

视距-非视距传感网的立体感知优化

王庆龙¹, 秦宁宁^{1,2*}¹江南大学物联网工程学院轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122;²南京航空航天大学电磁频谱空间认知动态系统工信部重点实验室, 江苏 南京 211106

摘要 基于当前无线传感器网络二维覆盖的研究成果, 针对实际的立体空间应用性较弱的困难, 给出感知节点覆盖三维复杂场景(CTDCT)的解决方案。强调以立体感知模型刻画三维复杂场景下节点感知质量, 结合视距与非视距场景下感知盲区的判定, 解决遮蔽覆盖的误判问题; 引入点集到场景可行域的映射, 初筛节点分布与减小冗余的双增益网络; 利用全迭代周期内非线性调整节点位置, 前期提升网络多样性, 后期优化局部拓扑结构; 设计节点移动步长, 使其受冗余节点的激励, 提升网络与现有环境间的耦合程度。仿真结果表明, CTDCT算法在视距与非视距场景联合作用下, 通过减小覆盖误判概率, 优化调整节点的坐标位置, 可有效降低节点感知重叠区和盲区, 最终实现三维复杂场景下区域覆盖质量的增强。

关键词 传感器; 优化覆盖; 覆盖误判; 移动步长; 无线传感网络

中图分类号 TP393 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213047

Stereo Perception Optimization of Line-of-Sight and Non-Line-of-Sight Sensor Networks

Wang Qinglong¹, Qin Ningning^{1,2*}

¹Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry of Ministry of Education,
School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122,
Jiangsu, China;

²Key Laboratory of Dynamic Cognitive System of Electromagnetic Spectrum Space, Ministry of
Industry and Information Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 211106, Jiangsu, China

Abstract The improvement in the sensing node used to cover the three-dimensional complex terrains (CTDCT) depends on the research results of two-dimensional coverage of wireless sensor networks and the phenomenon of weak applications in actual three-dimensional space. The node stereo perception model addresses the misjudgment of occlusion and coverage by judging the blind spots of perception in line-of-sight and non-line-of-sight; moreover, it combines the perception quality of nodes in the CTDCT. The algorithm expands the distribution of nodes and reduces redundancy by introducing mapping from the point set to the feasible region of the scene. Furthermore, the nonlinear adjustment of node position in the iteration cycle improves network diversity in the early stages and optimizes the local topology in the later stages. The step length of the designed node is excited by redundant nodes to improve the level of coupling between the network and the existing environment. The simulation results demonstrate that the CTDCT algorithm reduces the coverage misjudgment probability and adjusts the node position. This effectively reduces the node's perception of overlap and blind areas in line-of-sight and non-line-of-sight scenes. Furthermore, it also enhances the regional coverage quality in the CTDCT.

Key words sensors; coverage optimization; coverage misjudgment; move step; wireless sensor network

收稿日期: 2021-11-24; 修回日期: 2021-12-28; 录用日期: 2022-01-17; 网络首发日期: 2022-01-27

基金项目: 国家自然科学基金(61702228)、江苏省自然科学基金(BK20170198)、电磁频谱空间认知动态系统工信部重点实验室开放研究基金(KF20202104)

通信作者: *ningning801108@163.com

1 引言

传感器网络在多年的研究积累中,已在覆盖方面取得丰硕的研究成果,但主要面向于二维空间内全向传感器感知模型。即使是新型多媒体传感器的有向感知模型,许多研究问题和结论也集中在二维空间内,方便建模研究的同时,降低了算法的实用性。对于三维空间场景,已存在的二维空间覆盖结论难以直接使用^[1]。由于三维空间场景下视距与非视距并存,研究工作的复杂度大幅增加,但三维空间场景模型与形态更贴近于现实应用环境,其研究工作更具有实际意义。

目前,针对三维覆盖问题的研究,主要从场景与模型两个方面着手。场景问题包含三维空间覆盖和三维曲面覆盖两个层面。针对三维空间覆盖的问题:党小超等^[2]利用虚拟力作用实现无线传感器网络的节点均匀部署,同时结合节点的半径可调覆盖机制,引入能耗阈值,降低整体能耗,提高节点利用率,但未顾及节点密度分布对空间覆盖的影响;文献^[3]则引入密度控制策略,使节点均匀分布的同时,通过协商保证网络连通,实现三维空间的节点在有障碍物^[4]情况下的均匀自主部署。

为解决三维曲面覆盖效率低下的问题,文献^[5]通过计算有限曲面全覆盖所需的最少节点数,以三维感知盲区作为差分进化适应函数的可变因子,解决了连续空间内的三维曲面覆盖问题,但对于障碍物和地面环境问题的考虑存在欠缺。针对此问题,三维螺旋模型控制节点移动规避曲面障碍物的同时实现三维曲面的全覆盖^[6]。

