}^{\text{III}} = \{l | \|\hat{h}_{m}^{(1)}{}_{,m,} {}_{l}\|_{2} \geq \delta_{1}\}$，我们判定存在目标$k_{m,l}$，使得从基站 m 到目标$\bar{k}_{m,l}$ 再到基站 m的III型链路距离，即$d_{m}^{\text{III}}{}_{,\bar{k}_{m},l}$，可以估计为 [6]

$$\hat{d}_{m,\bar{k}_{m,l}}^{\text{III}} = \frac{lc_0}{N\Delta f} + \frac{c_0}{2N\Delta f}, \quad m = 1, 2, \tag{14}$$

其中，c_0 表示光速。总而言之，在第一个 OFDM 符号时长之后，每个基站 m 都将获得一个由 III 型链路的距离估计值组成的集合，即，

$$\mathcal{D}_{m}^{\text{III}} = \{\hat{d}_{m,\bar{k}_{m,l}}^{\text{III}} | \forall l \in \Phi_{m}^{\text{III}}\}, \quad m = 1, 2. \tag{15}$$

在 OFDM 符号 $q = 2$ 期间，所有智能反射面均处于反射模式。因此，式（10）中给出的接收信号 $\tilde{\boldsymbol{y}}_{m}^{(2)}$'s 由 II 型链路、III型链路和 IV型链路共同贡献。如式（8）所示，待估计的信道，即 $\boldsymbol{h}_{m}^{(2)}{}_{,m}$'s、$m = 1$、2，具有稀疏性。因此，类似于 $\boldsymbol{h}_{m}^{(1)}{}_{,m}$'s 的估计，我们可以基于接收信号 $\tilde{\boldsymbol{y}}_{m}^{(2)}$'s 应用 LASSO技术来估计 $\boldsymbol{h}_{m}^{(2)}{}_{,m}$'s。然而，当 $q = 2$ 时，我们掌握有关 $\boldsymbol{h}_{m}^{(2)}{}_{,m}$'s 支撑集的一些先验信息。首先，由于我们知道基站和智能反射面的位置，因此 II 型链路的时延是已知的。定义 $\Phi_{m}^{\text{II}} = \{l | \frac{lc_0}{N\Delta f} \leq d_{m,r}^{\text{BI}} \leq (l+1)_{N\Delta f}^{c_0}, r = 1, \cdots, R\}$ 为基站 m, $m = 1$、2 的 II 型链路的时延（以 OFDM 采样点计）的集合。于是，当 $l \in \Phi_{m}^{\text{II}}$ 时，有 $h_{m}^{(2)}{}_{,m,l} \neq 0$。其次，对于 III型链路，其与智能反射面的开关状态无关，并且当 $q = 1$ 和 $q = 2$ 时具有相同的时延，有 $h_{m}^{(2)}{}_{,m,l} \neq 0$，当 $l \in \Phi_{m}^{\text{III}}$ 时。利用上述关于 $\boldsymbol{h}_{m}^{(2)}{}_{,m}$'s 支撑集的先验信息，我们通过求解以下问题 [24]–[26] 来应用加权 LASSO 技术估计 $\boldsymbol{h}_{m}^{(2)}{}_{,m}$。

$$\min_{\boldsymbol{h}_{m,m}^{(2)}} 0.5 \left\| \tilde{\boldsymbol{y}}_{m}^{(2)} - \sqrt{p_m}\text{diag}(\tilde{\boldsymbol{s}}_{m}^{(2)})\boldsymbol{G}_{m}\boldsymbol{h}_{m,m}^{(2)} \right\|_{2}^{2} + \sum_{l=0}^{L-1} \beta_l \left\| h_{m,m,l}^{(2)} \right\|_{1}, \tag{16}$$

其中

$$\beta_l = \begin{cases} \rho_1, & \text{if } l \in \Phi_m^{\text{II}} \cup \Phi_m^{\text{III}}, \\ \rho_2, & \text{otherwise}, \end{cases} \quad \forall l, \tag{17}$$

是一个二值阈值，满足 $\rho_1 < \rho_2$。令 $\hat{\boldsymbol{h}}_{m,m}^{(2)} = [\hat{h}_{m,m,0}^{(2)}, \ldots, \hat{h}_{m,m,L-1}^{(2)}]^T$ 表示上述凸优化问题的最优解，$m = 1, 2$。与第一阶段类似，给定某个阈值 δ_2，定义 $\Phi_m = \{l \| \hat{h}_{m,m,l}^{(2)} \|_2 \geq \delta_2\}$, $m = 1, 2$。然后，若 $l \in \Phi_m$，我们便判定 $h_{m,m,l}^{(2)} \neq 0$。采用二值阈值的目的是确保 $\Phi_m^{\text{II}} \cup \Phi_m^{\text{III}}$ 中的所有元素都包含在集合 Φ_m 中，即可以通过加权 LASSO 技术检测 II 型链路和 III 型链路。定义 $\Phi_m^{\text{IV}} = \{l | l \in \Phi_m \text{ 但 } l \notin \Phi_m^{\text{II}} \cup \Phi_m^{\text{III}}\}$ 为集合，其中包含基站 m, $m = 1, 2$ 处 IV型链路的所有估计时延（以 OFDM 采样点计）。因此，对于任意 $l \in \Phi_m^{\text{IV}}$，我们判定存在一个目标 $k_{m,l}$，使得从基站 m 到目标 $k_{m,l}$ 的 IV型链路距离及其关联的智能反射面 $\gamma_{\tilde{k}_{m,l}}$ 到基站 m的距离，即 $d_{m,\tilde{k}_{m,l},\gamma_{\tilde{k}_{m,l}},l}^{\text{IV}}$，可估计为 [6]

$$\hat{d}_{m,\tilde{k}_{m,l},\gamma_{\tilde{k}_{m,l}}}^{\text{IV}} = \frac{l c_0}{N \Delta f} + \frac{c_0}{2 N \Delta f}, \quad m = 1, 2. \tag{18}$$

总之，在第二个 OFDM 符号时长之后，每个基站 m 都将获得另一组距离，其中包含 IV型链路的估计距离，即

$$\mathcal{D}_m^{\text{IV}} = \{\hat{d}_{m,\tilde{k}_{m,l},\gamma_{\tilde{k}_{m,l}}}^{\text{IV}} | \forall l \in \Phi_m^{\text{IV}}\}, \quad m = 1, 2. \tag{19}$$

V. 第二阶段：数据关联与定位

在第二阶段，我们需要根据第一阶段获得的关于 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$ 和 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}}$ 的信息，对 K 目标进行定位。如第三节所述，定位的主要挑战在于数据关联，即 $\bar{k}_{m,l}$、$\tilde{k}_{m,l}$ 和 γ_k 分别对应 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$ 和 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}}$ 中的哪些信息尚不明确。由于缺乏这些信息，当我们试图利用目标 k 到三个锚点（即基站 1、基站 2 和智能反射面 γ_k）的距离，基于三边测量法对目标 k 进行定位时，我们不知道 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$ 和 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}}$ 中的哪些元素是目标 k的距离，也不知道哪个智能反射面是目标 k的锚点。本节将解决数据关联问题，使三边测量法能够应用于我们所考虑的智能反射面辅助的网络化感知架构中。

A. 数据关联与定位的通用框架

为方便起见，定义 $\lambda_{m,k} \in \{1, \cdots, K\}$，使得从基站$m$ 到目标 k 再到基站 m的路径的估计距离，即式（14）所示的 $\hat{d}_{m,k}^{\text{III}}$，是 $\lambda_{m,k}$中第 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$ 大的元素。此外，定义 $\mu_{m,k} \in \{1, \cdots, K\}$，使得从基站 m 到目标 k 及其关联的智能反射面 λ_m到基站 的路径的估计距离，即式（18）所示的 $\hat{\ }_{,k} \in \{1, \cdots, K\}_{,m}$，是 k，m中第 d_m^{III} 大的元素。

换言之，我们有 $\hat{d}^{\text{III}}_{m,k} = \mathcal{D}^{\text{III}}_m(\lambda_{m,k})$ 和 $\hat{d}^{\text{IV}}_{m,k,\gamma_k} = \mathcal{D}^{\text{IV}}_m(\mu_{m,k})$，$\forall m,k$，其中，对于给定的任意集合 $\mathcal{A}$, $\mathcal{A}(a)$ 表示 a中的第 $\mathcal{A}$ 大元素。根据 $\lambda_{m,k}$'s 和 $\mu_{m,k}$'s 的定义，依据式（11），由基站 m 通过获得的距离信息估计得到的目标 k 与其关联的智能反射面 γ_k 之间的距离表示为

$$\hat{d}^{\text{IT},m}_{\gamma_k,k} = \hat{d}^{\text{IV}}_{m,k,\gamma_k} - \hat{d}^{\text{BT}}_{m,k} - d^{\text{BI}}_{m,\gamma_k} = \mathcal{D}^{\text{IV}}_m(\mu_{m,k}) - \frac{1}{2}\mathcal{D}^{\text{III}}_m(\lambda_{m,k}) - d^{\text{BI}}_{m,\gamma_k}, \quad m = 1,2,\ \forall k, \tag{20}$$

