

在未知环境中使用实时修改的人工势场进行具有障碍物规避的 RF 源寻址

Shahid Mohammad Mulla, Aryan Kanakapudi, Lakshmi Narasimhan, Anuj Tiwari

Indian Institute of Technology Madras, Chennai, India

shahid1mulla2@gmail.com, aryankanna2004@gmail.com, lnt@ee.iitm.ac.in, anujt@iitm.ac.in

Abstract—在有障碍物的未知环境中进行无人机导航对于灾害响应和基础设施监测应用是至关重要的。然而，现有的障碍物避让算法如人工势场法（APF）无法在具有不同障碍物配置的环境中推广。此外，在搜索和救援等应用中，最终目标的精确位置可能无法提供，在这种情况下，可以使用 RF 信源定位等方法来对准目标位置。本文提出了一种实时轨迹规划方法，它通过基于采样的方法对 APF 进行实时适应。所提出的方法仅利用目标的方位角而不需要其精确位置，并根据具有新障碍物配置的环境实时调整势场参数。本文的主要贡献是：i) 通过基于天线布置的 RF 信号计算提供方位角估计的 RF 信源定位算法；以及 ii) 用于适应变化环境的改进 APF 的碰撞避免策略，这些方法在仿真软件 Gazebo 中分别进行评估，并通过 ROS2 进行通信。仿真结果显示，RF 信源定位算法具有高精度，平均角度误差仅为 1.48 度，利用此估计提出的导航算法相比标准势场增加了 46 % 的成功到达目标的概率，并减少了 1.2 % 的轨迹长度。

随着传感器技术的进步，无人机在各种应用中的使用逐渐增加，这些进步使得定位和障碍物检测方法得到了改善。这些技术使无人机能够有效地在复杂环境中导航，实时避开障碍物。自主无人机导航的需求在如搜索和救援、未知区域检查，及其他需要无人机在陌生和潜在危险环境中操作的重要应用中不断增长。在这些情境中，无人机必须自主识别和定位目标，实时更新环境地图，检测障碍物，并规划安全路径。这些环境的多样性，如障碍物大小、距离及空间限制的变化，给创建一个能够适应如此不同条件的统一导航系统带来了巨大挑战。

这个问题可以被分解成几个子问题。首先，假设定位已经处理好，目标的方向或位置必须传达给无人机。接下来，必须通过不断地绘制周围环境和检测障碍物来执行实时导航。最后，需要考虑环境的变化参数，以便无人机能够实时确定最优的飞行路径。

RF 源搜索是一种有效的方法，可以将目标的位置传达给无人机。RF 源发射可检测的 RF 信号，作为无人机的目标。例如，在搜索和救援行动中，这个 RF 源可以是被困个体的手机 [1]，或者在检查的情况下，是复杂环境中的移动降落点 [2]。在 GPS 不可用或不可靠的情况下，如室内、水下或密集的城市地区，基于 RF 的导航特别可靠 [3]。

有许多技术可用于计算 RF 源 [4] 的方向向量或坐标，每种技术在精确度、硬件复杂性和计算需求上都有各自的优劣。

- RSSI（接收信号强度指示器）：[5] 这种方法易于实现且具有成本效益。然而，它非常容易受到多径衰落和环境噪声的影响，这可能显著降低定位精度，特别是在非视距条件下。RSSI 仅提供距离测量，因此需要使用多个无人机或发射器进行精确定位。
- 到达时间（Time of Flight, ToF）和到达时间差（Time

Difference of Arrival, TDoA）方法提供更高的定位精度，但需要多个接收器和发射器，并且需要在所有设备之间进行精确的时间同步，这增加了硬件设置的复杂性。

- AoA（到达角）：[6] 该技术提供了关于射频信号到达角度的精确方向信息。然而，它需要先进的算法来缓解多路径衰落效应，例如 MUSIC 算法，还需要复杂的硬件和定向天线。
- RSS & AoA 与粒子滤波相结合：[7] 一种高精度的方法是通过粒子滤波结合 RSS 和 AoA 数据。虽然这种方法提高了定位精度，但它计算密集且需要大量的处理能力。

本研究中选择的主要算法用于射频源寻求的是到达角（AoA）算法，选择它是因为它只需要一个射频源或信标以及以天线形式存在的接收器的简单性。AoA 可以提供足够的方向向量，以使用人工势场（APFs）指导导航。通常，对 AoA 的研究集中在减少多径衰落效应和提高到达角的精度，例如 MUSIC 算法 [8]，这需要天线阵列以提高准确性。关于 AoA 的其他研究则集中在用于三维源定位的天线配置，关注在三维环境中实施 AoA 估计技术 [9]。

然而，本文特别强调扩展到达角（AoA）感应能力的天线配置。虽然传统的 AoA 设置通常在二维平面中使用一个具有 180 度有限感应范围的天线阵列，但这里的方法旨在通过使用不同的天线配置来实现完整的 360 度感应范围。这种配置能够提供精确和全面的覆盖，使得在减少计算需求的情况下实现高效的射频源寻求。

人工势场法（APFs）常用于导航 [10]，但由于障碍物接近（GNRON）和局部极小值陷阱 [11] 的问题，当无人机在到达目标前卡在障碍物之间时，它面临着目标未达的问题。许多研究通过高级 APF 变体解决了这些局部极小值问题 [12]，[13]。将 APF 应用于实时导航的一种方法是，在检测到新障碍物时动态更新排斥势，并使用一个临时目标来更新吸引势，该临时目标始终位于无人机与实际目标之间的一段距离上。

许多论文讨论了在 APF 生成轨迹后对其进行优化的方法，如 [14]，[15]。即使最终的轨迹是基于目标函数进行优化的，势能函数本身的参数仍需要根据实验结果为特定的地图进行调整。

一些研究根据环境变化实时调整势函数。例如，有一篇论文使用进化遗传算法动态修改势函数 [16]。然而，每个时间步都需要处理许多代的适应度函数，直到达到亚最优解。关于利用人工智能优化势场的其他研究包括 [17]，该研究使用模糊推理系统在地面机器人编队控制的背景下优化势场函数的参数，而 [18] 则使用人工神经网络（ANNs）

来获得轨迹与势函数参数之间的关系，以优化参数来输出期望的轨迹。

一种基于采样的控制方法，称为模型预测路径积分 (MPPI) [19]，最近由于其其在定义成本或风险方面的灵活性而在自主车辆路径规划领域获得了广泛关注。MPPI 通常向控制输入引入扰动以生成多条轨迹，每条轨迹都有其自身的成本，并利用控制输入和相应轨迹成本的加权平均来生成最优轨迹。[20] 使用 MPPI 在 UAV 中执行路径规划，通过轨迹参数化实现了采样空间的减少。本文提出了一种类似的方法来优化势函数参数。这种新方法将扰动引入到势场函数的参数中，然后基于这些修改计算潜在轨迹，每条轨迹根据考虑路径长度、避碰、平滑度和到达最终目标误差的成本函数进行评估。与最优轨迹最接近的轨迹的参数被设定为新的函数参数。

这个解决方案提供了一整套自主引导无人机到达射频源目标的方案。它使无人机能够在不需要任何修改或人为干预的情况下，穿越各种类型的地图。

因此，这项工作的贡献包括：一个利用天线配置计算射频源方向的稳健算法，该算法具备完整的 360 度感知范围；实现了一个经过改进的人工势场 (APF) 与实时地图构建相结合的方法，其中临时目标通过 AoA 导出的方向向量进行更新，并采用基于采样的方法在实时环境中动态优化势场参数。

I. 射频源搜索

本节介绍了一种算法的完整公式和实现，该算法采用到达角 (AoA) 方法来估计射频信号源的实时方向。该算法旨在捕捉接收信号在偶极天线之间的相位差，以计算到达角，然后用其来获取方向向量。然后，这个方向向量被整合到修改后的人工势场 (APF) 框架中用于障碍物规避和路径规划，这将在接下来的部分中讨论。

