

控制与决策

Control and Decision

基于改进引力搜索算法的室内定位锚节点部署方案

李芷楠, 丁凯, 齐小刚, 陈宇

引用本文:

李芷楠, 丁凯, 齐小刚, 陈宇. 基于改进引力搜索算法的室内定位锚节点部署方案[J]. *控制与决策*, 2023, 38(9): 2707–2713.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.2009>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于虚拟力移动锚节点的3D-DVHop-ACR定位算法](#)

3D-DVHop-ACR localization algorithm based on virtual force moving anchor nodes

控制与决策. 2021, 36(10): 2409–2417 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0323>

[基于反向学习的群居蜘蛛优化WSN节点定位算法](#)

WSN node localization based on social spider optimization and opposition based learning

控制与决策. 2021, 36(10): 2459–2466 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0258>

[基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法](#)

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

控制与决策. 2021, 36(12): 2910–2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

[一种高匹配性的多层代价地图生成算法](#)

A high matching layered costmap generation algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2883–2888 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0721>

[基于超级节点的分布式传感器节点定位算法](#)

A distributed sensor nodes localization algorithm based on super nodes

控制与决策. 2020, 35(12): 2898–2906 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0219>

基于改进引力搜索算法的室内定位锚节点部署方案

李芷楠¹, 丁凯², 齐小刚^{1†}, 陈宇²

(1. 西安电子科技大学 数学与统计学院, 西安 710071; 2. 近地面探测技术重点实验室, 江苏 无锡 214035)

摘要: 在室内定位场景中, 锚节点的部署对定位性能具有重要影响. 考虑存在障碍物的室内环境, 基于缺少环境详细信息或者缺少设备模拟室内信号传播的基本场景, 综合考虑可定位率、定位精度以及是否冗余部署的指标, 设计一种新的评价函数, 并利用改进的引力搜索算法 (GSA) 进行求解, 在可接受时间成本内得到室内定位锚节点部署问题的较优解. 仿真实验中将所提出算法与 3 种参考算法进行对比, 在定位率、几何精度因子 (GDOP) 值、定位误差等方面所提出算法都表现出较优的性能; 同时, 针对考虑部分因素的评价函数进行比较, 通过对多个指标项的分析, 证实所提出的评价函数可以获得较优的锚节点部署方案, 从而能够有效改善锚节点拓扑, 提高定位性能.

关键词: 室内定位; 非视距; 锚节点部署; 引力搜索算法; 几何精度因子; 冗余部署

中图分类号: TP273; TN925

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.2009

引用格式: 李芷楠, 丁凯, 齐小刚, 等. 基于改进引力搜索算法的室内定位锚节点部署方案 [J]. 控制与决策, 2023, 38(9): 2707-2713.

Indoor positioning anchor node deployment scheme based on improved gravitational search algorithm

LI Zhi-nan¹, DING Kai², QI Xiao-gang^{1†}, CHEN Yu²

(1. School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Science and Technology on Near-Surface Detection Laboratory, Wuxi 214035, China)

Abstract: In indoor positioning scenarios, the deployment of anchor nodes has a very important impact on positioning performance. We consider an indoor environment with obstacles, where it lacks environmental details or lacks equipment to simulate indoor signal propagation. We comprehensively consider the locating rate, positioning accuracy, and whether to deploy redundantly to design a new evaluation function. Then we use an improved gravitational search algorithm to solve the problem, which can obtain a better solution to the indoor positioning anchor node deployment problem within an acceptable time cost. The simulation experiment consists of two parts. The first part compares the algorithm with three reference algorithms. It has better performance in terms of positioning rate, geometric dilution of precision, positioning error and so on. The second part compares the evaluation function considering some factors. The analysis of multiple index items proves that the proposed evaluation function can obtain a better anchor node deployment scheme, which can effectively improve the anchor node topology and positioning performance.

Keywords: indoor positioning; none-line-of-sight; anchor node deployment; gravitational search algorithm; geometric dilution of precision; redundant deployment

0 引言

随着互联网的高速发展, 目标定位在生活中发挥着极其重要的作用, 目前已经被广泛应用于侦查敌情、紧急救援、智能交通、医疗监测、社交网络等不同场景. 在室外环境, 全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 能够提供较高精度的定位服务. 然而, 由于信号在室内环境被障碍物遮

挡, 使得 GNSS 定位遭受了严重的非视距 (none-line-of-sight, NLOS) 效应, 定位精度急剧下降, 因此, NLOS 环境下的室内定位已经成为一个热门的研究课题^[1]. 锚节点部署、测距信息的获取以及通过定位算法定位是基于到达时间 (time-of-arrival, TOA) 及到达时间差 (time-difference-of-arrival, TDOA) 目标定位的 3 个关键步骤, 目前大部分研究都集中在改进定位算法,

收稿日期: 2021-11-17; 录用日期: 2022-06-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61877067); 近地面探测与感知技术重点实验室基金项目 (TCGZ2019A002, TCGZ2020E00511, 6142414200511); 西安电子科技大学基础研究项目 (61424140502).