其中

$$\hat{d}^{\text{BT}}_{m,k} = \mathcal{D}^{\text{III}}_m(\lambda_{m,k})/2, \quad \forall m,k, \tag{21}$$

是目标 k 与基站 m 之间距离的估计值，即 $d^{\text{BT}}_{m,\,k}$。因此，$d^{\text{IT}}_{\gamma_k,\,k}$ 有两个估计值，即 $\hat{d}^{\text{IT},\,1}_{\gamma_k,\,k}$，由基站 1 的距离信息 $\mathcal{D}^{\text{III}}_1$ 和 $\mathcal{D}^{\text{IV}}_1$ 得到；以及 $\hat{d}^{\text{IT},\,2}_{\gamma_k,\,k}$，由基站 2 的距离信息 $\mathcal{D}^{\text{III}}_2$ 和 $\mathcal{D}^{\text{IV}}_2$ 得到。

注意，如果已知 $\lambda_{m,\,k}$' 和 $\mu_{m,\,k}$'，则 $k_{m,\,l}$' 和 $k_{m,\,l}$' 已知。因此，我们可以将所有数据关联变量构成的集合定义为 $\mathcal{X}_1 = \{[\lambda_{1,k}, \lambda_{2,k}, \mu_{1,k}, \mu_{2,k}, \gamma_k]|\forall k\}$。此外，将由所有目标位置变量构成的集合定义为 $\mathcal{X}_2 = \{(x^{\text{T}}_k, x^{\text{T}}_k)|\forall k\}$。然后，我们旨在基于以下方程估计数据关联变量和目标位置变量，即 $\mathcal{X}_1$ 和 $\mathcal{X}_2$

$$\frac{1}{2}\mathcal{D}^{\text{III}}_m(\lambda_{m,k}) = \sqrt{(x^{\text{B}}_m - x^{\text{T}}_k)^2 + (y^{\text{B}}_m - y^{\text{T}}_k)^2} + \epsilon_{m,k}, \quad \forall m,k, \tag{22}$$

$$\mathcal{D}^{\text{IV}}_m(\mu_{m,k}) - \frac{1}{2}\mathcal{D}^{\text{III}}_m(\lambda_{m,k}) - d^{\text{BI}}_{m,\gamma_k} = \sqrt{(x^{\text{I}}_{\gamma_k} - x^{\text{T}}_k)^2 + (y^{\text{I}}_{\gamma_k} - y^{\text{T}}_k)^2} + \varsigma_{m,k}, \quad \forall m,k, \tag{23}$$

$$\{\lambda_{m,1}, \cdots, \lambda_{m,K}\} = \{1, \cdots, K\}, \quad \forall m, \tag{24}$$

$$\{\mu_{m,1}, \cdots, \mu_{m,K}\} = \{1, \cdots, K\}, \quad \forall m, \tag{25}$$

$$\gamma_k \in \{1, \cdots, R\}, \quad \forall k, \tag{26}$$

其中，(24) 和 (25) 保证将 $\mathcal{D}^{\text{III}}_m$ 和 $\mathcal{D}^{\text{IV}}_m$ 中的不同元素分配给不同的目标，(26) 保证每个目标都与一个 R 智能反射面相关联，而 $\epsilon_{m,\,k}$ 和 $\varsigma_{m,\,k}$分别表示对$d^{\text{BT}}_{m,\,k}$ 和 $d^{\text{IT}}_{\gamma_k,\,k}$ 进行估计时的未知误差，其中，(21) 中给出了 $\hat{d}^{\text{BT}}_{m,\,k}$，(20) 中给出了 $\hat{d}^{\text{IT}}_{\gamma_k,\,k}$。在定位领域，通常假设距离估计误差服从高斯分布，即$\epsilon_{m,\,k} \sim \mathcal{CN}(0, \hat{\sigma}^2_{m,\,k})$ 和 $\varsigma_{m,\,k} \sim \mathcal{CN}(0, \tilde{\sigma}^2_{m,\,k})$，$\forall m,k$。

一种直接的方法是，对所有满足 (24)、(25) 和 (26) 的可行数据关联解进行穷举搜索，以联合估计 $\mathcal{X}_1$ 和 $\mathcal{X}_2$，并找出能产生最佳定位解的数据关联解。具体而言，定义

$$\bar{\mathcal{Y}} = \{\mathcal{X}_1 | (24),\ (25),\ \text{and}\ (26)\ \text{hold}\}, \tag{27}$$

作为由满足式 (24)、(25) 和 (26) 的所有数据关联解构成的集合。给定任意一个可行的数据关联解 $\mathcal{X}_1 \in \mathcal{Y}$，通过求解以下关于式 (22) 和 (23) 的最大似然（ML）问题，即可获得目标k 对应的定位解[22], [23]

$$\underset{(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}})}{\text{minimize}} \sum_{m=1}^{2} (\hat{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}) + \tilde{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, \mu_{m,k}, \gamma_k, x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}})), \tag{28}$$

其中

$$\hat{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}) = \frac{(\frac{1}{2}\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}(\lambda_{m,k}) - \sqrt{(x_m^{\mathrm{B}} - x_k^{\mathrm{T}})^2 + (y_m^{\mathrm{B}} - y_k^{\mathrm{T}})^2})^2}{\hat{\sigma}_{m,k}^2}, \quad \forall m, k, \tag{29}$$

$$\begin{aligned}&\tilde{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, \mu_{m,k}, \gamma_k, x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}) \\ =&\frac{(\mathcal{D}_m^{\mathrm{IV}}(\mu_{m,k}) - \frac{1}{2}\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}(\lambda_{m,k}) - d_{m,\gamma_k}^{\mathrm{BI}} - \sqrt{(x_{\gamma_k}^{\mathrm{I}} - x_k^{\mathrm{T}})^2 + (y_{\gamma_k}^{\mathrm{I}} - y_k^{\mathrm{T}})^2})^2}{\tilde{\sigma}_{m,k}^2}, \quad \forall m, k,\end{aligned} \tag{30}$$

表示目标 k的估计残差。与 [22], [23], 类似，我们可以采用高斯－牛顿法求解上述非线性非凸问题。令 $(x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k})\ y_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}))$ 表示给定数据关联解所对应的目标 k 的位置解，其中 $\mathcal{X}_{1,k} = [\lambda_{1,k}, \lambda_{2,k}, \mu_{1,k}, \mu_{2,k}, \gamma_k]$, $\forall k$ 表示目标 k的数据关联解。然后，可以通过穷举搜索求解以下问题，以获得最优数据关联解

$$\underset{\mathcal{X}_1}{\text{minimize}} \sum_{k=1}^{K} \sum_{m=1}^{2} (\hat{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}), y_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k})) + \tilde{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, \mu_{m,k}, \gamma_k, x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}), y_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}))) \tag{31}$$

$$\text{subject to}\ \mathcal{X}_1 \in \bar{\mathcal{Y}}.$$

上述问题的目标函数为所有目标的估计残差之和。获得最优数据关联解 $\mathcal{X}_1^*$ 后，可将给定该数据关联解时问题 (28) 的解作为最终定位解。

然而，集合 $\mathcal{Y}$ 中满足 (24)、(25)、(26) 的可行数据关联解数量庞大，求解复杂问题 (28) 的计算复杂度高得难以承受。

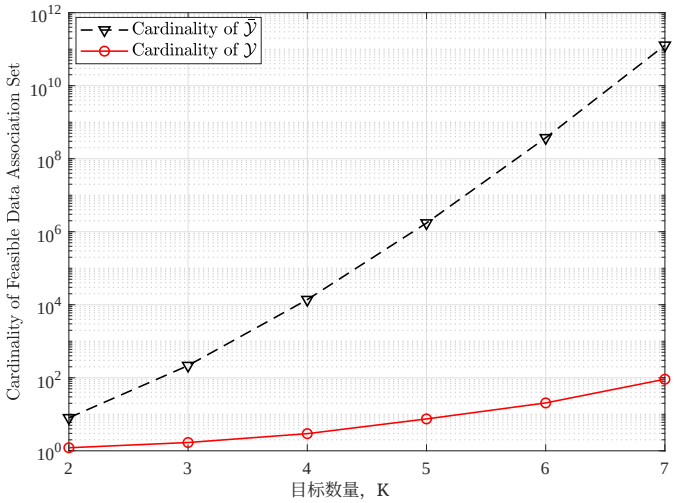


图2. $\bar{\mathcal{Y}}$ 与 $\mathcal{Y}$的基数比较。

所有这些可行数据关联解均需满足问题 (31) 的要求。为应对上述挑战，本文揭示了问题 (31) 的最优数据关联解所具有的一种隐藏特性。该特性蕴含在 (11) 和 (20) 中，但在上述方案中并未得到充分利用。根据 (11) 和 (20)，可以通过两种方法计算目标 k 与其关联的智能反射面 γ_k 之间的距离：一种是利用基站 1 获得的距离集合，即 $\mathcal{D}_1^{\mathrm{III}}$ 和 $\mathcal{D}_1^{\mathrm{IV}}$；另一种是利用基站 2 获得的距离集合，即 $\mathcal{D}_2^{\mathrm{III}}$ 和 $\mathcal{D}_2^{\mathrm{IV}}$。如果第一阶段的距离估计是完美的，那么这两种方法将得到相同的距离估计，如 (11) 所示。在实际中，由于第一阶段的距离估计存在误差，利用基站 1 的距离信息得到的估计值与利用基站 2 的距离信息得到的估计值应当不同，但彼此非常接近。因此，除了 (24)、(25) 和 (26) 外，数据关联解还应满足以下条件