因此，整体部分分为到达角的介绍，接着讨论用于精确信号采集的天线数量。然后本部分详细介绍了如何基于通过多个天线阵列测得的多个 AoA 来估计方向向量的过程。最后，使用正方形天线配置解释了算法的实现，以便在简单实施中达到合理的准确性。之后，将有单独的部分讨论用于测试该算法的仿真设置。

A. 到达角 (AoA)

到达角度 (AoA) 估计技术通过分析多个天线之间的相位差来确定射频信号到达传感器阵列的方向 [6]。这种方法利用了如下原理：从某个角度到达的信号会以微小的延迟到达每个天线，从而导致可测量的相位偏移。

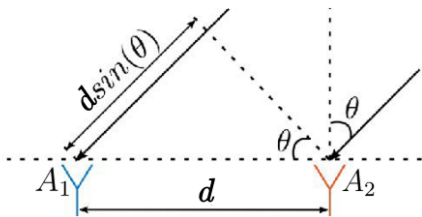


Fig. 1: 两根天线情况下的到达角度。

一种常见的实现方法是使用均匀线性阵列 (ULA)，其中第 n 个天线接收传入信号：

$$s_n(t) = A \cdot e^{j(\omega t + n\phi)} + w(t) \quad (1)$$

。在这里， A 是幅度， ω 是载波频率， ϕ 是到达角引起的相移， $w(t)$ 是噪声。为了提取相位，接收到的信号与本地载波频率 ω 相关、数字化并处理以获得 ϕ 。使用类似 MUSIC (多重信号分类) 的方法来获得这一相位。MUSIC 通过从噪声中分离有用的信号信息，使角度估计更加准确 [8]。对于两根间距为 d 的天线，AoA θ 可以估计为：

$$\theta = \sin^{-1} \left(\frac{\phi \cdot \lambda}{2\pi d} \right) \quad (2)$$

，其中 ϕ 是相位差， λ 是 RF 信号的波长。

B. 全范围感知的天线配置

前面讨论的算法在二维平面内表现出有限的检测范围限制。这个限制源于使用 $\sin^{-1}$ 函数计算到达角 (AoA)，该函数产生的值在 $-\pi/2$ 到 $+\pi/2$ 之间。因此，检测范围局限于 180° 跨度，有效地将检测限制在天线阵列的某一特定侧，如图 2 所示。

如果检测到一个到达角 (AoA)， θ ，就仍然不清楚信号源是位于 y 轴的正侧还是负侧。换句话说，歧义在两个可能的 AoA 值之间产生， θ_1 和 θ_2 ，虽然在数学上等同，但它们对应于不同的信号源位置。

Fig. 2: 在两个天线的情况下的两个到达角度。

因此，为实现完整的 360° 覆盖，配置必须包含多个天线偶极子，并根据算法的要求在这些偶极子间均匀或不均匀地分配 360° 场。一个重要的考虑因素是所需天线的数量以实现该配置。虽然理论上三个不共线的天线可能足够，但更实用的方法是使用四个天线放置在特定位置，其中每个天线仅属于一个线性阵列。此配置简化了分析，避免了两个线性阵列之间的共享天线。本文提出的算法也可以改编为使用三个天线，通过将两个天线重叠形成一个重合对，这在附录中讨论。

在下面的推导中，假设使用的是四天线配置。在从每个线性阵列获得 AoA 之后，下一步是确定 RF 信号来源的具体半平面。这一半平面的确定将在推导出方向向量后的一个后续部分中讨论，对于构建精确的方向估计是至关重要的。一旦确定了源头方向，算法将利用从每个独立线性天线阵列获得的 AoA 测量值来计算相对于无人机参考框架的 RF 源的方向向量 & 坐标。

为了建立一致的符号并明确系统的配置，请参考图 3。令 A_i 表示 i^{th} 天线，它相对于无人机的质心的位置是 $\vec{r}_i$ ，适用于所有 $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。射频源用 S 表示，其位置向量为 $\vec{s}$ 。到达角度 (AoA) 由 θ_1 表示，适用于偶极子 A_1A_2 ，以及由 θ_2 表示，适用于偶极子 A_3A_4 。

现在，在开始推导之前，有几个约束条件需要考虑：

1. 天线间距：[21] 为了准确捕捉接收到信号的相位差，每个偶极天线内天线之间的间距不应超过入射信号波长的一半，即

$$|\vec{r}_i - \vec{r}_j| \leq \frac{\lambda}{2} \quad (3)$$

htbp

Fig. 3: 任意天线配置与 4 个天线。

其中 $(i, j) = (1, 2) \& (3, 4)$ 对应于每个偶极子的天线对。

2. 动态稳定性：为了保持稳定性，至关重要的是天线的放置不能引入不平衡的力，假设天线重量相等。通过确保所有天线位置的向量和等于零来实现这种平衡：

$$\vec{r}_1 + \vec{r}_2 + \vec{r}_3 + \vec{r}_4 = \vec{0} \quad (4)$$

3. 非共线性约束：为了避免将系统简化为单一的线性天线阵列，四个天线不能共线。在数学上，这个条件通过确保以下来实现：

$$\frac{(\vec{r}_i - \vec{r}_j) \cdot (\vec{r}_k - \vec{r}_l)}{\|\vec{r}_i - \vec{r}_j\| \|\vec{r}_k - \vec{r}_l\|} \neq \pm 1 \quad (5)$$

其中 (i, j, k, l) 被选择，使得每对代表不同的天线向量。

为进行天线放置算法的推导，将定义若干变量以便于计算射频源的位置。令 $\vec{r}_{34}$ 表示天线 A_3 和 A_4 的中点，由以下公式给出：

$$\vec{r}_{34} = \frac{\vec{r}_3 + \vec{r}_4}{2} \quad (6)$$

同样地，令 $\vec{r}_{12}$ 表示天线 A_1 和 A_2 的中点，计算公式为：

$$\vec{r}_{12} = \frac{\vec{r}_1 + \vec{r}_2}{2} \quad (7)$$

这些中点作为每个线性阵列到达角 (AoA) 测量的参考点。 $\vec{d}_{34}$ 被定义为从 $\vec{r}_{34}$ 处的 AoA 获得的单位方向向量，而 $\vec{d}_{12}$ 是从 $\vec{r}_{12}$ 处的 AoA 获得的单位方向向量。现在，射频源的位置 $\vec{s}$ 可以表示为：

$$\vec{r}_{34} + k_{34}\vec{d}_{34} = \vec{s} \quad (8)$$

$$\vec{r}_{12} + k_{12}\vec{d}_{12} = \vec{s} \quad (9)$$

其中 k_{34} 和 k_{12} 是分别应用于单位向量 $\vec{d}_{34}$ 和 $\vec{d}_{12}$ 的缩放因子，以完成从每个中点到源的向量几何。 k_{34} 和 k_{12} 的值是未知的，将在后续确定。

通过将 $\vec{r}_{34}$ 和 $\vec{r}_{12}$ 替换为它们的定义， $\vec{s}$ 的方程变为：

$$\frac{\vec{r}_3 + \vec{r}_4}{2} + k_{34}\vec{d}_{34} = \vec{s} \quad (10)$$

$$\frac{\vec{r}_1 + \vec{r}_2}{2} + k_{12}\vec{d}_{12} = \vec{s} \quad (11)$$

这些方程可以通过 x -和 y -坐标展开如下：

$$\frac{x_3 + x_4}{2} + k_{34} \left(x_{d_{34}} - \frac{x_3 + x_4}{2} \right) = s_x \quad (12)$$

$$\frac{y_3 + y_4}{2} + k_{34} \left(y_{d_{34}} - \frac{y_3 + y_4}{2} \right) = s_y \quad (13)$$

$$\frac{x_1 + x_2}{2} + k_{12} \left(x_{d_{12}} - \frac{x_1 + x_2}{2} \right) = s_x \quad (14)$$

$$\frac{y_1 + y_2}{2} + k_{12} \left(y_{d_{12}} - \frac{y_1 + y_2}{2} \right) = s_y \quad (15)$$