†通讯作者. E-mail: xgqi@xidian.edu.cn.

但实际上,锚节点的几何拓扑也对定位性能具有极其重要的影响^[2].基于存在障碍物的室内环境,锚节点部署的几何拓扑结构的解空间是无限的,同时由于室内锚节点部署受到很多因素的影响,已被证明是NP难问题^[3].

近年来,很多学者致力于室内定位的锚节点部署问题.一些学者研究规则的部署方式,即以正三角形^[4]或正六边形^[5]等形状拼接部署锚节点,但这种拼接方式只适合于空旷的场景,部署数目较多且灵活性较差,不适用于存在障碍物的环境.

一些学者考虑特殊应用场景,文献[6]考虑移动锚节点定位目标,文献[7]将锚节点部署在室内天花板以及墙壁,显然,这种场景的求解较为困难.

一些学者充分利用了平面或空间的地图信息,例如文献[8]利用平面地图信息,推导出二维情况下两个视距(line-of-sight, LOS)锚节点可以唯一定位目标的条件,显然它们依赖于场景的先验信息,不适用于常规场景.

由于节点部署问题为NP难问题,利用传统算法难以对该问题进行求解,很多学者考虑使用启发式算法求解,较为常见的有遗传算法^[9-10]、模拟退火算法^[11]、差分进化算法^[12]等.文献[9]通过遗传算法求解复杂室内环境下的节点部署问题;文献[10]设计了新的评价函数,最大化增大了锚节点之间的距离;文献[11]提出对未覆盖区域和过度覆盖区域的折中惩罚函数;文献[12]基于存在障碍物的室内场景,根据差分进化算法优化部署方案,同时针对锚节点间距离较小的情况进行修正.

根据上述分析可以看出,在大多数室内定位系统中,专家根据详细的环境信息或者信号模拟设备等进行大量实验,从而确定较优的节点部署方案.显然,这种方法需要耗费大量的人力物力和时间,尤其在目标环境变化时,这些工作会重复进行.同时,很多室内定位场景缺少足够详细信息或者不具备模拟室内信号的条件.本文基于这种场景,考虑定位率、定位精度等指标设计评价函数,利用改进的GSA算法进行求解.

1 问题描述及评价函数

1.1 问题描述

本文基于二维室内定位场景,利用障碍物模拟室内环境,考虑锚节点的部署问题.目标节点可以被定位的条件是该目标节点的可定位锚节点数量达到定位的最低要求,比如二维定位最低个数为3,而三维定位最低个数为4.根据文献[9],可以将模型简化,将目

标节点与锚节点进行连线,如果连线被至少一个障碍物阻挡,则认为该锚节点不被目标节点“看到”,即锚节点与目标节点为NLOS连接,此锚节点无法作为目标节点的定位锚节点;否则,如果锚节点与目标节点之间不存在障碍物,即为LOS连接,可以作为该目标的定位锚节点.

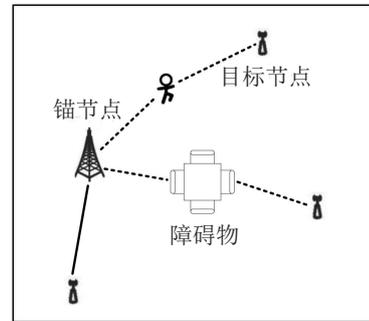


图1 LOS及NLOS示意图

如图1所示,锚节点与其中两个目标节点之间信号被行人或者桌子等障碍物遮挡,即NLOS连接,而另外一个目标节点与锚节点之间的信号可以直接传输,即LOS连接.

本文基于LOS与NLOS的混合室内场景进行研究,由于完全LOS状态类似于室外定位,已有很多比较成熟的算法;而完全NLOS状态下的部署具有一定难度,因此不考虑完全LOS或者NLOS下的部署设计.此外,为简化研究,本文假定可定位锚节点的要求有两点:1)锚节点与目标节点的距离不超过通信半径;2)锚节点与目标节点之间不存在障碍物.假设存在目标节点 x_i 和锚节点 b_j ,定义二元变量 $\Gamma(x_i, b_j)$ 表示锚节点 b_j 是否可以作为目标节点 x_i 的可定位锚节点,有

$$\Gamma(x_i, b_j) = \begin{cases} 1, & \|x_i - b_j\| \leq r \text{ and LOS}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

可以看出,如果目标节点 x_i 在锚节点 b_j 的通信半径 r 内,并且它们之间为LOS连接,则值为1;否则值为0.