$$\left|\left(\mathcal{D}_1^{\mathrm{IV}}(\mu_{1,k})-\frac{1}{2}\mathcal{D}_1^{\mathrm{III}}(\lambda_{1,k})-d_{1,\gamma_k}^{\mathrm{BI}}\right)-\left(\mathcal{D}_2^{\mathrm{IV}}(\mu_{2,k})-\frac{1}{2}\mathcal{D}_2^{\mathrm{III}}(\lambda_{2,k})-d_{2,\gamma_k}^{\mathrm{BI}}\right)\right|\leq\tau,\ \forall k, \tag{32}$$

其中，$\tau\geq 0$ 是给定的某个阈值。然后，我们定义一个新集合为

$$\mathcal{Y}=\{\mathcal{X}_1|(24),\ (25),\ (26),\ \text{and}\ (32)\ \text{hold}\}. \tag{33}$$

The 因此，可以构建一个新的联合数据关联与定位问题。 s

$$\underset{\mathcal{X}_1,\mathcal{X}_2}{\text{minimize}}\ \sum_{m=1}^{2}\sum_{k=1}^{K}(\hat{f}_{m,k}(\lambda_{m,k},x_k^{\mathrm{T}},y_k^{\mathrm{T}})+\tilde{f}_{m,k}(\lambda_{m,k},\mu_{m,k},\gamma_k,x_k^{\mathrm{T}},y_k^{\mathrm{T}})) \tag{34}$$

受限于 $\mathcal{X}_1\in\mathcal{Y}$.

在下文中，我们给出一个数值示例，以验证使用 (32) 来降低 $\mathcal{Y}$的基数的有效性。在该示例中，我们假设网络中存在一个智能反射面，使得

即 $\gamma_k = 1, \forall k$。换言之，未知的数据关联变量是 $\lambda_{m,k}$'s 和 $\mu_{m,k}$'s，而 $\bar{\mathcal{Y}}$ 的基数为 $(K!)^3$。然而， $\mathcal{Y}$ 的基数取决于距离估计集 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$'s 和 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}}$'s，它们决定了满足 (32) 的数据关联解数量。我们假设两个基站和智能反射面的位置分别为 $(-100, 0)$、(100, 0) 和 (0, 40) 米，而 K 个目标独立且均匀地分布在一个半圆内，该半圆以智能反射面为圆心，半径为 50 米。我们生成了关于目标位置的 10^9 次实现，并针对每次实现，应用第四节提出的方法获得距离估计集 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$'s 和 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}}$'s，其中信道带宽设为 $B = 400$ MHz。获得 $\mathcal{D}_m^{\text{III}}$'s 和 $\mathcal{D}_m^{\text{IV}}$'s 后，通过在 (32) 中设置 $\tau = 1.5$（单位：米）来获得 $\mathcal{Y}$。记录 $\mathcal{Y}$ 在所有实现中的平均基数，其中 K 从 2 变化到 7。图2¯显示了未考虑 (32) 时 $\mathcal{Y}$ 的基数，以及考虑 (32) 后 $\mathcal{Y}$ 的基数。可以观察到，得益于对 (32) 的利用， $\mathcal{Y}$ 的基数显著¯小于 $\mathcal{Y}$ 的基数。注意，给定每个可行的数据关联解，我们都必须求解问题 (28)。因此，在求解问题 (34) 时，利用 (32) 可以显著减少求解问题 (28) 的次数。

令人振奋的是，除了复杂度方面的优势外，正如以下定理所述，通过求解问题（34）进行定位在理论上也是最优的。

定理1：假设第一阶段的距离估计是完美的，使得 $\mathcal{D}_m^{\text{III}} = \{2d_{m,1}^{\text{BT}}, \cdots, 2d_{m,K}^{\text{BT}}\}$and $\mathcal{D}_m^{\text{IV}} = \{d_{m,1}^{\text{BT}} + d_{\gamma_1,1}^{\text{IT}} + d_{m,\gamma_K}^{\text{BI}}, \cdots, d_{m,K}^{\text{BT}} + d_{\gamma_K,K}^{\text{IT}} + d_{m,\gamma_K}^{\text{BI}}\}, \forall m$。此外，假设任意两个智能反射面 $\gamma 1$ and $\gamma 2$ 的固定位置满足 $d_{1,\,\gamma 1}^{\text{BI}} - d_{2,\,\gamma 1}^{\text{BI}} \neq d_{1,\,\gamma 2}^{\text{BI}} - d_{2,\,\gamma 2}^{\text{BI}}$，这表明网络拓扑满足以下两个条件：C1. 任意两个智能反射面都不部署在线段连接的两个基站所构成的垂线上；C2. 任意两个智能反射面都不部署在以两个基站为焦点的双曲线的一支上。然后，如果在通过（1）、（2）和（3）计算 $d_{m,\,k}^{\text{BT}}$'s、$d_{\gamma_k,\,k}^{\text{BI}}$'s 和 $d_{m,\,\gamma_k}^{\text{BI}}$'s 时，目标在网络中独立且均匀分布，那么当 τ 设置为 0 时，几乎必然存在一个满足（ 24 ）、（ 25 ）、（ 26 ）和（ 32 ）的唯一数据关联解 $\mathcal{X}_1$ 。此外，与该唯一数据关联解对应的定位解 $\mathcal{X}_2$ 表明了所有目标的真实位置。

证明：请参阅附录 A。 ■

定理1表明，在第一阶段距离估计完美的理想情况下，问题（34）的最优解几乎必然是正确解。这为我们通过问题（34）对目标进行定位所提出的策略提供了理论依据。在本节的其余部分，我们旨在解决实际情况下的问题（34），其中第二阶段的距离

估计并不完美。具体而言，我们将首先从网络中存在 $R = 1$ 个智能反射面且所有目标均与该智能反射面相关联的特殊情况入手，即 $\gamma_k = 1, \forall k$。在这种情况下，我们只需估计数据关联变量 $\lambda_{m,k}$ 和 $\mu_{m,k}$。然后，基于上述特殊情况的结果，我们将提出一种高效算法，在网络中存在 $R > 1$ 个智能反射面的常规情况下对目标进行定位，此时还需要估计数据关联变量 γ_k。

B. 使用一个智能反射面进行数据关联与定位

首先，我们关注只有一个智能反射面的情况，此时 $\gamma_k = 1$、$\forall k$ 和未知的数据关联变量为 $\lambda_{m,k}$'s 和 $\mu_{m,k}$'s。在这种情况下，给定第一阶段得到的距离估计集 $\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}$'s 和 $\mathcal{D}_m^{\mathrm{IV}}$'s，我们可以找出所有满足 (24)、(25) 和 (32) 的数据关联解，以得到 $\mathcal{Y}$（注意，此处不考虑 (26)，因为我们已知 $\gamma_k = 1$、$\forall k$）。在第一阶段的距离估计完美的理想情况下，定理 1表明 $\mathcal{Y}$ 中只有一个唯一的数据关联解。然而，在第一阶段距离估计不完美的实际情况下，$\mathcal{Y}$ 中存在多个数据关联解。正如图2所验证的那样，由于 $\mathcal{Y}$ 的基数较小，我们可以通过穷举搜索求解问题 (34)。具体而言，对于集合 $\mathcal{Y}$ 中的任意数据关联解 $\mathcal{X}_1$，我们可以应用高斯-牛顿法求解问题 (28)，并找到与该数据关联解对应的定位解，记为 $(x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k})$ $y_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}))$，$\forall k$。搜索完 $\mathcal{Y}$ 中的所有数据关联解后，将导致所有目标的总估计残差最小的解确定为最优数据关联解，并将与该最优数据关联解对应的问题 (28) 的解确定为目标的位置。