其中：

- (x_i, y_i) 表示 $\vec{r}_i \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 的坐标，
- (s_x, s_y) 表示 $\vec{s}$ 的坐标，

- $(x_{d_{34}}, y_{d_{34}})$ 表示 $\vec{d}_{34}$ 的端点坐标，

- $(x_{d_{12}}, y_{d_{12}})$ 表示 $\vec{d}_{12}$ 的端点坐标。

这四个方程可以以矩阵形式写成线性方程组：

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \frac{x_3+x_4}{2} - x_{d_{34}} \\ 0 & 1 & 0 & \frac{y_3+y_4}{2} - y_{d_{34}} \\ 1 & 0 & \frac{x_1+x_2}{2} - x_{d_{12}} & 0 \\ 0 & 1 & \frac{y_1+y_2}{2} - y_{d_{12}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ k_{12} \\ k_{34} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x_3+x_4}{2} \\ \frac{y_3+y_4}{2} \\ \frac{x_1+x_2}{2} \\ \frac{y_1+y_2}{2} \end{bmatrix} \quad (16)$$

该方程组的形式为 $Ax = b$ 。该方程组的解为 $x = A^{-1}b$ 。为存在唯一解， A 的行列式必须不为零，即 $\det(A) \neq 0$ 。

一旦获得系统的解，就可以得到缩放常数 k_{12} & k_{34} 和 RF 源的坐标 (s_x, s_y) 。然后可以使用这些坐标计算相对于原点的源的方向向量：

$$\vec{d}_s = \frac{\vec{s}}{\|\vec{s}\|} \quad (17)$$

但是，如果 $\det(A)$ 变为零，系统 $x = A^{-1}b$ 将不再给出唯一的解。这种情况可能导致两种截然不同的情况：要么没有解，要么有无穷多个解，详细讨论和图例在附录中说明。

Fig. 4: 偶极子 A_1A_2 & A_3A_4 的两个到达角。

现在，考虑图 4 中的偶极子 A_1A_2 。如前所述，这里的一个关键挑战是区分接收到的射频信号是来自方向 θ_1 还是 θ_3 。上面的推导是在假设信号从方向 θ_1 接近的情况下进行的，允许计算向量 $\vec{d}_{12}$ 。然而，在实现中，特别是在天线随意排列的情况下，在数学上区分 θ_1 和 θ_3 并不容易。因此，为任意的一般排列创建一个判断信号源方向的条件算法可能是复杂且计算要求高的。

一种有效解决信号源方向不确定性的途径是通过互相关 [22]，这是一种适合通过测量接收信号在成对天线之间的相对相位或时间延迟来识别信号起始侧的方法。互相关能够确定哪个天线经历了时间滞后，这反过来揭示了信号的到达方向。例如，通过在成对天线（如 A_2 和 A_3 、或者 A_1 和 A_4 ）之间应用互相关，将指示信号源的相对位置，展示在该对天线中哪个天线首先接收到信号。

在本文中，虽然承认互相关的概念，但主要重点将放在开发一个数学框架，以确定在方形天线配置中特定的射频信号的正确到达角 (AoA)。选择方形配置是因为它的计算简单性、对称性以及与之前概述的限制条件的兼容性。

C. 方形天线配置

现在将所提议的方法应用于方形天线配置。该方法包括计算矩阵 A 的逆，并根据角度 θ_1 和 θ_2 推导出最终方向向量。为了验证推导方程式的正确性，用这种方法得到的解与用基本几何原理推导出的解进行比较。此比较用于验证简化天线布置数学公式的准确性。

Fig. 5: 方形天线配置

正方形配置被特别选中，因为它代表了天线排列的主要方案，原因是其对称性、计算简便性 & 算法实施的简化。参考图 5，该配置被描绘成天线的正方形排列，其符号与

图 3 中的一致，并且两个相邻天线之间的距离为 $2d$ 。这种排列还满足前面章节中概述的约束条件，从而使其成为现实世界应用中的一个切实可行的选择。

在估计最终方向向量之前，首先需要确定来自哪个半平面的 RF 信号。可以通过对比由双极天线 A_1A_2 和 A_3A_4 获得的两个到达角度 θ_1 和 θ_2 来实现。

- 如果 $\theta_1 > \theta_2$ ，这意味着源位于偶极子对 A_1A_2 的半平面上（O 的右侧）。
- 反之，如果 $\theta_2 > \theta_1$ ，则源位于 A_3A_4 的半平面（O 的左侧）。

尽管由于假设信号源位于距离较远的地方以进行 AoA 计算，这些角度之间的差异可能很小，但这种角度差异仍然可以用来确定信号源的适当半平面。

一旦确定了半平面，下一步就是进行最终方向向量的估计。为了简化方程，我们将正方形配置的坐标替换如下：

$$(x_1, y_1) = (d, -d), \quad (x_2, y_2) = (d, d) \quad (18)$$

$$(x_3, y_3) = (-d, d), \quad (x_4, y_4) = (-d, -d), \quad (19)$$

这导致以下简化：

$$\left(\frac{x_1 + x_2}{2}\right) = d, \quad \left(\frac{x_3 + x_4}{2}\right) = -d, \quad (20)$$

$$\left(\frac{y_1 + y_2}{2}\right) = 0, \quad \left(\frac{y_3 + y_4}{2}\right) = 0. \quad (21)$$

此外，方向向量 $\vec{d}_{12}$ 和 $\vec{d}_{34}$ 的表达式为：

$$x_{d_{12}} = d + \cos \theta_1, \quad y_{d_{12}} = \sin \theta_1, \quad (22)$$

$$x_{d_{34}} = -d + \cos \theta_2, \quad y_{d_{34}} = \sin \theta_2. \quad (23)$$

将这些值代入前一部分推导的方程 $Ax = b$ ，结果得到简化的 A 矩阵和 b 向量：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -\cos \theta_2 \\ 0 & 1 & 0 & -\sin \theta_2 \\ 1 & 0 & -\cos \theta_1 & 0 \\ 0 & 1 & -\sin \theta_1 & 0 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} -d \\ 0 \\ d \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (24)$$

矩阵 A 的行列式计算为：

$$\det(A) = \sin(\theta_1 - \theta_2), \quad (25)$$

。这意味着如果 $\det(A) = \sin(\theta_1 - \theta_2) = 0$ ，那么 $\theta_1 = \theta_2$ ，导致方向向量平行或双极子对 A_1A_2 和 A_3A_4 的中点与源重合，如先前讨论过的。在这种情况下，系统分别没有唯一解或存在无穷多解。

如果 $\det(A) \neq 0$ ，通过计算矩阵 A 的逆获取 x 的解：

$$x = A^{-1} \cdot b \quad (26)$$

$$\begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ k_{12} \\ k_{34} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -d \operatorname{cosec}(\theta_2 - \theta_1)(\sin \theta_2 \cos \theta_1 + \cos \theta_2 \sin \theta_1) \\ -2d \operatorname{cosec}(\theta_2 - \theta_1) \sin \theta_1 \sin \theta_2 \\ -2d \operatorname{cosec}(\theta_2 - \theta_1) \sin \theta_2 \\ -2d \operatorname{cosec}(\theta_2 - \theta_1) \sin \theta_1 \end{bmatrix}. \quad (27)$$

根据上述解，可以确定射频源的坐标 (s_x, s_y) ，并且从原点到射频源的方向向量 $\vec{d}_s$ 给出为：

$$\tan \theta_0 = \frac{s_y}{s_x} \quad (28)$$

经过简化后，该结果为 θ_0 的表达式：

$$\tan \theta_0 = \frac{2 \sin \theta_1 \sin \theta_2}{\sin \theta_2 \cos \theta_1 + \cos \theta_2 \sin \theta_1} \quad (29)$$