1.2 评价函数

对于室内定位锚节点部署问题,显然可定位率以及定位精度的高低是最主要的衡量指标.可定位率即可定位的目标节点占全部目标的比例,而定位精度有很多衡量指标,比如克拉美罗下界^[13]、GDOP^[9-10]、位置误差界^[14]等,其中GDOP通过目标节点以及可定位锚节点的几何位置评估锚部署的优劣.由文献[8]可得,假设目标节点 x_i 的可定位锚节点集合表示为 C_B^i ,则GDOP是目标节点 x_i 和集合 C_B^i 内锚节点 b_j 之间的角度函数,有

$$\text{GDOP}(x_i, C_B^i) = \sqrt{\frac{N_b^i}{\sum_{j=1}^{N_b^i-1} \sum_{s=j+1}^{N_b^i} A_{js}}}, \quad (2)$$

$$A_{js} = |\sin(\theta_j - \theta_s)|. \quad (3)$$

其中: θ_j 是锚节点 b_j 和目标节点 x_i 之间的角度; N_b^i 是集合 C_B^i 中锚节点的个数, 有

$$N_b^i = \sum_{j=1}^N \Gamma(x_i, b_j); \quad (4)$$

N 是目标区域的锚节点个数. 根据文献[11], 考虑到一部分目标对应的可定位锚节点个数较多, 而另一部分目标由于锚节点不足而无法定位, 为了平衡目标节点的可定位锚节点个数, 设计惩罚函数如下:

$$\begin{cases} \xi(x_i, C_B^i) = \begin{cases} 1 - \frac{N_b^i}{N_1}, & N_b^i < N_1; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \\ \xi'(x_i, C_B^i) = \begin{cases} \frac{N_b^i - N_2}{n - N_2}, & N_b^i > N_2; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

其中: N_1 和 N_2 分别表示目标节点 x_i 满足定位所需的锚节点最少及最多个数, ξ 和 ξ' 分别对不可定位区域和过度定位区域进行惩罚. 为了尽可能提高可定位率, 本文选择 $N_1 = N_2 = 3$. 另外, n 值影响着可定位锚节点个数较多时惩罚的强烈程度, n 越大, 惩罚越弱.

定义 T_i 为二元变量, 表示目标节点是否可以被定位, 若目标节点 x_i 可以被定位, 则值为 1, 否则为 0. 将可以被定位的目标节点添加到集合 M_T 中, 有

$$T_i = \begin{cases} 1, & N_b^i \geq N_1; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (6)$$

$$M_T = \{x_i | x_i \in M, T_i = 1\}. \quad (7)$$

其中: M 表示目标区域离散化后的所有目标节点组成的集合. 根据以上的分析, 最终确定的评价函数如下所示:

$$f = k_1 f_1 + k_2 f_2 + k_3 f_3. \quad (8)$$

其中: k_1 、 k_2 和 k_3 均为系数, f_1 为不可定位节点占全部目标节点的比例, f_2 为可定位节点的平均 GDOP 值, f_3 为惩罚项.

$$f_1 = 1 - \frac{|M_T|}{|M|}, \quad (9)$$

$$f_2 = \frac{\sum_{x_i \in M_T} \text{GDOP}(x_i, C_B^i)}{|M_T|}, \quad (10)$$

$$f_3 = \sum_{x_i \in M} [\delta \xi_{x_i} + (1 - \delta) \xi'_{x_i}]. \quad (11)$$

其中: $|M|$ 和 $|M_T|$ 分别表示全部目标点集 M 和可定位节点集 M_T 的节点个数, δ 为惩罚项的平衡系数. 显然, 评价函数的 3 项 (不可定位率、可定位节点的平均 GDOP 值以及惩罚项) 均越小越好, 因此评价函数值的加权和越小, 则锚节点部署性能越优.

2 基于改进 GSA 的锚节点部署方案

GSA 模拟引力定律根据粒子间的相互作用进化种群, 由于其原理简单、通用性强, 已经被广泛应用于多个领域^[15], 也引起了很多学者的广泛关注. 文献[16]引入分布式结构, 将种群分为多个子种群, 在子种群进化的同时, 通过信息交流消除各子种群最差的粒子, 从而提高种群的搜索能力. 文献[17]受传统的 GSA 算法两层结构的启发, 提出了一种 4 层结构, 包括种群层、迭代最优层、个人最优层以及全局最优层, 并利用 4 层之间的 3 种层级互动更新种群.

