迈向协作式 ISAC 网络中 RobustNode 部署的理论框架

Haojin Li[12], Kaiqian Qu[3], Chen Sun[2*], Anbang Zhang[4], Xiaoxue Wang[2], Wenqi Zhang[2], Haijun Zhang[ll] 北京科技大学北京融合网络与泛在服务工程技术研究中心，北京，中国[2] 索尼中国研究实验室无线网络研究部，北京，中国[3] 东南大学信息科学与工程学院，南京 210096，中国[4] 山东大学控制科学与工程学院，济南，中国[*]通讯作者：Chen Sun（邮箱：chen.sun@sony.com）。

arXiv:2601.01152v1 [eess.SP] 3 Jan 2026

摘要—本文研究通感一体化（ISAC）网络中鲁棒多节点协作定位的节点部署策略。我们首先分析不同位置间的导向矢量相关性如何影响定位性能，并提出一种新颖的距离加权相关性度量来表征这一影响。基于这一认识，我们提出一种部署优化框架，通过同时优化节点位置和阵列朝向，使最大加权导向矢量相关性最小化，从而增强最坏情况下的网络鲁棒性。随后，我们设计了一种遗传算法（GA）来求解这一极小极大优化问题，从而获得优化后的节点位置和阵列朝向。采用多重信号分类（MUSIC）和基于神经网络（NN）的定位方法进行的大量仿真验证了所提方法的有效性，并表明其能够显著提升鲁棒定位性能。

索引词——节点部署、多节点协作、通感一体化定位、距离加权相关性、遗传算法

I. 引言

通NTEGRATED感一体化与通信（ISAC）已成为第六代（6G）网络的关键范式，使频谱和硬件资源能够联合利用 [1]。现有研究主要集中于单节点通感一体化系统，涉及信号设计和波束形成等方面 [2]——[4], 这些架构在覆盖范围、角度多样性和抗干扰能力方面存在固有限制。多节点协作通感一体化系统利用空间分布式节点克服了这些限制，从而扩大覆盖范围，提供多样化的感知视角，并增强抗干扰能力 [5]。

尽管具有这些优势，协作节点的部署对于决定系统性能起着决定性作用，尤其影响服务区域内的定位鲁棒性和连续性。以往大多数研究侧重于协同框架 [5]–[8], 、协同 MIMO 技术 [9]–[12], 以及协同信号处理 [13]–[15],，而节点部署对定位性能的根本影响仍未得到充分研究。文献 [16] 分析了多节点协作中的通信和感知功能，并采用克拉美–罗下界（CRLB）评估定位精度。然而，[16] 假设节点位置服从二维泊松点过程（PPP），这意味着节点呈随机分布。因此，其结论本质上属于统计性质，难以为实际部署设计提供指导。

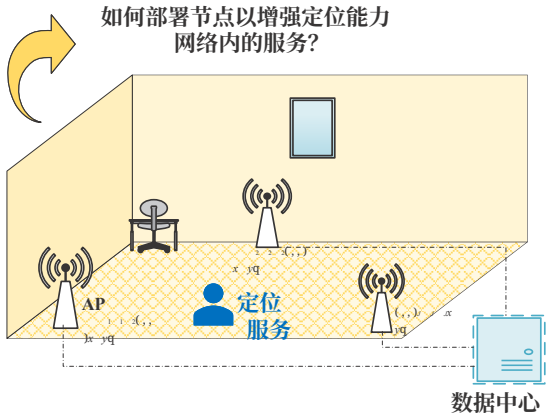


图 1. 多节点协作定位系统示意图。

为应对这些挑战，本文研究通感一体化网络中面向鲁棒协作定位的节点部署策略。我们重点关注如何保证最坏情况下的定位精度，以确保定位服务在空间上连续且具有韧性。为此，我们提出一种新颖的距离加权导向向量相关性度量，用于刻画节点几何布局对定位精度的影响。基于该度量，我们建立了一个极小极大优化问题，并开发了一种遗传算法（GA），以联合优化节点位置和阵列朝向。我们采用两种具有代表性的定位方法验证所提出的框架：经典的多重信号分类（MUSIC）算法和基于神经网络（NN）的定位方法。大量仿真结果表明，与传统的固定或随机部署策略相比，我们的部署优化框架显著提升了鲁棒性。