最终，反转切线表达式得到：

$$\cot \theta_0 = \frac{\cot \theta_1 + \cot \theta_2}{2} \quad (30)$$

该表达式提供了估计角度 θ_0 ，其表示射频信号到达坐标系原点的到达角度。

现在，为了验证上述公式，对图 5 中的三角形 QSO 和 OSP 应用正弦定理。通过在两个正弦定理方程中使边 OS 相等，得到以下关系：

$$\frac{\sin \theta_2}{\sin(\theta_0 - \theta_2)} = \frac{\sin \theta_1}{\sin(\theta_1 - \theta_0)} \quad (31)$$

在展开和重新排列术语后，得到了以下方程：

$$\cot \theta_0 = \frac{\cot \theta_1 + \cot \theta_2}{2} \quad (32)$$

这个结果证实了算法提供了正确的源方向向量 $\vec{d}_s$ ，无论其位置如何。

尽管方形配置的计算相对简单，但采用此算法的根本原因在于其灵活性。该方法可以推广以适应任意天线配置，并且可以扩展到任意数量的天线。此外，还可以使用估计技术，通过增加额外的天线阵列来进一步减少误差，从而提高方向向量估计的精度。

D. 在方形天线配置中的最终算法

以下算法概述了使用方形天线配置进行 RF 源定位的最终方法。之前推导的数学步骤被纳入伪代码中，以提高清晰度和便于实现。

Algorithm 1 RF SOURCE SEEKING

Input: θ_1, θ_2 (Angles of arrival), d (Half-length of the square's side).

Initialize:

- 中点: $M_{12} = (d, 0)$, $M_{34} = (-d, 0)$ 。
- 方向向量:

$$(x_{d_{12}}, y_{d_{12}}) = (d + \cos \theta_1, \sin \theta_1),$$

$$(x_{d_{34}}, y_{d_{34}}) = (-d + \cos \theta_2, \sin \theta_2).$$

Run:

- 1: Identify the source half-plane:
- 2: **if** $\theta_1 > \theta_2$ **then**
- 3: Source lies in the half-plane of A_1A_2 .
- 4: **else**
- 5: Source lies in the half-plane of A_3A_4 .
- 6: **end if**
- 7: Compute:

$$\cot \theta_0 = \frac{\cot \theta_1 + \cot \theta_2}{2}.$$

- 8: Output the final direction vector:

$$\vec{d}_s = \begin{bmatrix} \cos \theta_0 \\ \sin \theta_0 \end{bmatrix}.$$

II. 在未知环境中的导航

在接收到作为向量的射频信号方向后，无人机必须实时检测局部可观察到的障碍物，并同时在寻找射频源的方向中穿过这些障碍物。实时的局部映射可以通过任何现有的同步定位与建图 (SLAM) 技术来实现，这不是本文的重点。无人机随后应使用该环境的部分局部地图规划到地平线的路径，直到在地图更新时检测到较新的障碍物。人工势场 (APF) 方法是规划平安路径以避开障碍物的标准方法之一，因为其安全性高且简单。通过基于地图在每个时间步的更新来更新这些势函数，该方法可以适应实时应用。然而，由于局部最小值陷阱 [11] & GNRON 问题 [23]，该方法并不适用于每一张地图，并且需要为无人机遇到的每个环境调整参数以避免这些问题。因此，为了避免这种参数调整，采用了一种受模型预测路径积分 (MPPI) 控制启发的基于采样的方法，使得这些参数可以实时调整，并根据要求如不同密度的障碍物等来更新势阱，这将在后续章节中详细讨论。

因此，以下部分简要讨论了人工势场的主要思想以及一种在实时中利用人工势场的方法，并详细探讨了此方法所面临的问题，随后对 MPPI 控制进行了基本介绍，以及讨论如何通过一种受 MPPI 控制启发的方法优化人工势场。

在人工势场方法中，机器人会受到目标点的引力和所有障碍物的斥力，这些力的合力引导机器人朝目标前进，同时避开障碍物。这些力被建模为静电力，当机器人和障碍物具有相同电荷，而目标具有相反电荷时，这些力会出现。这种排列也可以视为由于目标和障碍物的电荷形成了一个势场，而机器人总是试图在势能最低的路径上移动以到达目标。由于目标的势能称为引势，由于障碍物的势能称为斥势，当两者结合时，形成完整的势场，在其上应用梯度下降法来计算这种具有最低势能的路径。

吸引势和排斥势的方程如下：

$$U_{\text{att}}(\mathbf{q}) = \frac{1}{2} k_{\text{att}} \|\mathbf{q} - \mathbf{q}_{\text{goal}}\|^2 \quad (33)$$

其中：

- $\mathbf{q}$ 是无人机的当前位置。
- $\mathbf{q}_{\text{goal}}$ 是目标位置。
- k_{att} 是吸引力常数。
- $\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数。

排斥势函数定义为：

$$U_{\text{rep}}(\mathbf{q}) = \sum_{i=1}^n k_{\text{rep}} \left(\frac{1}{d_{\text{boundary}}(i)} - \frac{1}{d_0} \right) \quad (34)$$

其中：

- n 是障碍物的数量。
- $\mathbf{q}$ 是无人机的当前位置。
- $\mathbf{q}_{\text{obstacle}}^{(i)} = (x_{\text{obstacle}}, y_{\text{obstacle}}, r_{\text{obstacle}})$ 是第 i 个障碍物的位置和半径。
- $d_{\text{boundary}}(i)$ 是无人机到第 i 个障碍物边界的距离，由

$$d_{\text{boundary}}(i) = \|\mathbf{q} - \mathbf{q}_{\text{obstacle}}^{(i)}\| - r_{\text{obstacle}} - r_{\text{drone}} \quad (35)$$

给出，其中 r_{drone} 是无人机的半径。

- d_0 是排斥势有效的影响范围。
- k_{rep} 是排斥常数。

在本文中，采用基于对数的排斥势能代替传统函数。新的排斥势能函数由以下公式给出：

$$U_{\text{rep}}(\mathbf{q}) = \sum_{i=1}^n \left(-k_{\text{rep}} \log \left(\frac{d_{\text{boundary}}(i)}{d_0} \right) \right) \quad (36)$$

基于对数的排斥势的梯度在相对较大的距离值处仍然显示出变化，这与通常的函数不同，确保更高的安全性并降低梯度变为零的可能性。[24]

总势函数可以计算为：

$$U_{\text{total}}(\mathbf{q}) = U_{\text{att}}(\mathbf{q}) + U_{\text{rep}}(\mathbf{q}) \quad (37)$$

当某一点是目标点时，该点的总势能最低，并且随着该点离目标点越远，总势能越高，障碍物是高势能点，如图 6 所示。无人机应向势能下降最多的方向移动，以到达目标点并避开障碍物。因此，期望的轨迹是通过应用梯度下降算法计算得出的，以无人机的位置为起始点，可以被任何轨迹控制所追踪。

Fig. 6: 一个示例势函数。

到目前为止，假设所有障碍物的位置和最终目标从一开始就是已知的。如果环境是未知的，而无人机在飞行过程中映射障碍物，那么势能也需要更新。当新的障碍物被发现时，可以将它们输入到斥力势能函数中，从而迭代更新总函数。而在这个特定问题中，如果只知道源的方向，那么引入一个临时目标来计算引力势能。临时目标被安置在沿源方向的固定距离处，使该点成为势能的全局极小值，

并利用梯度下降算法生成轨迹。然后，每当无人机到达轨迹上的第 n 个点时，可以更新这个临时目标，并从该点生成新的轨迹。这个过程会反复进行，直到无人机到达其最终目标。

A. APF 的优化

已经讨论过，使用人工势场可能会导致问题，比如局部最小值陷阱和 GNRON，但可以通过调节参数，主要是吸引系数、排斥系数和影响范围，来避免这些问题。这种调节需要对每一个独特的地图手动进行，多次运行过程。在未知环境中，这可能是具有挑战性的，因为在调节参数时，并不是每次运行中环境的每个部分都被映射。环境在不同的地方可能具有不同程度的障碍密度，对于一个初始位置最适合的参数对于另一种初始位置可能完全无效。而潜在场在运行的前半部分工作良好的参数，可能会在地图的剩余部分开始变得更加混乱时突然引发问题。即使当前参数使无人机到达了期望的目标点，但无人机所走的路径可能在长度、安全性、能量使用或其他所需因素方面并不是理想中的路径。