实际上，我们可以进一步降低上述穷举搜索算法的复杂度。具体而言，给定任意一个数据关联解 $\mathcal{X}_1 \in \mathcal{Y}$，假设存在一个目标 k，其位置估计满足

$$\sum_{m=1}^{2}(\hat{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}), y_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}) + \tilde{f}_{m,k}(\lambda_{m,k}, \mu_{m,k}, \gamma_k, x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}), y_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1,k}))) \geq \xi, \ \forall k, \tag{35}$$

其中，$\xi > 0$ 为给定的某个阈值。然后，这表明，对于目标 k，采用数据关联解$\mathcal{X}_{1,k}$ 得到的该目标的估计位置非常差，因为相应的估计残差非常大。在这种情况下，对于所有使用该$\mathcal{X}_{1,k}$ 来定位某个目标（不一定是目标 k）的数据关联解 $\mathcal{X}_1 \in \mathcal{Y}$，我们都应将其从$\mathcal{Y}$ 中移除，以确保今后在求解问题 (28) 时不再使用这些解。总而言之，当我们采用穷举搜索方法求解问题 (34) 时，可以持续移除某些

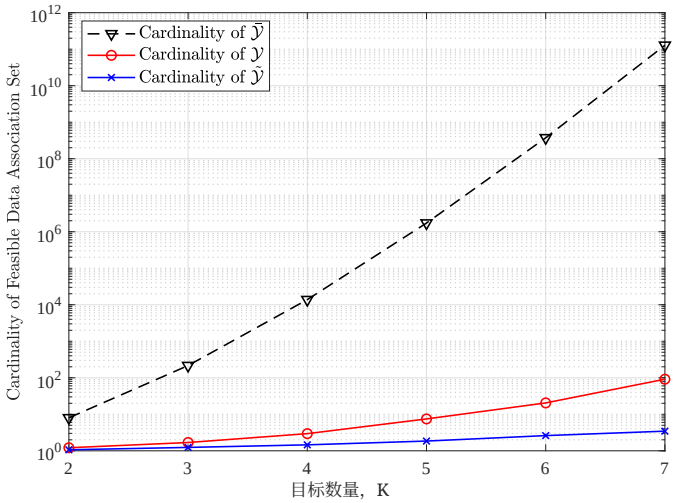


图3. $\bar{\mathcal{Y}}$、 $\mathcal{Y}$ 和 $\tilde{\mathcal{Y}}$ 的基数比较。

$\mathcal{Y}$ 中的不良数据关联解，即我们无需针对 $\mathcal{Y}$ 中的所有数据关联解求解问题 (28)。

为验证上述方法在 $\mathcal{Y}$ 中剔除错误数据关联解的有效性，我们提供了一个数值示例。仿真设置与图2完全相同~。为简单起见，我们将 $\mathcal{Y}$ 定义为 $\mathcal{Y}$ 的一个子集，其中移除了所有针对某个目标 k 满足式（35）的数据关联~解。图3展示了当 K 从2变化到7时， $\bar{\mathcal{Y}}$、 $\mathcal{Y}$、~和 $\mathcal{Y}$ 的基数。可以观察到，通过利用式（35），可行数据关联解的数量能够进一步减少。例如，当 $K = 7$ 时， $\mathcal{Y}$ 中平均约有90个数据关联解，而 $\mathcal{Y}$ 中仅有约4个数据关联解。因此，得益于式（35）的应用，在求解问题（34）时，我们只需少量求解问题（28）。

在仅有一个智能反射面的情况下，用于联合估计数据关联变量和定位变量、求解问题 (34) 的算法总结于算法 1。众所周知，传统三边测量法适用于至少有三个有源锚点的情况，在此情况下，可以轻松估计每个目标到这些锚点的距离。有趣的是，本文表明，三边测量法可以推广到有两个有源锚点（即基站）和一个无源锚点（即智能反射面）的场景。这是因为，如式 (20) 所示，可以间接估计无源目标与无源智能反射面之间的距离。实际上，与基站相比，智能反射面的成本较低，且可以部署在更多地点。因此，借助智能反射面实现网络化感知具有实际应用价值。然而，单智能反射面辅助联网感知的一个局限是

算法1：单 IRS 辅助网络化感知的数据关联与定位算法

输入： $\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}, \mathcal{D}_m^{\mathrm{IV}}, m=1,2$;

初始化：设置 $\gamma_k=1, \forall k$;

1. 获取 $\mathcal{Y}$，其中包含所有满足 (24)、(25) 和 (32) 的可行数据关联解；▷步骤 1

2. 设置 $t=0$；重复直至 $t=|\mathcal{Y}|$：2.1. 考虑 $\mathcal{X}_{(t)_1} \in \mathcal{Y}$，它是 $\mathcal{Y}$ 中第 t 个数据关联解。2.2. 设置 $k=1$；重复直至 $k=K$：i) 给定 $\mathcal{X}_{(t)\,1,k}$，它是 $\mathcal{X}_1^{(t)}$ 中目标 k 的数据关联解，通过高斯-牛顿法求解问题 (28)，得到目标 k 的位置 $(x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1\,k}^{(t)}),\ x_k^{\mathrm{T}}(\mathcal{X}_{1\,k}^{(t)}))$；ii) 如果满足 (35)，则从 $\mathcal{Y}$ 中删除所有将 $\mathcal{X}_{1\,k}^{(t)}$ 用作某个目标的数据关联解的 $\mathcal{X}_1$；iii) 设置 $k=k+1$；2.3 设置 $t=t+1$；▷步骤 2

输出：将使问题（28）的目标值达到最优的数据关联解 $\mathcal{Y}$ 设为最优数据关联解，记为 $\mathcal{X}_1^*$。给定该数据关联解，将问题（28）的解设为最优定位解，记为 $\mathcal{X}_2^*$。▷步骤 3

该架构只能定位靠近智能反射面的目标，因为目标通过智能反射面反射的信号足够强，能够被基站检测到。因此，在下一小节中，我们旨在将所提出的算法推广到多 IRS 辅助网络化感知场景中，在该场景下部署多个智能反射面以扩大覆盖区域，使任意位置的每个目标都靠近某个智能反射面。

C. 多个智能反射面下的数据关联与定位

在存在多个智能反射面的情况下，解决问题（34）所面临的新挑战在于，每个目标 k 与其关联的智能反射面（即 γ_k）之间的映射关系是未知的， $\forall k$。解决 γ_k所引发问题的一种直接方法是采用穷举搜索。具体而言，我们可以找出所有满足（24）、（25）、（26）和（32）的数据关联解，从而得到 $\mathcal{Y}$。然后，利用 $\mathcal{Y}$，我们可以应用算法1来估计目标的位置。

然而，在存在多个智能反射面的情况下，上述方法的复杂度非常高。这是因为在这种情况下，满足（26）的目标-智能反射面关联解数量极其庞大。换言之，随着多个智能反射面的引入， $\mathcal{Y}$ 的基数显著增加。

为解决上述问题，我们旨在揭示关于多智能反射面情况下可行数据关联解的某些隐藏性质，以减少其数量。我们的关键观点是：如果任意两个智能反射面之间的距离足够大，则不同智能反射面的覆盖区域之间不存在重叠，并且每个目标都应与距离其最近的智能反射面相关联。下面我们将说明如何利用上述性质，显著减少可行数据关联解的数量。

具体而言，给定任意 $\lambda_{1,k}$ 和 $\lambda_{2,k}$ 对于某个目标 k，目标 k 对应的估计位置应满足

$$\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_1^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}}-y_1^{\mathrm{B}})^2}=\frac{1}{2}\mathcal{D}_1^{\mathrm{III}}(\lambda_{1,k}), \tag{36}$$

$$\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_2^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}}-y_2^{\mathrm{B}})^2}=\frac{1}{2}\mathcal{D}_2^{\mathrm{III}}(\lambda_{2,k}). \tag{37}$$

注意，对于 $(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}})$，上述方程要么无解，要么有两个（相同或不同的）解。如果给定某些 $\lambda_{1,k}$ 和 $\lambda_{2,k}$ 时，目标 k 的上述方程存在两个位置解，则将 $(x_{k,i}^{\mathrm{T}}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}) y_{k,i}^{\mathrm{T}}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}))$ 定义为第 i 个解，$i=1$、2，并将 $\mathcal{J}_k(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}) = \{(x_k^{\mathrm{T}},1(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}) y_k^{\mathrm{T}},1(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}))$、$(x_k^{\mathrm{T}},2(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}) y_k^{\mathrm{T}},2(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}))\}$ 定义为由这两个解组成的集合。对于式（36）和（37）的第 i 个解，如果它是目标 k的真实位置，则与目标 k相关联的智能反射面（其应为距离目标 k 最近的智能反射面）为

$$\gamma_{k,i}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})=\arg\min_r \sqrt{(x_{k,i}^{\mathrm{T}}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})-x_r^I)^2+(y_{k,i}^{\mathrm{T}}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})-y_r^I)^2},\ i=1,2. \tag{38}$$