II. 系统模型

我们考虑一个室内多节点协同定位场景，如图1所示。该网络由

J 个接入点（AP），每个接入点均配备一个均匀线性阵列（ULA），由间距为 d 、载波波长为λ的 N 根天线组成。第 j个接入点的部署参数表示为（x_j， y_j， θ_j），其中（x_j， y_j）表示接入点的笛卡尔坐标， θ_j 表示其ULA相对于 x轴的方向角。系统为位于覆盖区域内的目标设备提供定位服务，所有接入点同时采集接收信号，并将其转发至集中式数据中心进行协同处理。这种分布式天线架构利用接收信号中包含的空间信息，实现对目标位置的联合估计。

A. 信号模型

接收信号被转发至集中式数据中心，在那里执行信号级融合，以利用各节点之间的空间分集。融合后，聚合接收信号可表示为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{a}(\mathbf{u}, \mathbf{p})\, s(t) + \mathbf{n}(t) \in \mathbb{C}^{NJ}, \tag{1}$$

其中，a(p) $\in \mathbb{C}^{NJ}$ 表示由目标位置 p 和天线位置 u 确定的复合导向矢量，$s(t)$ 为发射信号，而 n(t) 表示加性噪声向量。[1]

1）导向矢量模型：式（1）中的导向矢量 a(u,p) 刻画了目标位置 $\mathbf{p}$ 与天线阵列位置$\mathbf{u}$之间的几何传播关系。具体而言，复合导向矢量可表示为

$$\mathbf{a}(\mathbf{u}, \mathbf{p}) = \left[\mathbf{a}_1(\mathbf{u}_1, \mathbf{p}), \ldots, \mathbf{a}_J(\mathbf{u}_J, \mathbf{p})\right]^T \in \mathbb{C}^{NJ}, \tag{2}$$

其中，a$_j$(u$_j$, p) $\in \mathbb{C}^N$表示第j个节点的局部导向矢量，其各元素为

$$a_{j,n}(\mathbf{u}_{j,n}, \mathbf{p}) = \sqrt{\frac{1}{NJ}} \exp\left(-\jmath \tfrac{2\pi}{\lambda} \left\|\mathbf{p} - \mathbf{u}_{j,n}\right\|_2\right), \tag{3}$$

其中，$\mathbf{u}_{j,\ n}$ 表示节点 j 处第 n个天线的物理位置， λ 表示载波波长。

为简化记号并便于节点部署优化，每个节点阵列均可用其中心坐标和方向角进行参数化。设 $\mathbf{v}_j$ ，$[x_j, y_j, \theta_j]^\top$ 表示第 j 个节点的部署参数，其中 (x_j, y_j) 为阵列中心，θ_j 为方向角。于是，第 n 个天线阵元的位置为

$$\mathbf{u}_{j,n} = \begin{bmatrix} x_j \\ y_j \end{bmatrix} + \left(n - \tfrac{N+1}{2}\right) d \begin{bmatrix} \cos\theta_j \\ \sin\theta_j \end{bmatrix}, \tag{4}$$

其中， d 为阵元间距。将该表达式代入逐元素模型，可得到紧凑形式 a(v, p)，其中 $\mathbf{v} = [\mathbf{v}_1^\top, \ldots, \mathbf{v}_J^\top]^\top$ 汇集了所有节点的部署参数。

[1]信号 $s(t)$ 可以是目标具备通信能力时发射的主动定位波形，也可以是感知信号经目标反射后形成的回波。

2) 样本协方差矩阵估计：根据接收信号向量 y(t) 的 T 个快拍估计协方差矩阵，得到

$$\widehat{\mathbf{R}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \mathbf{y}(t)\mathbf{y}^H(t) \in \mathbb{C}^{NJ \times NJ}. \tag{5}$$

$\widehat{\ }$样本协方差 R 涵盖了不同节点的天线阵元之间的空间相关性，是经典子空间估计器和数据驱动定位模型的关键输入。

III. 基于导向矢量相关性的节点部署优化

本节研究面向鲁棒协作定位的节点部署优化。

A. 鲁棒性分析

为阐明节点部署对定位鲁棒性的根本影响，本节首先介绍两个引理。这些引理分别基于神经网络定位方法和空间谱方法推导，分析导向矢量相关性在定位误差形成过程中的作用。

引理 1. 在基于神经网络的网格定位中，不同位置的导向矢量之间内积相似度增大，会降低特征可区分性，进而损害分类准确率。

证明. 令 y(t) $\in \mathbb{C}^N$ 表示接收快照列向量。网络输入特征为向量化的样本协方差

$$\widehat{\mathbf{r}} = \mathrm{vec}\big(\widehat{\mathbf{R}}\big),\ \widehat{\mathbf{R}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \mathbf{y}(t)\mathbf{y}^H(t) \approx E\, \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H + \sigma^2 \mathbf{I}, \tag{6}$$