这些问题需要一种能够自主并实时调整参数的方法，以便每次更新临时目标时，无人机都能沿着预定路径飞行。由于没有直接的方法可以实时确定正确的参数以实现具备期望性能标准的轨迹，因此可以利用基于搜索的优化技术结合构建的成本函数来寻找能够生成最优或至少次优轨迹的参数。本文提出了一种类似于模型预测路径积分 (MPPI) 控制的方法，这是一种基于采样的运动规划算法。MPPI 通常只需要较少的样本数和一次迭代即可找到解决方案，这使其非常适合于解决实时优化问题。

整体方法分为三个阶段：

- 1) 参数采样
- 2) 轨迹评估
- 3) 最优轨迹

算法的这三个阶段在每次临时目标更新时运行，每次生成一个新的轨迹以供跟踪。

1) 参数采样：影响势场并最终生成轨迹的参数有：吸引势系数、排斥势系数以及势影响无人机的距离。每次临时目标更新时，都会使用这一组参数的初始值生成一个初始轨迹，然后对参数进行特定次数的采样，并为每组参数生成相应的势场。这些势场各自提供一条到达临时目标的轨迹，并使用代价函数进行评估。

这三个参数是从高斯分布中随机选择的，每个参数都有固定的均值和标准差。

$$k_{\text{att}_{\text{new}}} \sim \mathcal{N}(\mu_{k_{\text{att}}}, \sigma_{\text{att}}^2) \quad (38)$$

$$k_{\text{rep}_{\text{new}}} \sim \mathcal{N}(\mu_{k_{\text{rep}}}, \sigma_{\text{rep}}^2) \quad (39)$$

$$d_{0\text{new}} \sim \mathcal{N}(\mu_{d_0}, \sigma_{d_0}^2) \quad (40)$$

这些参数被采样直到所有的值严格高于其相应的设定限制。采样次数取决于可用的计算能力。

一旦对许多参数集进行了采样，就会生成它们的势场，并计算出轨迹。每条轨迹都根据需求使用成本函数进行评估。目前，成本函数包括对轨迹长度、轨迹终点在达到临时目标时的误差、急转弯次数以及与障碍物的接近程度的惩罚。假设轨迹包含 n 个点 (x_i, y_i) ，针对 $i = 1, 2, \dots, n$ 。轨迹的成本函数可以表示为：

$$\text{Cost} = L + E + A + P \quad (41)$$

在哪里：

1. 轨迹的长度 (L)：

轨迹的总长度由连续点之间的距离之和给出：

$$L = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (42)$$

2. 错误到临时目标 (E)：

到临时目标的误差是轨迹 (x_n, y_n) 的终点和临时目标 (x_t, y_t) 之间的欧几里得距离：

$$E = \sqrt{(x_n - x_t)^2 + (y_n - y_t)^2} \quad (43)$$

3. 角度偏差 (A)：

角度偏差是连续轨迹点之间角度绝对差值的总和：

$$A = \sum_{i=2}^{n-1} |\theta_i - \theta_{i-1}| \quad (44)$$

其中 θ_i 是轨迹中连续点之间的角度。

4. 与障碍物的接近度 (P)：

邻近惩罚的表达式如下：

$$P = \frac{1}{\min_{i,j} \text{dist}((x_i, y_i), \text{Obstacle}_j)} \quad (45)$$

其中 $\text{dist}((x_i, y_i), \text{Obstacle}_j)$ 是轨迹点 (x_i, y_i) 与第 j 个障碍物之间的距离。

2) 最优轨迹：在计算所有轨迹和成本函数后，通过计算这些轨迹点的加权平均值生成一个最优轨迹。每个轨迹的权重基于其成本函数计算如下：

$$w = \exp\left(-\frac{S}{\lambda}\right) \quad (46)$$

其中 λ 是一个常数。这种特殊的表述有助于分配权重，使得成本较高的轨迹权重较低，而成本较低的轨迹权重较高。这确保了成本较低的轨迹获得更高的优先级。与选择最低成本的轨迹相比，这种方法提供了在计算最优轨迹时的灵活性。常数 λ 可以根据权重要求的严格程度增加或减少。可以增加 λ 以使权重更严格，忽略成本稍高的轨迹，或减少以使权重更宽松，从而使成本稍高的轨迹在最优轨迹中有显著的贡献。最优轨迹计算为初始轨迹加上从初始轨迹到所有采样轨迹的加权平均距离。

$$T_{\text{opt}}(i) = T_{\text{init}}(i) + \frac{\sum_{j=1}^n w_j \cdot |T_j(i) - T_{\text{init}}(i)|}{\sum_{j=1}^n w_j} \quad (47)$$

其中：

- $T_{\text{opt}}(i)$ ：最优轨迹的第 i 个点。
- $T_{\text{init}}(i)$ ：初始轨迹的第 i 个点。
- $T_j(i)$ ：第 j 条采样轨迹中的第 i 个点。
- w_j ：第 j 个采样轨迹的权重。

Algorithm 2 TRAJECTORY OPTIMIZATION ALGORITHM

Input:

- 初始位置: P_0 , 目标位置: P_g , 障碍物: $\mathcal{O}$.
- 参数: k_{att} (吸引力), k_{rep} (排斥力), d_0 (障碍影响距离).
- 最大步数: N_{steps} , 采样计数: N_{sample} , 权重衰减因子: λ .

Run:

- 1: Initialize the temporary target as $P_{temp} = P_g$.
 - 2: **while** Drone has not reached P_g **do**
 - 3: **if** Drone reaches waypoint near P_{temp} **then**
 - 4: Update P_{temp} based on intermediate progress.
 - 5: **end if**
 - 6: Compute initial trajectory $\mathcal{T}_{initial}$ from P_0 to P_{temp} using N_{steps} .
 - 7: Initialize empty lists for sampled trajectories, objective values, and weights.
 - 8: **for** $i = 1$ to N_{sample} **do**
 - 9: Sample parameters $(k'_{att}, k'_{rep}, d'_0)$:
 $k'_{att} \sim \mathcal{N}(k_{att}, \sigma_{att})$, $k'_{rep} \sim \mathcal{N}(k_{rep}, \sigma_{rep})$ (ensure $k'_{rep} > \lim_{kr}$),
 $d'_0 \sim \mathcal{N}(d_0, \sigma_{d_0})$ (ensure $d'_0 > limit_{d_0}$).
 - 10: Compute trajectory $\mathcal{T}_i$ using sampled parameters.
 - 11: Compute Cost J_i for Trajectory $\mathcal{T}_i$
 - 12: Compute weight $w_i = e^{-J_i/\lambda}$.
 - 13: Append $\mathcal{T}_i$, and w_i to respective lists.
 - 14: **end for**
 - 15: Compute the optimal trajectory $\mathcal{T}_{optimal}$:
$$\mathcal{T}_{optimal}[t] = \mathcal{T}_{initial}[t] + \frac{\sum_i w_i \cdot \|\mathcal{T}_i[t] - \mathcal{T}_{initial}[t]\|}{\sum_i w_i}.$$
 - 16: Identify the closest trajectory $\mathcal{T}_{closest}$ to $\mathcal{T}_{optimal}$:
$$\mathcal{T}_{closest} = \arg \min_i \sum_t \|\mathcal{T}_i[t] - \mathcal{T}_{optimal}[t]\|.$$
 - 17: Feed $\mathcal{T}_{closest}$ to the trajectory tracking function.
 - 18: **end while**
-