本文对传统的 GSA 算法进行改进, 受文献[16]和文献[17]的启发, 将这两种改进方式进行结合, 同时借鉴文献[12]中将部署过近的锚节点进行修正的策略, 从而设计一种室内定位的锚节点部署方案. 以下对提出的部署方案进行详细介绍.

首先在解空间随机均匀产生 P 个粒子, 每个粒子由 D 维向量组成, 粒子 X_i 如下:

$$X_i(0) = \{X_i^1(0), X_i^2(0), \dots, X_i^d(0), \dots, X_i^D(0)\}, \quad (12)$$

$$i = 1, 2, \dots, P;$$

$$X_i^d(0) = L_{d_min} + \text{rand}(0, 1)(L_{d_max} - L_{d_min}), \quad (13)$$

$$d = 1, 2, \dots, D.$$

其中: L_{d_min} 和 L_{d_max} 分别表示粒子第 d 个维度的最小值和最大值, 二维场景下, 向量维数 D 与锚节点个数 N 的关系为 $D = 2N$.

对初始种群进行随机分组, 假设分为 D_P 个子种群, 则每个子种群包含 P/D_P 个粒子. 针对每个子种群分别进化, 首先进行粒子修复, 引入距离阈值 d_{th} , 若某粒子对应部署的节点距离小于阈值或者超出边界, 则在搜索空间重新生成该粒子对应维度的值, 直至满足条件, 这使得部署的锚节点之间保持一定的距离, 从而避免较差的节点拓扑的形成, 降低目标节点的 GDOP 值, 同时增加可定位的区域.

完成粒子修复后, 通过 4 个层级间的 3 种层级交互分别进行进化, 3 种层级互动的过程如下:

1) 迭代最优层与种群层的层级互动.

种群层即子种群中的全部个体,迭代最优层即当前种群中的部分迭代最优个体,这两层之间的层级互动是传统GSA算法中最关键的步骤,迭代最优层的 K 个最优个体吸引子种群中所有粒子, K 随时间呈线性下降变化.粒子的质量定义如下:

$$m_i(t) = \frac{f_i(t) - f_w(t)}{f_b(t) - f_w(t)}, \quad (14)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{l=1}^P m_l(t)}. \quad (15)$$

其中: t 为当前迭代数, $f_i(t)$ 为粒子 X_i 在第 t 次迭代时的适应度值, $f_w(t)$ 和 $f_b(t)$ 分别为第 t 次迭代时的最差适应度值和最优适应度值.第 t 次迭代中,粒子 X_i 和 X_j 之间第 d 维的引力定义如下:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_i(t) \times M_j(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (X_j^d(t) - X_i^d(t)). \quad (16)$$

其中: $X_i^d(t)$ 和 $X_j^d(t)$ 分别表示粒子 X_i 和 X_j 在第 t 次迭代时第 d 维的值, $R_{ij}(t)$ 表示粒子 X_i 与 X_j 之间的欧式距离, ε 是一个较小的常数.传统GSA算法在搜索初期引力系数较低,文献[17]提出的引力参数 $G(t)$ 利用了sigmoid函数,即

$$G(t) = \frac{G_0}{1 + e^{\frac{t-T/c}{s}}}. \quad (17)$$

其中: G_0 为初始值, c 和 s 均为系数, T 是最大迭代数. $G(t)$ 在早期搜索过程中保持较大的值,增强了种群的搜索能力.迭代最优层的粒子吸引种群中的粒子,在第 t 次迭代时,粒子 X_i 第 d 维的整体引力定义如下:

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in K_{\text{best}}, j \neq i} \text{rand}_j \cdot F_{ij}^d(t). \quad (18)$$

其中: rand_j 是 $(0, 1)$ 区间之内的均匀随机数; K_{best} 是当前种群的前 K 个最优粒子, K 随迭代数 t 线性减小.粒子 X_i 第 d 维的加速度 $a_i^d(t)$ 表示如下:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)}. \quad (19)$$

2) 个人最优层与迭代最优层的层级互动.

个人最优层即搜索过程中每个个体的历史最优位置,为了防止 K 个最优个体陷入局部最优,选择 K 个最优个体对应的 K 个人最优个体来引导在迭代最优层的相应个体, K 与迭代最优层的个体数目保持一致.引导过程如下:

$$\beta_i^d(t) = \frac{\text{rand}(-1, 1) \cdot (P_i^d(t) - X_i^d(t))}{1 + e^{\frac{t-T/c}{s}}}, \quad \forall i \in K_{\text{best}}. \quad (20)$$

其中: P_i 表示迭代最优层中第 i 个最优个体对应的第

i 个人最优个体, β_i 表示第 i 个最优个体的更新速度, $\text{rand}(-1, 1)$ 表示区间 $(-1, 1)$ 内的均匀随机数.为了保证个人最优层、迭代最优层以及种群层之间层级互动的同步性,同样采用了sigmoid函数.显然,个人最优个体的引导作用受随机数的影响,若随机数为正值,则迭代层的个体向个人最优个体靠拢;若随机数为负值,则迭代层个体将远离个人最优个体.通过这种引导方式可以有效避免陷入局部最优解,这两层级的相互作用使得子种群中 K 个最优个体获得了额外的速度来更新位置.