其中， $E = \mathbb{E}[|s(t)|^2]$ 为信号功率，vec(·)表示将矩阵的各列依次堆叠。

神经网络经过训练，可基于协方差特征对 K 个类别进行分类。我们将类别 i 与 j 之间的类间可分性定义为其协方差矩阵之差的弗罗贝尼乌斯范数：

$$\Delta\mathbf{R}_{ij} \triangleq \mathbf{R}_i - \mathbf{R}_j = E\left(\mathbf{a}_i\mathbf{a}_i^H - \mathbf{a}_j\mathbf{a}_j^H\right). \tag{7}$$

假设归一化导向矢量 $\|\mathbf{a}_i\| = \|\mathbf{a}_j\| = 1$，则有：

$$\begin{aligned} \|\Delta\mathbf{R}_{ij}\|_F &= E\left\|\mathbf{a}_i\mathbf{a}_i^H - \mathbf{a}_j\mathbf{a}_j^H\right\|_F \\ &= E\sqrt{2\left(1 - |\mathbf{a}_i^H\mathbf{a}_j|^2\right)}. \end{aligned} \tag{8}$$

该结果表明，类间距离与导向矢量之间的内积相似度成反比。当 $|\mathbf{a}_i^H\mathbf{a}_j| \to 1$ 时，我们有 $\|\Delta\mathbf{R}_{ij}\|_F \to 0$，这意味着分类模糊性更高。 □

引理 2. 在空间谱估计方法中，真实目标位置与虚假目标位置的导向矢量之间的高度相关性会增加定位错误的风险。

证明。设 $= \mathbf{a}(\mathbf{p}_{\text{true}})$ 和 $= \mathbf{a}(\mathbf{p}_{\text{false}})$ 分别为真实位置和虚假位置的导向矢量。空间谱方法（例如 MUSIC、最小方差无失真响应、波束形成）会为每个位置计算功率评分 $g(\mathbf{p}) = \mathbf{a}^H(\mathbf{p})\,\widehat{\ }\mathbf{T}\mathbf{a}(\mathbf{p})$，$\widehat{\ }$其中 T 是一个半正定矩阵（例如噪声子空间投影矩阵、逆协方差矩阵或协方差）。

将错误导向矢量 b 相对于真实导向矢量 a 分解：

$$\mathbf{b} = \alpha\mathbf{a} + \mathbf{r}, \tag{9}$$

其中$\alpha = \mathbf{a}^H\mathbf{b}$，$\mathbf{a}^H\mathbf{r} = 0$，$\|\mathbf{r}\|^2 = 1 - |\alpha|^2$。代入谱表达式可得：

$$g(\mathbf{b}) = |\alpha|^2\mathbf{a}^H\widehat{\mathbf{T}}\mathbf{a} + 2\Re\left\{\alpha^*\mathbf{a}^H\widehat{\mathbf{T}}\mathbf{r}\right\} + \mathbf{r}^H\widehat{\mathbf{T}}\mathbf{r}. \tag{10}$$

当 $|\alpha| = |\mathbf{a}^H\mathbf{b}| \to 1$（高相关性）时：

- 第一项趋近于 $g(\mathbf{a})$。
- 第二个交叉项有界于$2\|\widehat{\ }\mathbf{T}\|_2|\alpha|\sqrt{1-|\alpha|^2} \to 0$。
- by 第三项有界于 $\|\widehat{\ }\mathbf{T}\|_2(1-|\alpha|^2) \to 0$。

因此，$g(\mathbf{b}) \approx g(\mathbf{a})$，使错误位置在频谱上与真实位置无法区分，并大幅增加定位错误的可能性。

□

因此，导向矢量之间的相关性直接决定了正确识别真实空间位置的概率。然而，误识别对定位误差的影响还取决于正确空间位置与错误空间位置之间的距离。基于这一观察，我们提出一个合理的猜想：

猜想 1：定位误差主要由网络中导向矢量的距离加权相关性决定，即

$$\mathrm{RMSE}_{\max} \propto \max_{i,j} \rho(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j, \mathbf{v}), \tag{11}$$

其中，$\rho(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j, \mathbf{v}) = \left|\mathbf{a}_i^H\mathbf{a}_j\right| \cdot d_{ij}^{\alpha}$、$\mathbf{a}_i$ 和 $\mathbf{a}_j$ 表示与候选位置 i 和 j相关联的导向矢量，d_{ij} 表示它们之间的空间距离，而 α 是加权因子。