- $|T_j(i) - T_{init}(i)|$: 初始轨迹上的点与第 j 条采样轨迹之间的欧氏距离。

由于这是一条轨迹的平均值, 因此不能保证该轨迹不会通过障碍物, 即使在成本函数中有与接近障碍物相关的惩罚。但可以保证采样的轨迹都不会通过障碍物, 因为这些轨迹是使用位势场上的梯度下降算法生成的。因此, 选择一条在距离上最接近该最优轨迹的采样轨迹作为无人机最终要跟随的轨迹。

当无人机到达轨迹航点集合中的第 i 个点时, 整个包含 3 个阶段的过程将被重复, 以生成新的轨迹来达到新的临时目标。当新的临时目标在最终目标的范围内时, 将临时目标设置为最终目标, 并生成最后的轨迹, 完成整个行程。

III. 模拟

多次模拟被执行, 以测试和验证之前讨论的算法在不同类型环境中的表现。无人机模拟来自于 SJTU 无人机仿真程序, 该程序使用 Gazebo 与 ROS2 进行控制。无人机以 AR Drone 为模型, 装备有相机、声纳、GPS, 并且可以直接获取里程计数据。在这些实验中, 通过给出相对于无人机的笛卡尔方向的速度指令来控制无人机, 这些速度指令通过 PID 控制器进行控制, 并且这个相同的控制器在每个模拟中使用, 用于在各种环境中测试和比较算法。

为了模拟实时映射, 使用 gazebo_map_creator 生成了一个代表整个设计环境的完整点云作为真实数据。无人机被编程为仅感知其视野内的点, 这些点位于一个虚拟圆锥中, 该圆锥基于无人机的当前位置和方向构建。落在此圆锥内的点被提取出来, 通过坐标变换进行变换, 并映射到一个全局框架中。随着无人机在环境中导航, 它逐步揭示地图, 模拟实时映射的过程。该算法的障碍物通过考虑与无人机在同一高度的点云中的点提取出来, 并使用圆拟合算法计算每个障碍物相对于世界坐标系的中心位置和近似半径。在此模拟中, 所有点云的操作都使用 Open3D 库进行。

RF 信号的模拟是通过使用标准的 2nd 阶波动方程实现的, 该方程随 x, y, z 坐标和时间变化。这个波动方程为:

$$W(x, y, z, t) = A_i \sin[k \cdot d_i + \omega(t - t_0) + \phi] \quad (48)$$

其中 d_i 由以下公式给出:

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + (z_i - z_0)^2} \quad (49)$$

坐标 (x_0, y_0, z_0) 表示射频源的位置, 在每个环境的每种情况下都是不同的。该波动方程在固定于无人机顶部四个天线位置的正方形配置中计算。然后将计算值输入快速傅里叶变换以计算相位值, 之后用于 AoA 算法。如果上述算法在真实无人机上实现, 建议通过 MUSIC 算法或任何其他类似算法传递信号, 以避免与多路径传播相关的问题。当射频源的方向向量计算出来后, 该向量将被输入导航系统以定义一个临时目标。

在实验过程中, 任意选择的无人机初始位置被记录为轨迹的起始位置。对于所有的模拟实验, 总区域被定义为一个固定的 10×10 米的方形网格, 确保在所有情况下初始位置、目标和障碍物都位于该区域内。总势能在网格的每个点以 0.5 米的分辨率计算出来。每个场景都有不同的障碍物排列, 具有不同的密度和复杂性。在这些场景中测试了所提议的导航算法, 并与标准的人工势场进行比较。

用于算法的位置信息从无人机仿真的里程话题中订阅。结合无人机位置和已映射的障碍物, 临时目标位于距离 2 米处, 轨迹通过每个具有 15 个航点生成。这是通过设置梯度下降的最大步数限制来实现的。临时目标在无人机到达第五个航点时更新。参数的采样数量决定为 10, 产生 10 条不同的轨迹以进行优化。一旦最终轨迹确定, 便实施轨迹跟踪控制以迭代追踪下一个航点。无人机当前位置与轨迹的下一个航点在全局平面坐标中的误差被输入调整过的 PID 控制器, 根据无人机的行为获取全局速度。这些速度然后根据无人机的偏航角转换为无人机坐标, 并发布到速度命令话题。

势场以热力图和三维图显示，热力图中绘制了无人机的位置、最终目标、临时目标、采样轨迹、最优轨迹、最终轨迹以及无人机覆盖的总路径。

在所有模拟中，无人机通过触发结束序列完成其任务。在最终轨迹点，无人机使用其朝下的摄像头检测到一个特定的着陆垫，该着陆垫是放置在目标位置的红色圆圈。

一个专门的停止算法被实现来管理这个过程。一旦在相机画面中检测到红色圆圈，导航算法就会终止。使用 OpenCV，该算法识别红色圆圈并估计着陆垫中心相对于无人机相机中心的位置。一个 PID 控制器通过将无人机与着陆垫中心对齐来最小化这个距离。一旦无人机稳定，绘制所有结果的代码被触发。

IV. 结果

本节展示了从评估上一节中提出的算法所获得的结果。评估的主要依据是该算法在不同环境下生成成功轨迹的鲁棒性，以及与标准 APF 相比其性能有多大提升。因此，将有两个小节分别评估寻源方法的准确性，以及在寻源方法传递的方向向量中存在误差的情况下，修改后的 APF 表现得多好。

A. 射频源估计

本小节展示了与 RF 源估计相关的结果。该算法在两个不同的模拟场景中进行了测试，以评估其准确性。

Fig. 7: 在射频源搜索过程中无人机的轨迹。

在第一个场景中，无人机的任务是从一个随机的初始位置开始定位 RF 源。然后，计算出的方向向量被用作控制输入，以引导无人机朝该方向飞行。无人机的轨迹被追踪，直到它进入降落序列。轨迹可视化如图 7 所示。根据无人机的轨迹，计算出的平均误差直到无人机开始执行降落序列为 1.48° 。

在第二个测试中，射频源以固定半径 5 米沿圆路径绕无人机移动。无人机保持在中心不动，算法的角度估计在圆周的各个位置进行评估。误差被计算为算法估计的角度与使用无人机和射频源坐标计算的实际角度之间的差异。误差图展示在图 8 中。虽然这个误差与其他标准技术相比非常低，但必须考虑到该算法仅在模拟中进行过测试；在实际实验中测试时会有更大的误差。

Fig. 8: 在无人机周围各个位置的角度估计误差。

B. 轨迹规划

为了真正比较新方法的适应性，使用这两种算法在五种不同的环境中生成轨迹。这五种环境是根据一个称为障碍密度的度量设计的。障碍密度被定义为单位平方内所有障碍物的面积除以单位平方的总面积。地图根据所有单位平方中的平均障碍密度进行比较。五张地图中的四张整张地图中的障碍密度是恒定的，如图 11 所示。相比于最后一张地图，这可以通过这些地图的低障碍密度方差来验证，最后一张地图设计为通过使障碍密度在空间中急剧变化来提高方差，如图 12 所示，以评估算法的实时适应性。五张地图的平均值和方差如表 I 所示。

Map	Mean Obstacle Density	Variance
Map 1	0.0702	0.0020
Map 2	0.1102	0.0023
Map 3	0.1267	0.0021
Map 4	0.1520	0.0011
Map 5	0.1552	0.0152

TABLE I: 所有地图的平均障碍密度和方差

两种算法在所有五个地图上各生成七次轨迹，初始和目标位置随机选择。所有这些运行的初始参数被设置为通过实验调整标准 APF 以在地图 2 上工作的参数。

选择成功率和平均相对长度来比较这些模拟。成功率是七次运行中成功的百分比。平均相对长度定义为所有七个长度的平均值，其中每个长度除以相应的初始和目标位置之间的直线距离。特定运行的相对长度仅在两个算法都使用这些初始和目标位置生成有效轨迹时才被纳入最终平均值。四幅地图的成功率和平均相对长度的最终图表如图所示。