3) 全局最优层与种群层的层级互动.

全局最优层即迭代过程中种群的最优个体,这两层的相互作用可以引导种群向全局最优个体移动,从而找到最优的解,该思想与粒子群算法相似.引导过程如下:

$$\gamma_i^d(t) = \frac{\text{rand}(0.5, 1) \cdot (g_b^d(t) - X_i^d(t))}{1 + e^{\frac{t-T/c}{s}}} e^{\frac{t-T/c}{s}}. \quad (21)$$

其中: g_b 是全局最优个体, γ_i 是被引导个体 X_i 的更新速度.这两层之间的交互采用逆向sigmoid函数,有效提高了迭代后期种群的搜索能力.选择区间 $(0.5, 1)$ 内的随机数可以使种群向全局最优个体靠近.

根据4个层级之间的3种层次交互作用,子种群中个体最终的速度及位置更新公式为:

$$\begin{cases} v_i^d(t+1) = \text{rand}_i \cdot v_i^d(t) + a_i^d(t) + \beta_i^d(t) + \gamma_i^d(t), \\ X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + v_i^d(t+1). \end{cases} \quad (22)$$

当所有子种群的个体位置均更新后,子种群之间进行信息交流.类似于精英移民策略,每个子种群选择最优粒子和最差粒子,分别用 X_b 和 X_w 表示.用第 j 个子种群中最优粒子 $X_{b,j}$ 来取代第 $j+1$ 个子种群中最差粒子 $X_{w,j+1}$.粒子 $X_{w,j+1}$ 的速度和位置由粒子 $X_{b,j}$ 更新,即

$$\begin{cases} v_{w,j+1}^d(t+1) = v_{b,j}^d(t+1), \\ X_{w,j+1}^d(t+1) = X_{b,j}^d(t+1), \end{cases} \quad j \in \{1, 2, \dots, D_P - 1\}. \quad (23)$$

同理,用最后一个子种群中最优粒子 X_{b,D_P} 来取代第一个子种群中的最差粒子 $X_{w,1}$.通过子种群间的信息交流,消除了各个子种群中最差的粒子,从而提高了种群的总体质量.

经过子种群粒子修复、更新,以及子种群间的信息交流,种群更新了一个周期.如果当前迭代次数没有达到最大迭代次数,则继续迭代;若已达到最大迭

代次数,则迭代终止,输出种群的最优粒子,即为算法确定的最优锚节点部署方案。

3 仿真与分析

3.1 不同算法对比

为了比较所提出评价函数以及算法的性能,本文采用文献[9-10,12]的算法作为对比算法,将这3种算法分别称为GA_1^[10]、GA_2^[9]以及DE^[12],将本文所提出的算法称为GSA。根据文献[18],对于每个目标节点,假设测量噪声服从高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$,其中均值 $\mu = 0, \sigma^2$ 表示相同方差。前文已提到部分参数的取值,其余参数见表1。

表1 仿真参数

| 参数 | 符号 | 取值 |
|---------|---------------|---------|
| 通信半径 | r | 40 |
| 惩罚参数 | n | 5 |
| 惩罚平衡系数 | δ | 0.5 |
| 评价函数系数 | k_1 | 10 |
| 评价函数系数 | k_2 | 1 |
| 评价函数系数 | k_3 | 1/1 000 |
| 种群个体数 | P | 100 |
| 锚节点个数 | N | 10 |
| 向量维数 | D | 4 |
| 子种群数 | D_P | 4 |
| 子种群个体数 | P/D_P | 25 |
| 距离阈值 | d_{th} | 20 |
| 引力系数 | ε | 0.05 |
| 引力参数初始值 | G_0 | 100 |
| 引力参数系数 | c | 3/2 |
| 引力参数系数 | s | 100 |
| 最大迭代次数 | T | 20 |
| 测量噪声标准差 | σ | 0.2 |