为验证所提出的猜想，我们针对 1000 种随机部署实现进行了蒙特卡洛实验。如图 2所示，在不同的 α取值下，均方根误差与最大距离加权导向向量相关性呈现明显的正相关。

我们评估最大定位误差与最大距离加权导向向量相关性之间的相关性。具体而言，我们计算皮尔逊相关系数

$$\gamma(\alpha) = \mathrm{corr}\left(\mathrm{RMSE}_{\max}^{(k)}, \max_k \rho(\alpha)\right), \tag{12}$$

其中，$\mathrm{RMSE}_{\max}^{(k)}$ 表示网络中所有目标位置在第 k次随机开发下的最坏情况定位误差，而$\max_k \rho(\alpha)$表示加权因子为 α时的最大加权导向向量相关性。

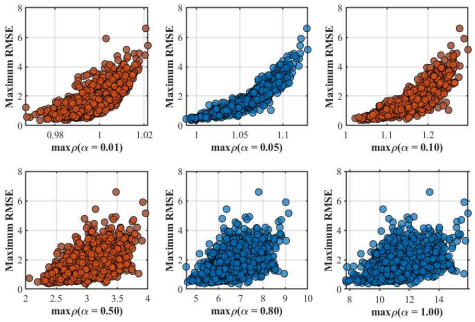


图 2. 1000 次随机部署实现下，距离加权相关性与最大均方根误差的关系。

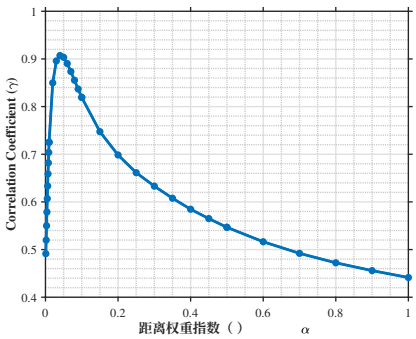


图 3. 不同距离权重指数下的相关性分析

图 3 中的仿真结果 $\gamma(\alpha)$表明，对于不同的 α值，始终保持较高水平，从而证实了最坏情况定位误差与最大加权导向向量相关性之间存在很强的依赖关系。具体而言，相关性在 $\alpha = 0.05$附近达到峰值，表明该加权因子最能捕捉决定定位鲁棒性的结构特征。大量试验中呈现的一致趋势，为支持我们的猜想提供了有力的实证证据。

备注 1. 由于我们的优化框架旨在保证全网络定位性能的鲁棒性，因此节点部署和选择策略可视为离线优化程序。在此背景下，通过蒙特卡洛模拟确定距离权重指数 α 是合理的，以便捕捉所考虑网络中导向矢量相关性与定位鲁棒性之间的统计关系。

B. 问题构建

分析证实，定位鲁棒性取决于不同位置处导向矢量之间的相关性。我们的猜想和实证结果表明，最坏情况误差与最大距离加权导向矢量相关性密切相关。因此，我们将鲁棒部署问题表述为最小化这一最大相关性。

设 $\mathcal{P}$ 为所有潜在目标位置的集合。对于部署配置 $\mathbf{v}$（编码节点位置和方向），任意两点 $\mathbf{p}_i,\mathbf{p}_j \in \mathcal{P}$ 之间的距离加权相关性定义如下：

$$\rho(\mathbf{v},\mathbf{p}_i,\mathbf{p}_j) = \left|\tilde{\mathbf{a}}(\mathbf{v},\mathbf{p}_i)^H \tilde{\mathbf{a}}(\mathbf{v},\mathbf{p}_j)\right| \cdot \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_2^{\alpha}. \quad (13)$$

优化目标是寻找部署 $\mathbf{v}$，使所有不同点对之间的最大相关性最小：

$$\min_{\mathbf{v}} \max_{\substack{\mathbf{p}_i,\mathbf{p}_j \in \mathcal{P} \\ i \neq j}} \rho(\mathbf{v},\mathbf{p}_i,\mathbf{p}_j). \quad (14)$$

这种极小极大表述直接针对网络中的最坏情况歧义，从而确保均匀稳健的定位性能。我们提出一种遗传算法，以高效求解这一非凸优化问题。

C. 基于遗传算法的节点部署优化

1）编码方案：每条染色体采用实数编码方案，以表示一种节点部署配置：

$$\mathbf{c} = \left[\mathbf{v}_1^\top, \mathbf{v}_2^\top, \ldots, \mathbf{v}_J^\top\right]^\top \in \mathbb{R}^{3J},$$