可以观察到，对于任意$\lambda_{1,k}$ 和$\lambda_{2,k}$，对于某个目标 k，γ_k至多存在两个可能的取值，即$\gamma_{k,1}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})$和$\gamma_{k,2}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})$。如果不利用每个目标都与距离其最近的智能反射面相关联这一性质，对于任意$\lambda_{1,k}$ 和$\lambda_{2,k}$，如式（26）所示，R 存在γ_k 的可能取值。

综上，通过利用（38），我们可以定义一个集合，用于表示存在多个智能反射面时的可行数据关联解，如下所示。

$$\hat{\mathcal{Y}}=\{\mathcal{X}_1|\mathcal{X}_1\in\mathcal{Y}\text{ and }\gamma_k\in\mathcal{B}_k(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}),\ \forall k,\}, \tag{39}$$

其中，$\mathcal{B}_k(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k}) = \{\gamma_{k,1}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})\gamma_{k,2}(\lambda_{1,k},\lambda_{2,k})\}$。接下来，我们提供一个数值示例，以验证上述方法在降低基数方面的有效性。

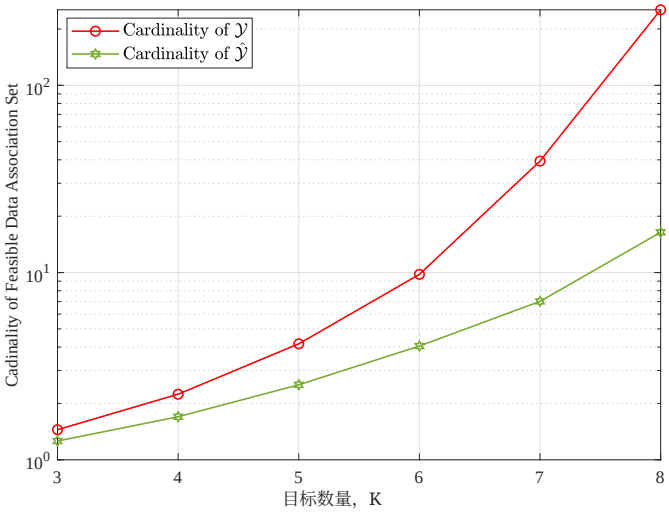


图4. 以下各项基数的比较

$\hat{\mathcal{Y}}$ 和 $\mathcal{Y}$ 在3个智能反射面下。算法2 多智能反射面辅助网络化感知的数据关联与定位算法 输入： $\mathcal{D}_m^{\mathrm{III}}, \mathcal{D}_m^{\mathrm{IV}}, m = 1, 2$;

ˆ1. 根据（39）获得 $\mathcal{Y}$；ˆ 2. 实施算法1的步骤2，其中

将 $\mathcal{Y}$ 替换为 $\mathcal{Y}$;

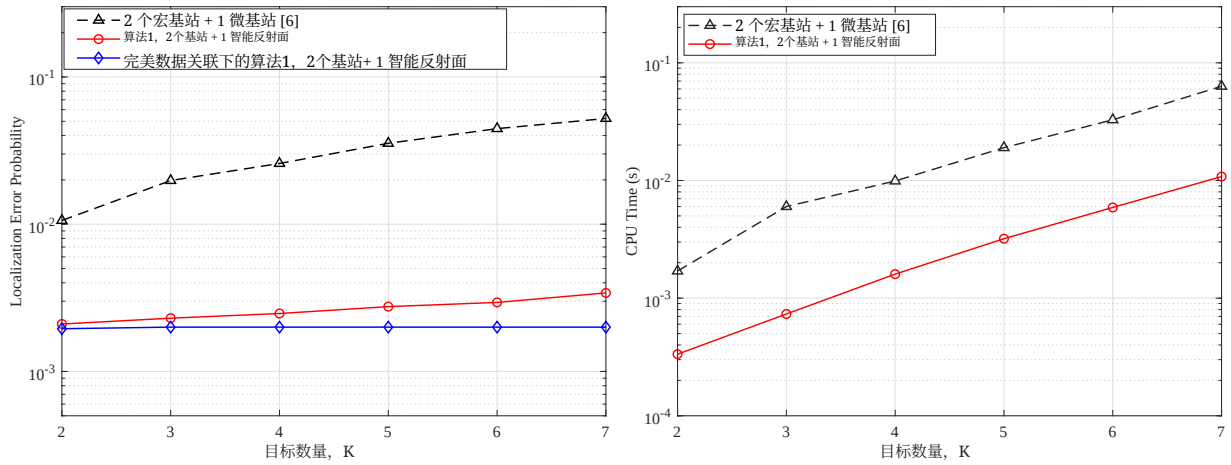
ˆ 输出：在 $\mathcal{Y}$ 中，将使问题 (28) 的目标值达到最优的数据关联解设为最优数据关联解，记为 $\mathcal{X}_1^*$。给定该数据关联解，将问题 (28) 的解设为最优定位解，记为 $\mathcal{X}_2^*$。

多智能反射面情形下的集合 $\mathcal{Y}$。在此示例中，我们假设有 $R = 3$ 个智能反射面，分别位于（-60, 60）、（70,60）和（0, -70）米处。其他仿真设置与图2相同。图4展示了 $\mathcal{Y}$ 和 $\mathcal{Y}$ 在 K取值范围为3至8时的基数。可以观察到，采用（38）显著减少了潜在数据关联解的数量。例如，当 $K = 8$时， $\mathcal{Y}$中约有250个数据关联解，而 $\mathcal{Y}$中只有18个数据关联解。这验证了上述方法的有效性。

ˆ 获得集合 $\mathcal{Y}$ 后，对于存在多个智能反射面的情况，我们可以按照算法1求解问题（34）。该算法总结于算法2中。

VI. 数值结果

本节给出数值结果，以验证所提出的适用于智能反射面赋能的网络化感知的两阶段定位协议的有效性。在这些数值示例中，



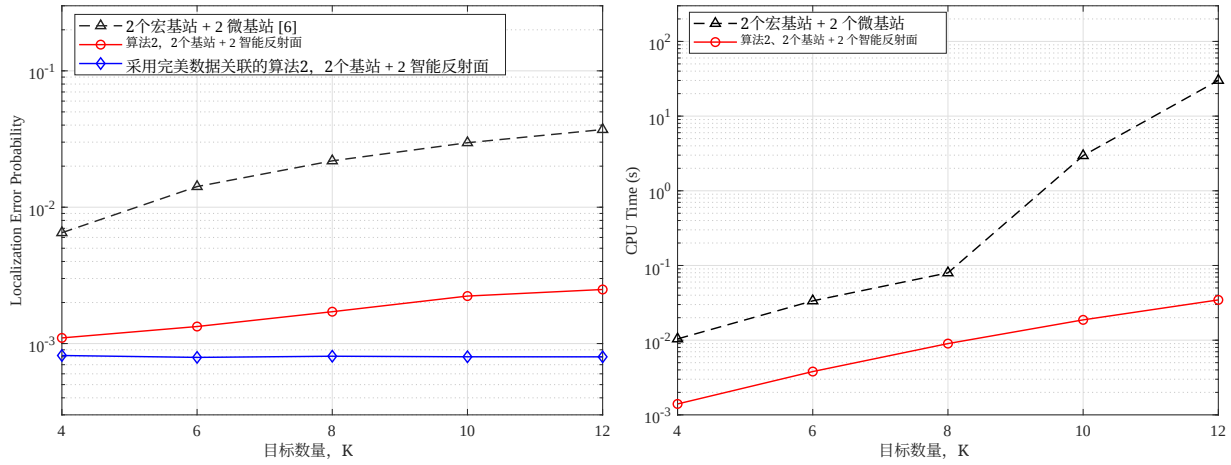
(a) 定位性能　　(b) CPU时间

图5. 单智能反射面辅助无设备感知系统下算法1的评估。

信道带宽为 400 MHz。基站 1 和基站 2 的相同发射功率为 39 dBm。基站处噪声的功率谱密度为 -174 dBm/Hz。假设基站 1 和基站 2 分别位于 (100,0) 和 (-100,0) 米处。此外，给定每个智能反射面的位置后，在以该智能反射面为圆心、半径为 50 米的半圆内随机布置若干目标。为评估所提方案的性能，我们考虑两种基准方案。在第一种基准方案中，我们假设γ_k's、$\lambda_{m,\,k}$'s 和 $\mu_{m,\,k}$'s 的数据关联解均为已知。该方案可提供性能上界，用于评估所提算法的有效性。在第二种基准方案中，我们将无源智能反射面替换为有源微基站，这些有源微基站能够向覆盖区域内的目标发射无线电信号，或接收来自目标的无线电信号（注意，基站 1 和基站 2 能够覆盖所有目标）。在该方案中，我们可以应用 [6] 中提出的算法进行定位。