基于相同的初始种群,对GA_1、GA_2、DE以及GSA四种算法进行仿真,迭代终止后4种算法的最终锚节点部署如图2所示。

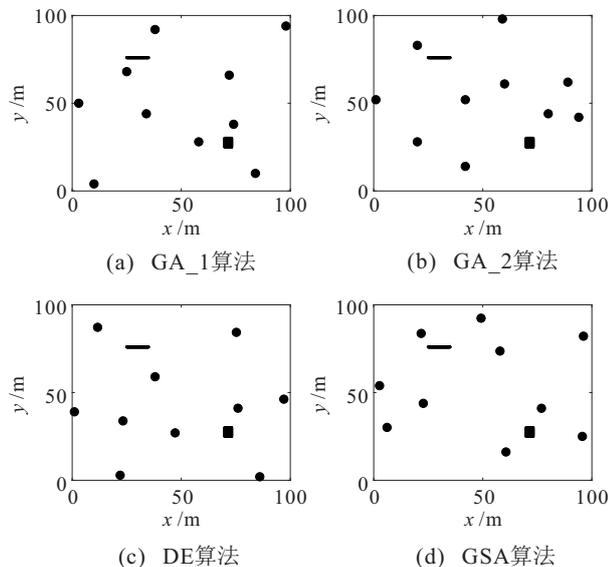


图2 不同算法的锚节点部署方案

图2中,黑色线及块状均为障碍物,圆点为部署

的锚节点。可以看出,算法GA_2部署的节点存在局部密集的现象,而算法GA_1、DE和GSA部署的节点则分布较为均匀,这是由于算法GA_1设计的评价函数考虑了最大化锚节点间的距离,算法DE和本文提出的GSA算法是针对锚节点距离较近的情况进行修正,而算法GA_2没有考虑部署较近的情况。将目标区域离散化,计算4种算法锚节点部署方案下目标区域的GDOP值,并进行量化,如图3所示。

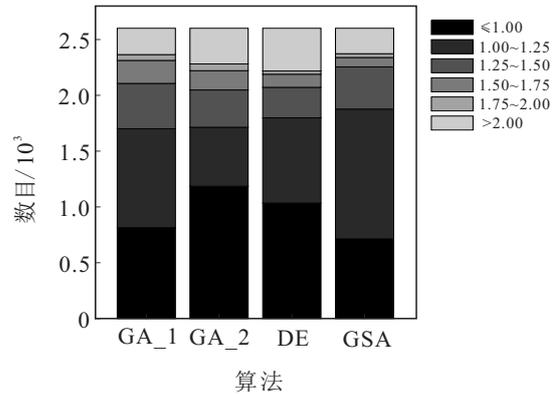


图3 不同部署方案GDOP分布

图3将GDOP值划分为6个区间,可以看出,在本文的GSA算法部署方案下,大部分目标节点的GDOP值均集中在1.00~1.25之间。相较于参照算法,GSA方案中GDOP值不超过1的目标数较少,这是由于评价函数对锚节点数目过多的情况进行惩罚,导致大多数可定位目标的锚节点数均为3,通过这种权衡,保证了大部分的目标节点GDOP值较低。显然,GSA方案中GDOP值不超过1.25的目标数最多,此后一直保持着整体目标GDOP值较小的优势,其中GDOP值不超过1.5的目标数远多于其他算法,并且GDOP值高于2.00的节点数最少。

计算4种算法锚节点部署方案下目标区域100次定位的平均定位误差值,误差累积分布函数如图4所示。

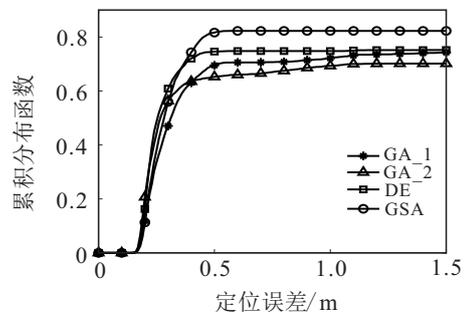


图4 不同部署方案平均定位误差累积分布函数图

由图4可以看出,误差累积分布函数在定位误差取值0.3~0.6m之间趋于稳定,大于0.6m时上升幅度不大,即均存在一部分无法定位的区域。显然,所提

出的GSA算法在最上方,即不可定位区域最小. 经过计算,算法GA_1、GA_2、DE以及GSA的定位率分别为0.75,0.70,0.75和0.83. 当定位误差取值为0.23~0.37 m之间时,算法的累积分布函数值相差不大,GSA算法稍低于DE算法,这是由于评价函数针对目标节点附近过多以及过少锚节点的现象进行折中平衡,导致最终目标的不可定位锚节点数只有3个,而DE算法存在部分可定位目标的锚节点数大于3个的情况,因此部分目标的平均定位误差较小,这与算法评价函数系数的选择有关,通过舍弃一部分高定位精度来换取较高的定位率.