其边界为（x_j, y_j）$\in$ $\mathcal{R}$（可行区域） $\theta_j[0, 2\pi)$ $j = 1,$ $\in$ ....., $J.$

2）适应度函数：对于染色体 $\mathbf{c}$，通过 $\mathbf{u}_{j,n}$ 构造所有天线位置，计算所有网格点上的导向矢量，并评估最大加权相关性：

$$f(\mathbf{c}) = \max_{1 \le i < j \le |\mathcal{P}|} \left|\tilde{\mathbf{a}}(\mathbf{c},\mathbf{p}_i)^H \tilde{\mathbf{a}}(\mathbf{c},\mathbf{p}_j)\right| \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_2^{\alpha} \quad (15)$$

3）遗传操作：

初始化：在 $\mathcal{R}$ 中均匀随机采样 (x_j, y_j)（或从给定的候选集中采样），并通过 $\theta_j \sim \mathcal{U}[0, 2\pi)$ 构建初始种群 $\{\mathbf{c}_m^{(0)}\}_{m=1}^{P}$。

选择（锦标赛）：均匀随机选取 k 个染色体，并选择其中 $f(\cdot)$ 最小的一个作为父代。重复此过程以获得父代池。

交叉（模拟二进制交叉，实数编码）：对于两个父代 $\mathbf{c}^{(a)}$ 和 $\mathbf{c}^{(b)}$，使用分布指数 η_c 和交叉概率 p_c，通过（模拟二进制交叉）逐元素生成两个子代 $\mathbf{z}^{(1)}$ 和 $\mathbf{z}^{(2)}$：

$$\begin{aligned} z_q^{(1)} &= \tfrac{1}{2}\left[(1+\beta_q)c_q^{(a)} + (1-\beta_q)c_q^{(b)}\right], \\ z_q^{(2)} &= \tfrac{1}{2}\left[(1-\beta_q)c_q^{(a)} + (1+\beta_q)c_q^{(b)}\right], \end{aligned} \quad (16)$$

其中

$$\beta_q = \begin{cases} (2u)^{1/(\eta_c+1)}, & u \le 1/2, \\ \left(1/(2-2u)\right)^{1/(\eta_c+1)}, & u > 1/2, \end{cases}$$

其中 $u \sim \mathcal{U}(0,1)$ 且 $q = 1, \ldots, 3J$。将 (x_j, y_j) 投影回$\mathcal{R}$，并将 θ_j 环绕至 $[0, 2\pi)$。

变异（多项式）：以概率 p_m 对每个基因进行多项式变异。设基因 z_q 的上下界为 $[L_q, U_q]$，并定义

$$\delta_1 = \frac{z_q - L_q}{U_q - L_q}, \quad \delta_2 = \frac{U_q - z_q}{U_q - L_q}, \quad m = \frac{1}{\eta_m + 1}.$$

算法 1 基于遗传算法的节点部署优化

输入：P, p_c, p_m, η_c, η_m, $G_{\max}$, N_e, $\mathcal{R}$, $\mathcal{P}$。
输出：最佳部署 $\mathbf{v} = \mathbf{c}^*$。

初始化：随机生成 P 染色体 $\{\mathbf{c}_m^{(0)}\}_{m=1}^{P}$，并评估适应度 $f(\mathbf{c}_m^{(0)})$。设定 $\mathbf{c}^* = \arg\min f(\mathbf{c}_m^{(0)})$。
对于 $g = 0$ 到 $G_{\max} - 1$ 执行
  应用锦标赛选择以形成父代池。
  对于每一对父代，通过式（16）生成子代。
  将子代投影回可行范围：
  $z_q \leftarrow \min(\max(z_q, L_q)\ U_q)$。
  对每个基因执行变异操作，公式如下：
  (17)，并将其投影为 $z_q' \leftarrow \min(\max(z_q', L_q)\ U_q)$。
  将最优的 N_e 父代染色体 $\{\mathbf{c}_e^{(g)}\}$ 保留至下一代 $\{\mathbf{c}_m^{(g+1)}\} = \{\mathbf{c}_e^{(g)}, \mathbf{z}\}$。
  评估 $f(\mathbf{c}_m^{(g+1)})$。
  更新 $\mathbf{c}^* \leftarrow \arg\min\{f(\mathbf{c}^*), \min_m f(\mathbf{c}_m^{(g+1)})\}$。
结束循环
返回 $\mathbf{v} = \mathbf{c}^*$