A. 单个智能反射面下的数据关联与定位性能

首先，我们展示单智能反射面情形下的数值结果，其中智能反射面位于 (0,40) 米处。图5(a)和图5(b)分别展示了当目标数量为2至7时，我们提出的算法1与两种基准方案在定位精度和计算复杂度方面的性能比较。首先，图5(a)展示了算法1和两种基准方案所实现的定位错误概率。这里，将目标定位的错误事件定义为估计位置与真实目标位置之间的距离超过0.8米。在此数值示例中，我们生成了 10^5 组目标位置实现，并记录了错误事件总数



(a) 定位性能　　(b) CPU时间

图6. 多个智能反射面辅助的无设备感知系统中算法2的性能评估。

为 N_{error}。然后，将定位错误概率定义为$\frac{N_{\text{error}}}{K\times 10^5}$。可以观察到，算法1的定位错误概率非常低。此外，智能反射面赋能的网络化感知的定位错误概率低于采用3个基站的传统网络化感知策略。这是因为利用(32)显著减小了包含所有可行数据关联解的集合的基数，如图2所示；而且，从规模较小的集合中找到最优数据关联解的可能性更高。最后，可以观察到，算法1的定位错误概率已非常接近性能上界，该上界是在已知数据关联解的情况下实现的。

其次，图5(b)展示了实现算法1以及文献 [6] 中所提算法（该算法使用3个基站作为锚点）所需的平均CPU运行时间，单位为秒。可以看出，得益于利用(32)缩小由可行数据关联解构成的集合，算法1的计算复杂度要低得多。

B. 多个智能反射面下的数据关联与定位性能

接下来，我们展示多智能反射面场景下的数值结果。假设有2个智能反射面，分别位于$(-60,40)$和$(70,40)$米处。图6(a)和图6(b)分别展示了当目标数量从4到12变化时，算法2的定位精度和计算复杂度。从图6(a)可以看出，与仅有一个智能反射面的情况类似，异构架构下算法2的性能远优于仅使用基站的传统网络化感知策略，并且非常接近具有

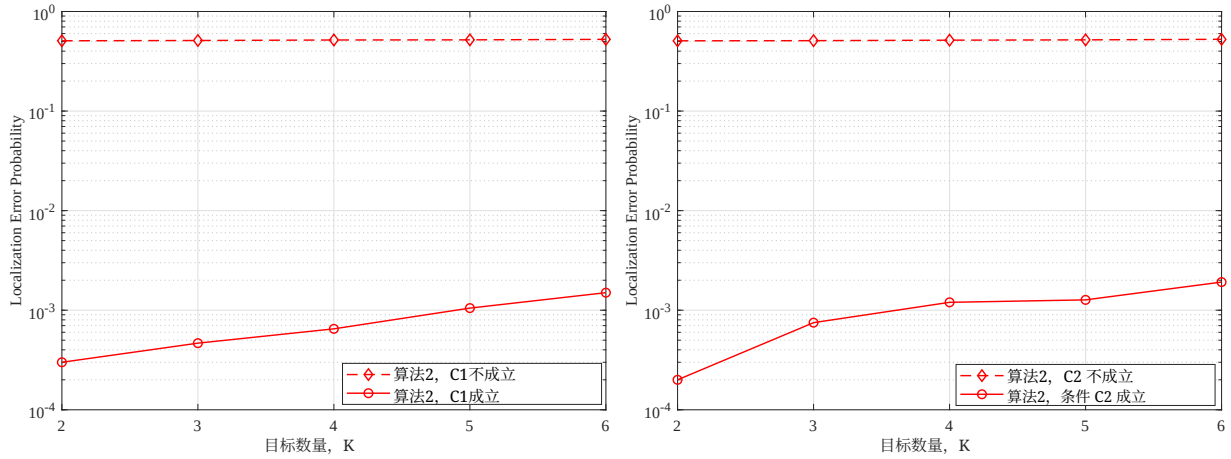
完美数据关联解时的性能上界。从图6(b)还可以看出，与所有锚点均为基站的情况相比，算法2的复杂度要低得多。这验证了所提算法用于多智能反射面启用的网络化感知的可行性和有效性。C. 网络拓扑对定位性能的影响

在实际中，锚点的位置会显著影响定位精度。在本小节中，我们评估智能反射面部署策略对定位误差概率的影响。具体而言，定理1指出，在所提出协议的第一阶段中距离估计完美这一理想情况下，只要智能反射面的位置满足条件 C1 和 C2，几乎必然能在第二阶段找到正确的数据关联解和定位解。接下来，我们提供数值结果，说明如果定理1中的条件 C1 和 C2 不满足，定位性能可能会下降。

为评估条件 C1 的影响，我们将第一个智能反射面的位置固定为 (0,60) 米，而第二个智能反射面的位置分别设为 $(0,-60)$ 米（不满足 C1）和 $(30,-60)$ 米（满足 C1）。图7(a)展示了算法2在上述智能反射面部署策略下达到的定位精度。为评估条件 C2 的影响，我们将第一个智能反射面的位置固定为 $(80,-60)$ 米，而第二个智能反射面的位置分别设为 $(80,-60)$ 米（不满足 C2）和 $(120,-60)$ 米（满足 C2）。图7(b)展示了算法2在上述智能反射面部署策略下达到的定位精度。可以观察到，如果定理1中的条件 C1 或条件 C2 不成立，定位精度就不理想。因此，在我们提出的异构网络化感知架构下，为实现良好的定位精度，应谨慎选择智能反射面的部署位置。

VII. 结论

本文提出了一种新型异构网络化感知架构，由有源锚点（即基站）和无源锚点（即智能反射面）组成，以低成本提高锚点密度。在所提出的架构中使用无源锚点面临两大挑战。首先，由于目标和与其关联的智能反射面都是无源设备，无法估计两者之间往返信号的传播时延，因此难以直接测量目标与其关联的智能反射面之间的距离。其次，在对每个目标进行定位之前，我们并不知道哪个智能反射面离它最近，并充当其定位锚点。我们提出了高效的信号处理方法来应对上述两项挑战。数值结果表明，



(a) 条件 C1 对定位精度的影响　　（b）条件 C2 对定位精度的影响

图 7. 不同网络拓扑下算法2的评估。

与采用有源锚点的传统架构相比，我们提出的异构网络化感知架构能够实现相同甚至更好的性能。

附录 A

定理1的证明

我们通过证明满足式 (24)、(25)、(26) 和 (32) 的数据关联解是唯一的，来证明定理 1。若此结论成立，则定位解必定唯一且正确，因为三个不共线的锚点能够唯一确定目标的位置。为方便起见，我们首先将所考虑的二维笛卡尔坐标系的 X 轴定义为经过基站 1 和基站 2 的直线。因此，两个基站的坐标分别为 $(x_1^{\mathrm{B}}, 0)$ 和 $(x_2^{\mathrm{B}}, 0)$。我们进一步将第 k 个目标定义为与基站 1 的距离在 $\mathcal{D}_1^{\mathrm{III}}$ 中排名第 k 大的目标，即 $\lambda_{1,\,k} = k,\ \forall k$。在证明的其余部分，我们旨在说明，对于任意不同于正确数据关联解 $\mathcal{X}_{\mathrm{C1},\,k}$ 的错误数据关联解 $\mathcal{X}_{1,\,k}^{\mathrm{F}}$，若其用于定位目标 k，即 $[k, \lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}, \gamma_k^{\mathrm{F}}] \neq [k, \lambda_{2,k}^{\mathrm{C}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{C}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{C}}, \gamma_k^{\mathrm{C}}]$，则条件 (32) 几乎必然不满足，其中 $\tau = 0$，即

$$\mathcal{D}_1^{\mathrm{IV}}(\mu_{1,k}^{\mathrm{F}}) - \sqrt{(x_k^{\mathrm{T}} - x_1^{\mathrm{B}})^2 + (y_k^{\mathrm{T}} - y_1^{\mathrm{B}})^2} - d_{1,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}} = \mathcal{D}_2^{\mathrm{IV}}(\mu_{2,k}^{\mathrm{F}}) - \frac{1}{2}\mathcal{D}_2^{\mathrm{III}}(\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}) - d_{2,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}, \tag{40}$$

几乎必然不成立，$\forall k$。若此条件成立，则用于定位所有 K 目标的错误数据关联解 $\mathcal{X}_1^{\mathrm{F}}$ 几乎必然不存在，因为所考虑系统中的目标数量有限。