3.2 不同评价函数对比

本文的评价函数考虑最小化不可定位率、可定位节点的平均GDOP值以及惩罚项,这几个指标是根据相关文献研究综合确定的. 本小节分别考虑其中两个因素进行仿真,即 $f_1&f_2$ 、 $f_1&f_3$ 、 $f_2&f_3$ 以及完整的评价函数,将4种评价函数分别简写为 F_{12} 、 F_{13} 、 F_{23} 以及 F_{123} ,4种评价函数迭代终止后的节点部署如图5所示,同时将4种评价函数节点部署方式对应的评价函数值以折线图的形式展示,如图6所示.

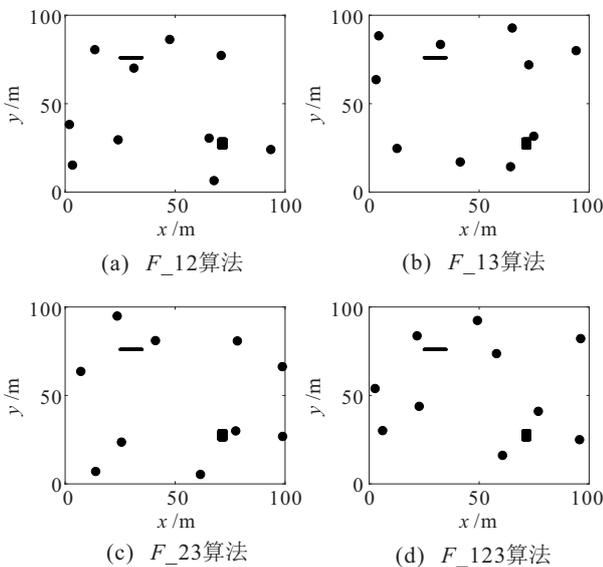


图5 不同评价函数的锚节点部署方案

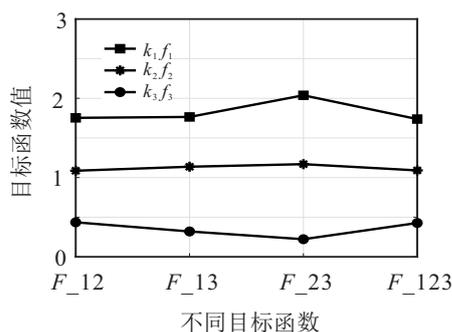


图6 不同评价函数部署方案的性能评估折线图

由图5和图6可以看出,由于评价函数 F_{12} 没有考虑惩罚项函数 f_3 ,导致惩罚项函数值较大,存在某些目标节点的可定位锚节点过多的情况. 评价函数 F_{13} 尽管没有考虑GDOP函数 f_2 ,但算法针对锚节点分布较近的情况进行修正,因此GDOP函数值与其他评价函数稍有差异,但不明显,同时部署图没有出现锚节点分布过近的情况. 评价函数 F_{23} 没有考虑定位率函数 f_1 ,因此导致最终的不可定位率较高. 考虑全部因素的评价函数 F_{123} 在各项指标中都有较优的性能,尽管惩罚项值略大于评价函数 F_{13} 和 F_{23} ,但相比于评价函数 F_{12} ,已经有了部分改善. 这也可以说明评价函数的选取实际上是对各项指标进行折中平衡的结果,最终锚节点部署的性能很大程度上取决于评价函数各项指标系数 k_1 、 k_2 以及 k_3 的选取.

计算4种评价函数锚节点部署方案下目标区域100次定位的平均定位误差值,误差累积分布函数如图7所示.

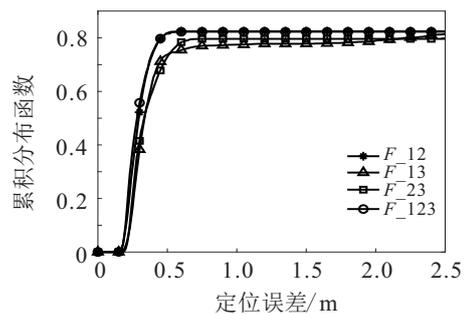


图7 不同评价函数部署方案的定位误差累积分布函数图

由图7可以看出:评价函数 F_{123} 对应的累积分布函数曲线在最上方,表明评价函数的定位率高且误差较小;在定位误差较小时,评价函数 F_{12} 的分布曲线略低于函数 F_{123} ,表明性能稍差于 F_{123} ,评价函数 F_{23} 定位率最低;而评价函数 F_{13} 存在某些可定位但误差较大的点,累积分布函数曲线虽然持续上升,但幅度较小. 综合来看,完整的评价函数性能最优.

4 结论

本文考虑存在障碍物的室内环境,基于缺少区域详细信息或无法通过设备模拟室内信号传播的常用场景,综合考虑可定位率、定位精度以及是否冗余部署等指标,设计了一种新的评价函数. 考虑到锚节点部署问题是NP难问题,利用传统算法难以求解节点部署方案,选择改进的GSA进行求解,在可接受时间内确定室内定位的较优部署方案,通过仿真验证了所提出的评价函数以及算法均具有较优的性能.