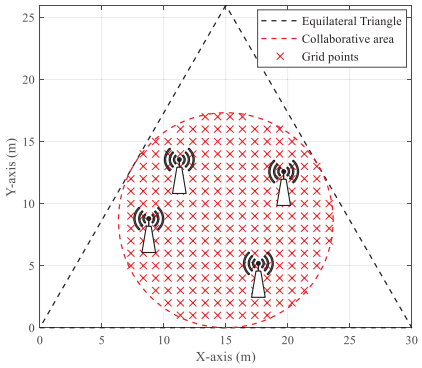


图 4. 多节点协作定位的仿真场景。

变异步骤 Δ 按如下方式抽取

$$\Delta = \begin{cases} \left(2u + (1-2u)(1-\delta_1)^{\eta_m+1}\right)^m - 1, & u \le \frac{1}{2}, \\ 1 - \left(2(1-u) + 2(u-\frac{1}{2})(1-\delta_2)^{\eta_m+1}\right)^m, & u > \frac{1}{2}, \end{cases}$$

且变异基因为

$$z_q' = z_q + \Delta\,(U_q - L_q). \quad (17)$$

最后，在必要时将 z_q' 投影回 $[L_q, U_q]$。分布指数 η_m 控制局部性（$\eta_m \Rightarrow$ 越大，扰动越小）。

精英保留与停止条件：将最优的 N_e 父代染色体 $\{\mathbf{c}_e^{(g)}\}$ 带入下一代（$P = N_e + k$）。达到最大生成次数 $G_{\max}$ 时停止。

用于求解问题（17）的所提出的基于遗传算法的方法的详细步骤总结于算法1中。

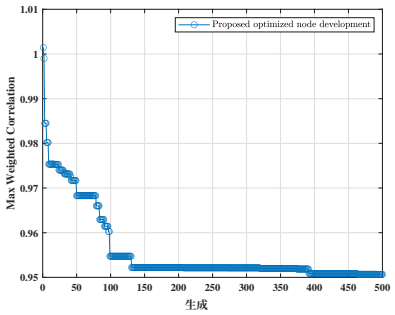


图 5. 所提出的基于遗传算法的优化方案的收敛行为。

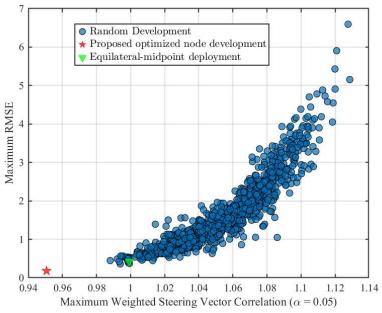


图 6. 优化后的节点部署与随机部署的比较。

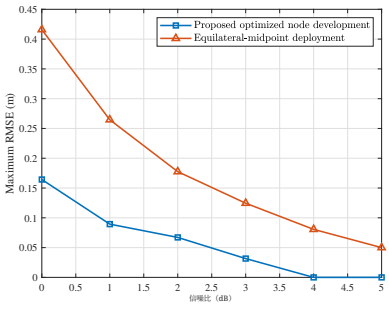


图 7. 信噪比对最大均方根误差性能的影响。

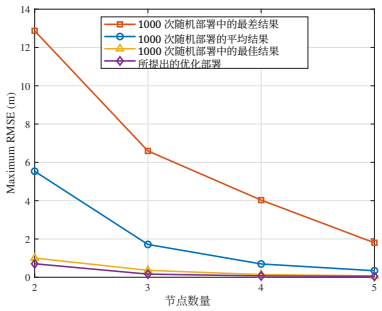


图 8. 节点数量对最大均方根误差性能的影响。

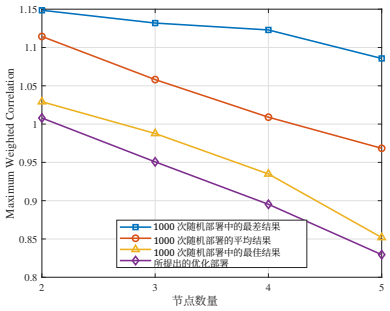


Fig. 9. 节点数量对最大加权相关性性能的影响。

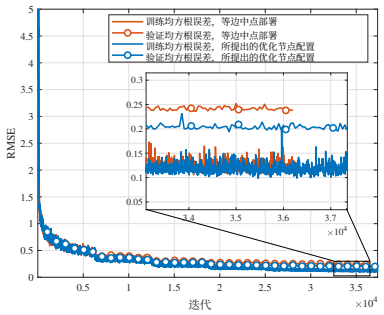


Fig. 10. 归网络的训练/验证均方根误差。

IV. 仿真与讨论

本节对所提出的节点部署方案进行验证。我们考虑一个室内多节点协作通感一体化系统，其圆形覆盖区域内切于一个边长为 30m 的等边三角形（见图 4）。目标位于分辨率为 1m 的网格上 $\mathcal{P}$。除非另有说明，载波频率为 2.4 GHz，信噪比 $= \frac{\mathbb{E}(s^2(t))}{\mathbb{E}(n^2(t))}$ 设为 0 dB，快拍数为 200。J 个节点将部署在内切圆内，每个节点均配备一个由 $N = 4$ 根天线组成的均匀线性阵列。