Fig. 9: 标准 APF 和改进 APF 在各种环境中的成功率。标准 APF 和改进 APF 在 Map 3 中的视频对比可以在 [这里](#) 中找到。

从图 9 中可以观察到，随着障碍物密度的增加，两个算法的成功率都在下降，因为穿越障碍物变得越来越困难。但是，修改后的 APF 在所有四个地图上的成功率仍然较高。可以观察到，标准 APF 的成功率图在地图 2 处有一个峰值，因为如前所述，参数已调整以使标准 APF 在地图 2 中运行。

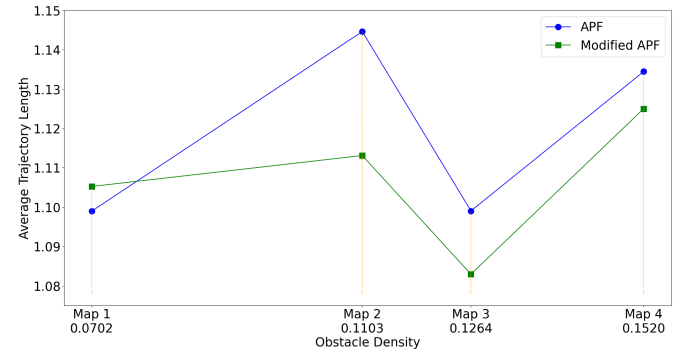


Fig. 10: 标准 APF 和修改 APF 在各种环境中的平均相对长度。

从图 10 可以看出，修改后的 APF 在几乎所有地图上表现更好，平均而言生成的路径比标准 APF 更短，除了在障碍物密度最低的地图中。这一小的偏差可能是由于采样的性质。在地图中生成样本轨迹时，所有样本比使用标准 APF 在同一点生成的轨迹更差（即更长）的可能性是存在的。在障碍物密度非常低的地图中，这种可能性更高，因为相较于障碍物密度高的地图，样本有更多的空间可以探索而不受障碍物的影响，而高障碍物密度地图中的样本轨迹由于众多障碍物已经被限制在有限的空间内，因此产生类似且在大多数情况下更好的样本。这可能导致我们观察到的非常低密度地图中，修改后的 APF 的最终平均长度略高于标准 APF。

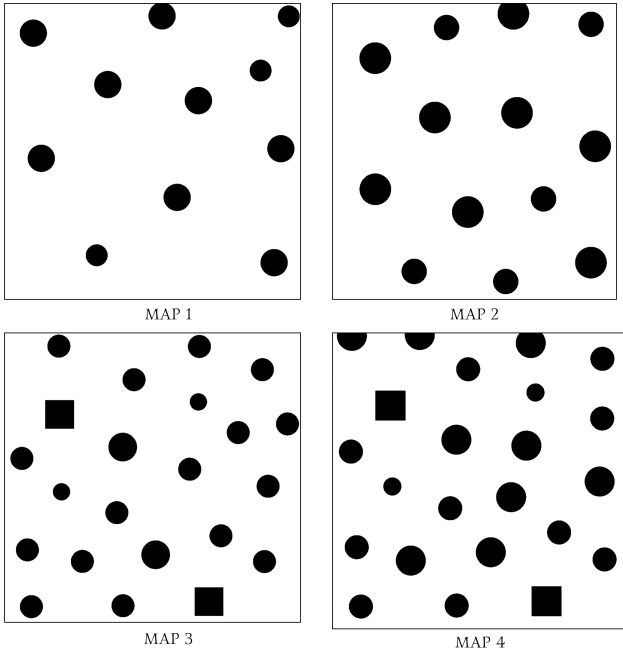


Fig. 11: 四张具有均匀障碍密度的地图。

1) 具有不同障碍物密度的地图：为了评估改进 APF 的实时适应性，初始点和目标点被以良好分布的方式选择，以便于一些轨迹会从高障碍密度到低障碍密度反之亦然，而其他一些则相应反向，从低到低和从高到高的障碍密度进行导航。标准 APF 由于固定的参数值，无法在障碍密度变化的地图上生成所有七次运行的轨迹。改进 APF 成功地实现了 57.143 % 的成功率，证明它可以适应障碍密度的实时变化。

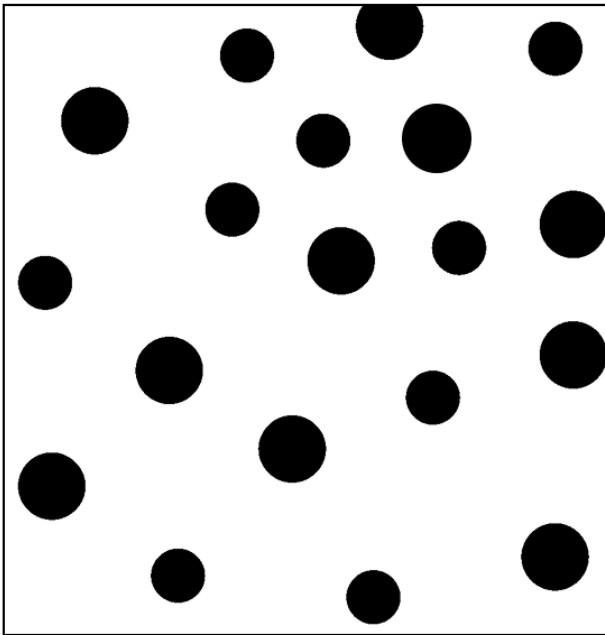


Fig. 12: 具有不同障碍密度的地图。

V. 结论

本研究提出了一种基于人工势场的新路径规划算法，主要关注其对环境中静态变化如障碍物密度的适应性和鲁棒性，同时优化路径长度，并仅使用方向向量作为输入以导航到目标。改进的人工势场算法引入了随机采样以克服局部极小值，在模拟中展示了更平滑和更安全的路径。尽管仅在圆形障碍物中进行了测试，它可以扩展以处理复杂形状。其性能取决于诸如采样方差和样本数量等超参数，这些参数影响稳定性和计算成本。未来的工作可能探索基于局部障碍物密度的自适应调整 and 实际验证。与改进的人工势场一起，提出的用于计算方向向量的无线射频源搜索算法也被发现相当精确。然而，这种无线射频源搜索算法仅适用于视线情况下；如果没有视线，飞行器会由于实际因素如噪声和多路径效应而对哪个角度测量值产生困惑。通过使用更多天线和估计技术来增强鲁棒性，以及在现实世界中的实验，可以成为未来开发的重点。

APPENDIX

A. 当 RF 源寻算法中的 $\det(A) = 0$

如果 $\det(A)$ 变为零，则系统 $x = A^{-1}b$ 不再有唯一解。这种情况可能导致两种不同情况：或者没有解，或者有无穷多个解。

Fig. 13: 无解情况当 $\det(A) = 0$ 。

在没有解的情况下，与 A_1A_2 和 A_3A_4 的 AoA 对应的方向向量在无人机机体坐标系中是平行的，如图 13 所示。这种情况表明 RF 信号源相对于无人机的位置距离极大，实际上显得在无限远处。在这种情况下，结果方向向量（记为 $\vec{d}_s$ ）可以假设与任何一个计算出的方向向量对齐，因为它们的大小和方向上是相同的：

$$\vec{d}_s = \vec{d}_{12} = \vec{d}_{34}. \quad (50)$$

Fig. 14: 当 $\det(A) = 0$ 时的无限解情况。

在第二种情况下，存在无限多个解，方向向量保持平行；然而，源点、 A_1 和 A_2 的中点，以及 A_3 和 A_4 的中点是共线的。这种配置在图 14 中有所展示。这里，一个方向向量朝向另一个方向，也朝向无人机体内坐标系中的 RF 源。这意味着缩放后的方向向量在无限多个点相交，导致系统有无限多的解，在这种情况下，可以假设结果方向向量 $\vec{d}_s$ 再次与上面所示的任一计算方向向量对齐。

这两种情况的出现都是由于矩阵 A 未能提供唯一映射所导致的，正如其奇异性（ $\det(A) = 0$ ）所指示，致使得到的方向向量被赋予一个近似值，以便在后续迭代运行算法时，行列式将变为非零，系统将获得唯一解。