实际定位场景中, 各类障碍物导致NLOS状态下获取的距离信息与实际距离存在较大偏差, 且误差值可能为正值, 也可能为负值。此外, 由于各类障碍物的材质、大小、厚薄均存在差异性, 导致不同障碍物对于节点获取距离信息也存在着较大差异。未来将考虑通过障碍物的材质等因素进行分类研究, 从而可以利用NLOS状态信息, 设计更优的部署算法。

参考文献(References)

- [1] Yu K G, Wen K, Li Y B, et al. A novel NLOS mitigation algorithm for UWB localization in harsh indoor environments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(1): 686-699.
- [2] Zekavat R, Buehrer R M. Impact of anchor placement and anchor selection on localization accuracy[C]. *Handbook of Position Location: Theory, Practice and Advances*. Hoboken: Wiley IEEE Press, 2012: 425-455.
- [3] Yuan Z M, Li W, Yang S H. Beacon node placement for minimal localization error[C]. 2019 International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data. Atlanta, 2019: 980-985.
- [4] Rezazadeh J, Subramanian R, Sandrasegaran K, et al. Novel iBeacon placement for indoor positioning in IoT[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(24): 10240-10247.
- [5] Sadhukhan P, Dahal K, Pervez Z. Impact of beacon coverage on clustering strategies for fingerprinting localization system[C]. 2017 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC). Silicon Valley, 2017: 184-188.
- [6] Ahmad I. Geometric sensitivity of beacon placement using airborne mobile anchors[J]. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 2019, 8(4): 1333-1342.
- [7] Sharma R, Badarla V. Analysis of a novel beacon placement strategy 3D localization in indoor spaces[C]. The 11th International Conference on Communication Systems & Networks (COMSNETS). Bengaluru, 2019: 320-327.
- [8] Rajagopal N, Chayapathy S, Sinopoli B, et al. Beacon placement for range-based indoor localization[C]. 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Alcalá de Henares, 2016: 1-8.
- [9] Leune T, Wehs T, Janssen M, et al. Optimization of wireless locating in complex environments by placement of anchor nodes with evolutionary algorithms[C]. The 18th IEEE Conference on Emerging Technologies & Factory Automation. Cagliari, 2013: 1-6.
- [10] Falque R, Patel M, Biehl J. Optimizing placement and number of RF beacons to achieve better indoor localization[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 2018: 2304-2311.
- [11] Kammoun S, Pothin J B, Cousin J C. Beacon placement using simulated annealing for RSS-based localization systems[C]. 2014 11th International Symposium on Wireless Communications Systems (ISWCS). Barcelona, 2014: 537-541.
- [12] Tian Y, Huang B Q, Jia B, et al. Optimizing AP and beacon placement in WiFi and BLE hybrid localization[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2020, 164: 102673.
- [13] Zhou J Y, Shi J, Qu X L. Landmark placement for wireless localization in rectangular-shaped industrial facilities[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, 59(6): 3081-3090.
- [14] Jourdan D B, Roy N. Optimal sensor placement for agent localization[C]. 2006 IEEE/ION Position, Location, and Navigation Symposium. Coronado, 2016: 128-139.
- [15] 韩维, 崔荣伟, 苏析超, 等. 基于双种群模糊引力搜索算法的舰载机甲板作业调度[J]. *控制与决策*, 2021, 36(11): 2751-2759.
(Han W, Cui R W, Su X C, et al. Flight deck operations scheduling based on dual population fuzzy gravitational search algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(11): 2751-2759.)
- [16] Wang Y R, Gao S C, Yu Y, et al. A gravitational search algorithm with hierarchy and distributed framework[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 218: 106877.
- [17] Wang Y R, Gao S C, Zhou M C, et al. A multi-layered gravitational search algorithm for function optimization and real-world problems[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(1): 94-109.
- [18] Venkatesh S, Buehrer R M. NLOS mitigation using linear programming in ultrawideband location-aware networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2007, 56(5): 3182-3198.

作者简介

李芷楠(1997—), 女, 硕士生, 从事室内定位锚节点部署的研究, E-mail: 2993653260@qq.com;

丁凯(1983—), 男, 博士生, 从事目标探测和识别技术的研究, E-mail: winfast113@sina.com;

齐小刚(1973—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂信息系统建模与大数据处理、网络工程优化与算法设计等研究, E-mail: xgqi@xidian.edu.cn;

陈宇(1980—), 男, 硕士生, 从事目标探测和识别技术的研究, E-mail: cy0520tool@sohu.com.