对于遗传算法参数，我们设置种群规模为 $P = 100$、交叉概率为 $p_c = 0.8$、变异概率为 $p_m = 0.2$、精英个体数量为 $N_e = 4$，最大代数为 $G_{\max}$ =500。

我们采用两种具有代表性的方法进行性能评估：广泛用于基于子空间的定位的二维MUSIC算法，以及代表新兴数据驱动范式的基于神经网络的方法。对于基于神经网络的定位，通过将接收快拍的样本协方差矩阵的实部和虚部进行向量化来构造输入特征。采用了两种网络架构：分类网络和回归网络。[2] 。

[2]根据式（1），我们通过在 $\mathcal{P}$ 范围内随机采样目标位置，并在随机加性噪声下生成接收快拍，从而合成数据集。共创建100,000 个样本；其中80% 用于训练，20% 用于验证。基于神经网络的定位实现细节请见 https://gitcode.com/qkq10/NN-based Localization。

A. 收敛性验证

图 5 验证了所提出的基于遗传算法的优化的收敛行为，$J = 3$。可以观察到，所提出的部署优化持续降低最大加权相关性，并在约400代后趋于稳定。

B. 基于MUSIC的定位鲁棒性验证

首先，我们使用 $J = 3$ 个协作节点，通过 MUSIC 算法评估鲁棒性，并采用网络中的最大均方根误差作为指标。如图6所示，我们比较了三种方案：所提出的优化部署、固定等边三角形中点部署 [17],以及1000 种随机部署。与我们的猜想一致，优化部署实现了最低的最大加权导向矢量相关性，因此获得了最小的最大均方根误差。这验证了所提出的基于相关性的优化框架在提升最坏情况定位性能方面的有效性。

1) 信噪比对鲁棒性的影响：接下来，我们考察图7中信噪比的影响。所提出的部署方案在低信噪比区域具有明显优势，因为噪声引起的误识别更容易导致错误。随着信噪比提高，位置相关信号变得更容易区分，鲁棒性面临的挑战随之减小，性能差距也逐渐缩小。尽管如此，所提出的框架在低信噪比场景下仍特别有助于提升鲁棒性。

表 I：基于神经网络的定位的鲁棒性能比较。

部署策略	最差准确率	最大均方根误差
所提方案	**0.9660**	**0.2824**
等边中点	0.8632	0.4637

2) 节点数量对鲁棒性的影响：为进一步考察协作节点密度的影响，我们模拟2000 种随机部署，并记录最佳、最差和平均性能。图8 表明，随着节点数量增加，最大均方根误差在统计上有所下降，意味着平均鲁棒性得到提升。然而，最佳的双节点部署仍可能优于最差的五节点部署，这凸显了鲁棒性高度依赖于部署方式。相比之下，我们的优化部署在所有节点数量下均持续优于最佳随机部署。使用最大加权导向矢量相关性作为度量时，图9 也得到了类似观察，进一步证实了所提出优化准则的有效性。

C. 基于神经网络的定位鲁棒性验证

我们进一步验证了基于神经网络的定位在鲁棒性方面的表现。图10 展示了回归网络的训练曲线和验证曲线。尽管优化是针对最坏情况鲁棒性制定的，但采用优化部署训练的网络，其验证性能优于等边中点基线。这是因为降低导向矢量相关性能够增强协方差特征的可分性，从而间接有利于平均情况学习。

表I 总结了测试结果。在分类任务中，最坏情况准确率从0.8632 提高到**0.9660**。在回归任务中，最大均方根误差从0.4637 降至**0.2824**。这些结果证实，以鲁棒性为导向的节点部署能够提升分类与回归网络中的基于神经网络的定位性能。

V. 结论

本文探讨了多节点协作系统中节点部署对定位鲁棒性的影响，尤其关注如何确保定位服务在空间上连续且具有韧性。通过分析节点几何布局与定位精度之间的关系，我们提出了一种新颖的距离加权导向矢量相关性度量，可准确刻画节点部署对定位性能的影响。基于此，我们构建了一种新的优化框架，以最小化最大加权导向矢量相关性，从而增强定位服务的鲁棒性。此外，我们开发了一种遗传算法来求解该优化问题。仿真结果验证了所提方法的有效性，表明其显著提升了定位性能的鲁棒性。