定义 $\mathcal{E}$ 为错误数据关联解$\mathcal{X}_1^{\mathrm{F}}$满足条件（40）的事件，$_k$。进一步地，令 $\mathcal{B}$表示由满足以下条件的$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}})$构成的集合：若$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}) \in \mathcal{B}$，则$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}})$必须满足（40）。此外，定义 $\tilde{\mathcal{B}}$为由满足以下条件的$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_{k-1}^{\mathrm{T}}, y_{k-1}^{\mathrm{T}}, x_{k+1}^{\mathrm{T}}, y_{k+1}^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}})$构成的集合：若$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_{k-1}^{\mathrm{T}}, y_{k-1}^{\mathrm{T}}, x_{k+1}^{\mathrm{T}}, y_{k+1}^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}) \in \tilde{\mathcal{B}}$，则存在$(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}})$使其满足$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}) \in \mathcal{B}$；并定义$\hat{}\mathcal{B}$为由$(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}})$构成的集合，使得对于任意给定的$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_{k-1}^{\mathrm{T}}, y_{k-1}^{\mathrm{T}}, x_{k+1}^{\mathrm{T}}, y_{k+1}^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}) \in \tilde{\mathcal{B}}$，若$(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}) \in \hat{}\mathcal{B}$，则$(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}})$的坐标满足（40）。因此，$\mathcal{E}$的概率可表示为

$$
\begin{aligned}
\Pr(\mathcal{E}) &= \int_{(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}) \in \mathcal{B}} p\left(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}\right) dx_1^{\mathrm{T}} dy_1^{\mathrm{T}} \cdots dx_K^{\mathrm{T}} dy_K^{\mathrm{T}} \\
&\overset{\mathrm{a}}{=} \int_{(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_{k-1}^{\mathrm{T}}, y_{k-1}^{\mathrm{T}}, x_{k+1}^{\mathrm{T}}, y_{k+1}^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}) \in \tilde{\mathcal{B}}} \left(\int_{(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}) \in \hat{\mathcal{B}}} p\left(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}\right) dx_k^{\mathrm{T}} dy_k^{\mathrm{T}} \right) \\
&\times p\left(x_1^{\mathrm{T}}, y_1^{\mathrm{T}}, \cdots, x_{k-1}^{\mathrm{T}}, y_{k-1}^{\mathrm{T}}, x_{k+1}^{\mathrm{T}}, y_{k+1}^{\mathrm{T}}, \cdots, x_K^{\mathrm{T}}, y_K^{\mathrm{T}}\right) dx_1^{\mathrm{T}} dy_1^{\mathrm{T}} \cdots dx_{k-1}^{\mathrm{T}} dy_{k-1}^{\mathrm{T}} dx_{k+1}^{\mathrm{T}} dy_{k+1}^{\mathrm{T}} \cdots dx_K^{\mathrm{T}} dy_K^{\mathrm{T}},
\end{aligned} \tag{41}
$$

其中，$p(\cdot)$ 是概率密度函数（PDF），步骤 (a) 是因为所有目标在所考虑的系统中彼此独立地定位。下面我们将证明，对于任意错误数据关联解 $\mathcal{X}_{\mathrm{F}1,k} \neq \mathcal{X}_{\mathrm{C}1,k}$，$\mathcal{B}$ 至多是一条直线。如果这成立，则 $\Pr(\mathcal{E}) = 0$ 几乎处处成立，$\forall \mathcal{X}_{1,k}^{\mathrm{F}} \neq \mathcal{X}_{\mathrm{C}1,k}$，因为目标 k 在网络中均匀分布，使得

$$
\int_{\left(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}\right) \in \hat{\mathcal{B}}} p\left(x_k^{\mathrm{T}}, y_k^{\mathrm{T}}\right) dx_k^{\mathrm{T}} dy_k^{\mathrm{T}} \overset{a.s.}{=} 0. \tag{42}
$$

下面，我们讨论在给定不同 $\mathcal{X}_{1,k}^{\mathrm{F}} \neq \mathcal{X}_{1,k}^{\mathrm{C}}$ 的情况下的集合 $\hat{}\mathcal{B}$。

情况 I：数据关联变量 γ_k^{F} 为假，而数据关联变量 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 正确。在情况 I 下，由于数据关联变量 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 正确，即 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}] = [\lambda_{2,k}^{\mathrm{C}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{C}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{C}}]$，(40) 化简为

$$
\sqrt{(x_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}} - x_2^{\mathrm{B}})^2 + (y_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}})^2} - \sqrt{(x_{\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{I}} - x_2^{\mathrm{B}})^2 + (y_{\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{I}})^2} = \sqrt{(x_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}} - x_1^{\mathrm{B}})^2 + (y_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}})^2} - \sqrt{(x_{\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{I}} - x_1^{\mathrm{B}})^2 + (y_{\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{I}})^2}, \tag{43}
$$

这与任意两个智能反射面 γ_k^{C} 和 γ_k^{F} 满足 $d_2^{\mathrm{BI}}{}_{,\gamma_k^{\mathrm{C}}} - d_1^{\mathrm{BI}}{}_{,\gamma_k^{\mathrm{C}}} \neq d_2^{\mathrm{BI}}{}_{,\gamma_k^{\mathrm{F}}} - d_1^{\mathrm{BI}}{}_{,\gamma_k^{\mathrm{F}}}, \forall \gamma_k^{\mathrm{C}} \neq \gamma_k^{\mathrm{F}}$ 的假设相矛盾。因此，在情形 I 下，$\hat{}\mathcal{B}$是一个空集。

情形 II：数据关联变量 γ_k^{F} 为假，三个数据关联变量 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 中有两个是正确的。[1] 不失一般性地，我们关注事件 $\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}$

[1]注意，如果三个变量 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 中有两个正确，那么变量 γ_k^{F} 必定为假。例如，假设 $\lambda_{2,\ k}^{\mathrm{F}}$ 和 $\mu_{1,\ k}^{\mathrm{F}}$ 正确，那么根据 (32)，在 γ_k^{F}正确的情况下，$\mu_{2,\ k}^{\mathrm{F}}$ 必定正确。这与 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{1,k}^{\mathrm{F}}, \mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 中有两个正确的假设相矛盾。

且 $\mu_{1,k}^{\mathrm{F}}$ 是正确的，而 $\mu_{2,k}^{\mathrm{F}}$ 为假。其他子事件，例如 $\mu_{1,k}^{\mathrm{F}}$ 和 $\mu_{2,k}^{\mathrm{F}}$ 是正确的，而 $\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}}$ 为假，也可以采用类似的方法进行证明。在这种情形下，(40)化简为

$$\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_1^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}})^2}+\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_2^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}})^2}+\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}})^2+(y_k^{\mathrm{T}}-y_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}})^2}=\mathcal{D}_2^{\mathrm{IV}}(\mu_{2,k}^{\mathrm{F}})+d_{1,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}-d_{2,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}. \tag{44}$$

注意，给定 $(x_1^{\mathrm{T}},y_1^{\mathrm{T}},\cdots,x_{k-1}^{\mathrm{T}},y_{k-1}^{\mathrm{T}},x_{k+1}^{\mathrm{T}},y_{k+1}^{\mathrm{T}},\cdots,x_K^{\mathrm{T}},y_K^{\mathrm{T}})\in\tilde{\mathcal{B}}$ 后，(44) $\hat{}$ 的右侧是一个固定值。如果该固定值不大于 0，则 $\mathcal{B}$ 是空集。否则，$\hat{}\mathcal{B}$至多是由三椭圆上的点构成的集合，该三椭圆的三个焦点固定为 [27],，即 $(x_1^{\mathrm{B}},0)$、$(x_2^{\mathrm{B}},0)$ 和 $(x_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}},y_{\gamma_k^{\mathrm{C}}}^{\mathrm{I}})$，且距离和固定。因此，$\hat{}\mathcal{B}$至多是由三椭圆上的点构成的集合。

情形 III：数据关联变量 γ_k^{F} 可能正确，也可能错误，且三个数据关联变量 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}},\mu_{1,k}^{\mathrm{F}},\mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 中有一个正确。与情形 II 类似，我们展示一个示例：变量 $\lambda_{2,\,k}^{\mathrm{F}}$ 正确，而其他变量错误。其他情况也可以类似地证明。当变量 $\lambda_{2,\,k}^{\mathrm{F}}$ 正确，而其他变量错误时，(40) 可化简为

$$\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_2^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}})^2}-\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_1^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}})^2}=\mathcal{D}_2^{\mathrm{IV}}(\mu_{2,k}^{\mathrm{F}})-d_{2,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}-\frac{1}{2}\mathcal{D}_1^{\mathrm{III}}(\mu_{1,k}^{\mathrm{F}})+d_{1,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}. \tag{45}$$