B. 射频源寻找算法的无效解集

当解决这组四个方程的解不可行时，会出现另一种情况，特别是当 k_{12} 或 k_{34} 变为负数时。这种结果对应于方向向量（ $\vec{d}_{12}$ 或 $\vec{d}_{34}$ ）的反转，使其指向相反的方向，这不是一个物理上有效的解。

Fig. 15: 在 A_{12} & A_{34} 处发散的方向向量。

然而, 这种情况并不会带来显著的问题, 因为它仅在两个线性阵列的方向向量发散时发生, 如图 15 所示。数学上反转这些向量将产生一个交点, 从而估计出一个错误的信号源位置 (S_{inc})。尽管如此, 这种发散的向量在实际的现场场景中是不可行的, 因为没有任何单一的射频信号源可以发射这种配置的信号, 除非存在大量的噪声, 在这种情况下, 应在此之前实施类似 MUSIC 算法的技术来滤除噪声。

因此, 可以忽略负标度因子 k_{12} 或 k_{34} 作为实际问题。

C. 三天线配置

推导信号源位置的方法也可以适用于如上所述的三个天线配置。通过使来自不同阵列的两个天线重合, 该配置实际上简化为两个不同的偶极子。例如, 通过使天线 A_2 和 A_3 重合, 它们的位置向量变得相同 ($\vec{r}_2 = \vec{r}_3$), 从而允许将所有 $\vec{r}_3$ 实例替换为 $\vec{r}_2$ 及其相应的值, 如图 16 所示。

Fig. 16: 一个具有 3 根天线的任意天线配置。

遵循与使用四个天线相同的推导过程, 所得到的方程组 ($Ax = b$) 表示为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \frac{x_2+x_4}{2} - x_{d_{24}} \\ 0 & 1 & 0 & \frac{y_2+y_4}{2} - y_{d_{24}} \\ 1 & 0 & \frac{x_1+x_2}{2} - x_{d_{12}} & 0 \\ 0 & 1 & \frac{y_1+y_2}{2} - y_{d_{12}} & 0 \end{bmatrix} \quad \& \quad b = \begin{bmatrix} \frac{x_2+x_4}{2} \\ \frac{y_2+y_4}{2} \\ \frac{x_1+x_2}{2} \\ \frac{y_1+y_2}{2} \end{bmatrix} \quad (51)$$

该系统的解仍然是 $x = A^{-1}b$, &。对于一个唯一的解, A 的行列式必须满足 $\det(A) \neq 0$ 。这个过程最终得出源的坐标和方向向量。

在四天线和三天线配置中, 推导精确使用两个线性阵列来确定坐标 (s_x, s_y)。然而, 使用多于两个阵列也是可能的, 并将系统转变为一个超定系统。该设置中可用的测量次数多于所需的最小值, 可以使用估计技术, 如最小二乘估计, 来求解坐标, 以一种在所有线性阵列中最小化误差的方式获得。

声明

D.

利益冲突 作者声明不存在可能影响本文报道工作的竞争性经济利益或个人关系。

Shahid 和 Aryan 进行了研究并撰写了论文, Lakshmi 审阅了论文, Anuj 发展了这个想法, 监督了研究, 并审阅了论文。

E.

资金 不适用。

REFERENCES

- [1] Yenpo Tai and Teng-To Yu. Using smartphones to locate trapped victims in disasters. *Sensors (Basel)*, 22(19):7502, October 2022.
- [2] Jongwoo An, Hosun Kang, Jiwook Choi, and Jangmyung Lee. Autonomous multicopter landing on a moving vehicle based on rssi. *Journal of Navigation*, 76(4-5):545–561, 2023.
- [3] Beiya Yang and Erfu Yang. A survey on radio frequency based precise localisation technology for uav in gps-denied environment. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 103(3), October 2021.
- [4] Faheem Zafari, Athanasios Gkelias, and Kin K. Leung. A survey of indoor localization systems and technologies. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(3):2568–2599, 2019.
- [5] Dariusz Czerwinski, Slawomir Przylucki, and Dmitry Mukharsky. Rssi-based localisation of the radio waves source by mobile agents. In Piotr Gaj, Andrzej Kwiecień, and Piotr Stera, editors, *Computer Networks*, pages 370–383, Cham, 2016. Springer International Publishing.
- [6] Isaac Amundson, János Sallai, Xenofon Koutsoukos, Akos Ledecz, and Miklos Maroti. Rf angle of arrival-based node localisation. *IJSNet*, 9:209–224, 05 2011.
- [7] Hikmet Yucel, Guln Elibol, and Ugur Yayan. Wi-fi based indoor positioning system for mobile robots by using particle filter. *CoRR*, abs/2012.05286, 2020.
- [8] R. Schmidt. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 34(3):276–280, 1986.
- [9] Tarig Ballal and C. J. Bleakley. 3d location and orientation estimation using angle of arrival. In *2009 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing*, pages 21–26, 2009.
- [10] C.W. Warren. Global path planning using artificial potential fields. In *Proceedings, 1989 International Conference on Robotics and Automation*, pages 316–321 vol.1, 1989.
- [11] Y. Koren and J. Borenstein. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. In *Proceedings. 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1398–1404 vol.2, 1991.
- [12] Min Gyu Park and Min Cheol Lee. A new technique to escape local minimum in artificial potential field based path planning. *KSME International Journal*, 17(12):1876–1885, December 2003.
- [13] Min Cheol Lee and Min Gyu Park. Artificial potential field based path planning for mobile robots using a virtual obstacle concept. In *Proceedings 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2003)*, volume 2, pages 735–740 vol.2, 2003.
- [14] Marta C. Mora and Josep Tornero. Path planning and trajectory generation using multi-rate predictive artificial potential fields. In *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 2990–2995, 2008.
- [15] Feng Liu, Hualing He, Zhihua Li, Zhi-Hong Guan, and Hua O Wang. Improved potential field method path planning based on genetic algorithm. In *2020 39th Chinese Control Conference (CCC)*, pages 3725–3729, 2020.
- [16] P. Vadakkepat, Kay Chen Tan, and Wang Ming-Liang. Evolutionary artificial potential fields and their application in real time robot path planning. In *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. CEC00 (Cat. No.00TH8512)*, volume 1, pages 256–263 vol.1, 2000.
- [17] Basma Gh. Elkilany, A. A. Abouelsoud, Ahmed M. R. Fathelbab, and Hiroyuki Ishii. Potential field method parameters tuning using fuzzy inference system for adaptive formation control of multi-mobile robots. *Robotics*, 9(1):10, February 2020.
- [18] Rocco Furferi, Roberto Conti, Enrico Meli, and Alessandro Ridolfi. Optimization of potential field method parameters through networks for swarm cooperative manipulation tasks. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 13(6), November 2016.
- [19] Grady Williams, Paul Drews, Brian Goldfain, James M. Rehg, and Evangelos A. Theodorou. Aggressive driving with model predictive path integral control. In *2016 IEEE International*

Conference on Robotics and Automation (ICRA), pages 1433–1440, 2016.

- [20] Jacob Higgins, Nicholas Mohammad, and Nicola Bezzo. A model predictive path integral method for fast, proactive, and uncertainty-aware uav planning in cluttered environments, 2023.
- [21] Van-Sang Doan, Thien Huynh-The, Van-Phuc Hoang, and Jiri Vesely. Phase-difference measurement-based angle of arrival estimation using long-baseline interferometer. *IET Radar Sonar Navig.*, 17(3):449–465, March 2023.
- [22] Thomas Callaghan, Nicolai Czink, Francesco Mani, Arogyaswami Paulraj, and George Papanicolaou. Correlation-based radio localization in an indoor environment. *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, 2011(1), December 2011.
- [23] Ameni Azzabi and Khaled Nouri. An advanced potential field method proposed for mobile robot path planning. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 41(11):3132–3144, 2019.
- [24] Zongkai Wang and Namkyun Im. Enhanced artificial potential field for mass’ s path planning navigation in restricted waterways. *Applied Ocean Research*, 149:104052, 2024.