致谢

Haojin Li 和 Kaiqian Qu 对本研究的贡献相同。

参考文献

[1] F. Liu、Y. Cui、C. Masouros、J. Xu、T. X. Han、Y. C. Eldar 和 S. Buzzi，“通感一体化：面向第六代及更 beyond 的双功能无线网络”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第40卷第6期，第1728–1767页，2022年3月。[2] S. Guo 和 K. Qu，“ 统一通感一体化信号设计：球体堆积视角 ”，IEEE Trans. Commun.（提前在线发表），第1–15页，2024年。[3] D. Cong、S. Guo、H. Zhang、J. Ye 和 M.-S. Alouini，“有限字母表输入下通感一体化系统的波束成形设计”，IEEE Wireless Commun. Lett.，第11卷第10期，第2190–2194页，2022年10月。[4] W. Chen、Y. Deng、C. Guo、Y. Ma 和 B. Liao，“采用混合波束成形的 MIMO通感一体化系统发射波束图优化”，载于 ICASSP 2024——2024 IEEE声学、语音与信号处理国际会议（ICASSP），2024年，第8651–8655页。[5] H. Li、K. Qu、C. Sun、S. Wang、X. Wang、Y. Zhang、B. Priyanto 和 H. Zhang，“多节点多频段协作通感一体化：最新进展、挑战与机遇”，IEEE Wireless Commun.，第1–9页，2025年。[6] M. L. Rahman、J. A. Zhang、X. Huang、Y. J. Guo 和 R. W. Heath，“利用通信与雷达感知联合实现感知移动网络的框架”，IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.，第56卷第3期，第1926–1941页，2020年6月。[7] Z. Wei、W. Jiang、Z. Feng、H. Wu、N. Zhang、K. Han、R. Xu 和 P. Zhang，“通感一体化赋能面向第六代的多基站协作感知”，IEEE Netw.，第38卷第4期，第207–215页，2024年7月。[8] K. Meng、C. Masouros、A. P. Petropulu 和 L. Hanzo，“协作式 ISAC 网络：机遇与挑战”，IEEE Wirel. Commun.，第32卷第3期，第212–219页，2025年6月。[9] M. Elfiatoure、M. Mohammadi、H. Q. Ngo 和 M. Matthaiou，“面向通感一体化的无小区大规模 MIMO：接入点工作模式选择与功率控制”，载于 2023 IEEE全球通信会议研讨会（GC Wkshps），2023年，第104–109页。[10] W. Jiang、Z. Wei、F. Liu、Z. Feng 和 P. Zhang，“相邻通感一体化基站的协作预编码设计”，IEEE Internet Things J.，第11卷第9期，第15 059–15 074页，2024年5月。[11] K. Meng、C. Masouros、G. Chen 和 F. Liu，“网络级通感一体化：利用随机几何进行干扰管理与基站协调”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第23卷第12期，第19 365–19 381页，2024年12月。[12] S. Liu、M. Li、R. Liu、W. Wang 和 Q. Liu，“协作式多基地通感一体化网络的联合发射波束成形与接收滤波器设计”，IEEE Wireless Commun. Lett.，第13卷第6期，第1700–1704页，2024年5月。[13] J. Tang、Y. Yu、C. Pan、H. Ren、D. Wang、J. Wang 和 X. You，“协作式通感一体化赋能低空经济”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第24卷第5期，第3837–3853页，2025年5月。[14] H. Liu、Z. Wei、F. Yang、H. Wu、K. Han 和 Z. Feng，“宏基站和微基站协作感知下的目标定位”，GLOBECOM 2024——2024 IEEE全球通信会议，第1377–1382页，2024年。[15] Z. Wei 、 R. Xu 、 Z. Feng 、 H. Wu 、 N. Zhang 、 W. Jiang 和 X. Yang，“符号级通感一体化赋能的多基站协作感知”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第73卷第1期，第724–738页，2024年1月。[16] K. Meng、C. Masouros、A. P. Petropulu 和 L. Hanzo，“协作式通感一体化网络：性能分析、尺度律与优化”，Trans. Wireless. Comm.，第24卷第2期，第877892页，2025年2月。[17] K. Qu、H. Li、C. Sun、W. Zhang、S. Guo 和 H. Zhang，“可旋转阵列赋能的多基站协作式通感一体化发射波束图设计”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第1–6页，2025年。