根据（45），给定 $(x_1^{\mathrm{T}},y_1^{\mathrm{T}},\cdots,x_{k-1}^{\mathrm{T}},y_{k-1}^{\mathrm{T}},x_{k+1}^{\mathrm{T}},y_{k+1}^{\mathrm{T}},\cdots,x_K^{\mathrm{T}},y_K^{\mathrm{T}})\in\tilde{\mathcal{B}}$，$\hat{}\mathcal{B}$要么是由连接两个基站的线段的垂直平分线上的点组成的集合，要么是由给定双曲线上的点组成的集合，其中两个基站为焦点。

情形 IV：数据关联变量 γ_k^{F} 可能正确，也可能错误，而其余三个数据关联变量 $[\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}},\mu_{1,k}^{\mathrm{F}},\mu_{2,k}^{\mathrm{F}}]$ 均错误。在情形 IV 下，（40）可简化为

$$\sqrt{(x_k^{\mathrm{T}}-x_1^{\mathrm{B}})^2+(y_k^{\mathrm{T}})^2}=\mathcal{D}_1^{\mathrm{IV}}(\mu_{1,k}^{\mathrm{F}})-d_{1,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}-\mathcal{D}_2^{\mathrm{IV}}(\mu_{2,k}^{\mathrm{F}})+\frac{1}{2}\mathcal{D}_2^{\mathrm{III}}(\lambda_{2,k}^{\mathrm{F}})+d_{2,\gamma_k^{\mathrm{F}}}^{\mathrm{BI}}. \tag{46}$$

根据（46），给定 $(x_1^{\mathrm{T}},y_1^{\mathrm{T}},\cdots,x_{k-1}^{\mathrm{T}},y_{k-1}^{\mathrm{T}},x_{k+1}^{\mathrm{T}},y_{k+1}^{\mathrm{T}},\cdots,x_K^{\mathrm{T}},y_K^{\mathrm{T}})\in\tilde{\mathcal{B}}$，$\hat{}\mathcal{B}$要么为空集，要么是由圆上的点组成的集合。

综上，对于任意 $\mathcal{X}_{1,\,k}^{\mathrm{F}}\neq\mathcal{X}_{\mathrm{C1},\,k}$，$\hat{}\mathcal{B}$至多是一条直线。因此，根据 (42)，$\Pr(\mathcal{E})=0$ 几乎必然成立，$\forall\mathcal{X}_{\mathrm{F1},\,k}\neq\mathcal{X}_{\mathrm{C1},\,k}$。由于智能反射面和目标的数量有限，因此网络中的 $\mathcal{X}_{1,\,k}^{\mathrm{F}}$ 数量有限，所以用于定位所有 K 目标的错误数据关联解 $\mathcal{X}_{\mathrm{F1}}$ 几乎必然不存在。定理1得证。

参考文献

[1] Q. Wang、L. Liu、S. Zhang 和 F. C. Lau，“基于三边测量的无设备感知：两个基站和一个无源智能反射面便已足够”，载于 IEEE 全球通信大会（Globecom）论文集，2022年12月，第 5613–5618 页。

[2] F. Liu、C. Masouros、A. P. Petropulu、H. Griffiths 和 L. Hanzo，“雷达与通信联合设计：应用、最新进展及未来发展方向”，IEEE通信汇刊，第68卷，第6期，第3834–3862页，2020年6月。[3] L. Zheng、M. Lops、Y. C. Eldar 和 X. Wang，“雷达与通信共存：概述——近期方法综述”，IEEE信号处理杂志，第36卷，第5期，第85–99页，2019年9月。[4] A. Liu 等，“感知与通信一体化基本极限综述”，IEEE通信调查与教程，第24卷，第2期，第994–1034页，2019年第二季度。[5] D. K. P. Tan、J. He、Y. Li、A. Bayesteh、Y. Chen、P. Zhu 和 W. Tong，“6G中的感知与通信一体化：动机、应用场景、需求、挑战及未来方向”，载于2021年第一届IEEE通信与感知联合国际在线研讨会（JC&S）论文集，2021年2月。[6] Q. Shi、L. Liu、S. Zhang 和 S. Cui，“OFDM蜂窝网络中的无设备感知”，IEEE通信精选领域期刊，第40卷，第6期，第1838–1853页，2022年6月。[7] R. Mahler，《统计多源多目标信息融合》，美国马萨诸塞州诺伍德：Artech House，2007年。[8] Q. Wu、S. Zhang、B. Zheng、C. You 和 R. Zhang，“智能反射面辅助无线通信：教程”，IEEE通信汇刊，第69卷，第5期，第3313–3351页，5月。[9] M. D. Renzo 等，“可重构人工智能超表面赋能的智能无线电环境：一个恰逢其时的构想”，EURASIP无线通信与网络期刊，第129期，第1–20页，2019年5月。[10] J. He、F. Jiang、K. Keykhosravi、J. Kokkoniemi、H. Wymeersch 和 M. Juntti，“超越5G的RIS毫米波系统：通信与定位的交汇点”，IEEE Access，第10卷，第68075–68084页，2022年。[11] K. Keykhosravi、B. Denis、G. C. Alexandropoulos、Z. S. He、A. Albanese、V. Sciancalepore 和 H. Wymeersch，“利用RIS赋能的智能信号传播解决不可行的定位问题：场景、关键研究方向及开放挑战”，IEEE车辆技术杂志，提前在线发表。[12] 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信号处理杂志，第39卷，第2期，第135–158页，2022年3月。[13] D. Dardari、N. Decarli、A. Guerra 和 F. Guidi，“利用大型可重构智能表面进行视距/非视距近场定位”，IEEE无线通信汇刊，第21卷，第6期，第4282–4294页，2022年6月。[14] W. Wang 和 W. Zhang，“智能反射面辅助毫米波通信中的联合波束训练与定位”，IEEE无线通信汇刊，第20卷，第10期，第6282–6297页，2021年4月。[15] K. Keykhosravi、M. F. Keskin、G. Seco-Granados、P. Popovski 和 H. Wymeersch，“用户移动性和空间宽带效应下RIS赋能的SISO定位”，IEEE信号处理精选主题期刊，第16卷，第5期，第1125–1140页，2022年8月。[16] Y. Han、S. Jin、C.-K. Wen 和 T. Q. S. Quek，“超大型RIS辅助大规模MIMO系统中的定位与信道重构”，IEEE信号处理精选主题期刊，第16卷，第5期，第1011–1025页，2022年8月。[17] S. Buzzi、E. Grossi、M. Lops 和 L. Venturino，“可重构智能表面辅助MIMO雷达检测的基础”，IEEE信号处理汇刊，第70卷，第1749–1763页，2022年3月。[18] H. Zhang、H. Zhang、B. Di、K. Bian、Z. Han 和 L. Song，“MetaRadar：可重构智能表面辅助雷达系统中的多目标检测”，IEEE无线通信汇刊，第21卷，第9期，第6994–7010页，2022年9月。[19] Y. Cheng、K. H. Li、Y. Liu、K. C. Teh 和 G. K. Karagiannidis，“具有多个智能反射面的非正交多址接入（NOMA）”，IEEE无线通信汇刊，第20卷，第11期，第7184–7195页，2021年5月。[20] S. Zhang 和 R. Zhang，“智能反射面辅助多用户通信：容量区域与部署策略”，IEEE通信汇刊，第69卷，第9期，第5790–5806页，2021年9月。[21] N. Saquib、E. Hossain 和 D. I. Kim，“LTE高级异构网络中用于干扰管理的分数频率复用”，IEEE无线通信杂志，第20卷，第2期，第113–122页，2013年4月。

[22] D. J. Torrieri，“被动定位系统的统计理论”，IEEE航空航天与电子系统汇刊，第 AES-20 卷，第 2 期，第 183–198 页，1984年3月。[23] G. Mao、B. Fidan 和 B. D. O. Anderson，“无线传感器网络定位技术”，《计算机网络》，第 51 卷，第 10 期，第 2529–2553 页，2007年7月。[24] N. Vaswani 和 W. Lu，“Modified-CS：针对部分已知支撑的问题改进压缩感知”，IEEE信号处理汇刊，第 58 卷，第 9 期，第 4595–4607 页，2010年5月。[25] M. P. Friedlander、H. Mansour、R. Saab 和 z. Yilmaz，“利用部分支撑信息恢复压缩采样信号”，《IEEE信息论汇刊》，第 58 卷，第 2 期，第 1122–1134 页，2012年2月。[26] A. Flinth，“利用先验信息进行稀疏恢复的权重最优选择”，《IEEE信息论汇刊》，第 62 卷，第 7 期，第 4276–4284 页，2016年7月。[27] J. Sekino，“n-椭圆与最小距离和问题”，《美国数学月刊》，第 106 卷，第 3 期，第 193–202 页，1999年3月。