模型问题主要可区分为传统的传感器全向感知模型和面向新型多媒体传感器的有向感知模型。前者通过对三维待检测区域的网格建模^[7],使用迭代的贪婪启发式方法确定感知节点位置,但过高的时间复杂度导致无法形成高效的三维覆盖。文献^[8]通过纯策略纳什均衡的精确势博弈完成拓扑结构优化。文献^[9]计算目标区域的坡度和坡向信息,以地形修正原理计算出感知节点的实际探测半径,并对节点进行 Delaunay 三角剖分,并剔除假边界节点进而有效检测出三维覆盖盲区,启发了将传统的传感器全向感知模型向三维地形的研究应用。

文献^[10]创新地定义多媒体传感网的有向感知模型,给出兼容虚拟势场和模拟退火的目标优化方案,但受限于复杂的质心计算环节,节点能耗居高不下。为此,文献^[11]给出面向非合作网络拓扑感知立体空间覆盖模型。将主感知方向正交分解的三维感知模型的提出实现了对局部区域覆盖性能的快速增强^[12]。沿用此思路,Zhang 等^[13]推导出三阶段覆盖增强算法,修改俯仰角、偏转角的优化方案,并顺势给出冗余节点的休眠方案。已有的研究成果均从多个角

度刻画三维场景下的节点立体感知模型,但对于含障碍物、遮蔽物在内的三维复杂场景百端待举。因此,对于将新型多媒体传感器的立体感知模型应用到视距与非视距场景共存的三维复杂场景依然存在较大的研究空间。

在针对视距-非视距传感网的节点立体感知研究中,其对于应用场景空旷性和视距性的强约束要求极大地限制了对于含障碍物、遮蔽物在内的泛化应用。基于此,本文提出同构感知节点覆盖三维复杂场景(CTDCT)算法,该算法强节点立体感知模型,使之适应于三维复杂场景下节点感知研究,通过感知盲区判定方法解决视距与非视距场景遮蔽覆盖的误判问题,引入点集到场景可行域的映射,初筛兼顾节点分布与减小冗余的双增益网络,全迭代周期内非线性调整节点位置,统计节点间邻接关系,纳入移动步长的计算依据,提升不同解空间的搜索能力。因此,所提 CTDCT 算法在减小视距与非视距并存场景下覆盖误判概率的同时,可快速实现三维复杂场景下网络拓扑结构的优化。

2 问题模型分析

2.1 节点模型

通常认为节点的感知方向垂直于目标平面向下,在平面上的感知区域近似为一个正方形,节点感知模型以三元组 (S_i, C, d) 表示,如图 1 所示。监测区域内的 N 个感知节点 S_i 构成网络 $\{S_i(x_i, y_i, z_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$, (x_i, y_i, z_i) 为 S_i 在三维空间中的坐标位

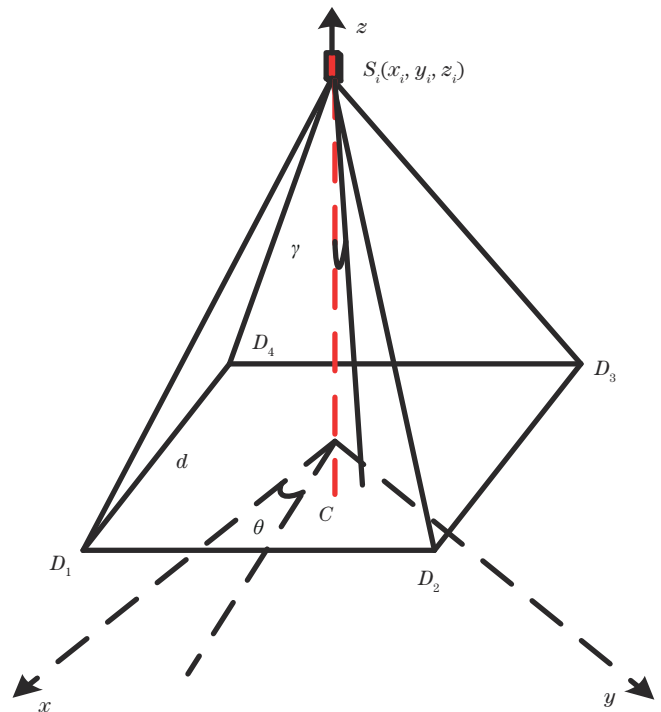


图 1 节点模型

Fig. 1 Node model

置,其可基于接收信号强度获取。 S_i 的感知方向 $C = (\gamma, \theta)$,以垂直目标面为正向,作为标记垂直感知方向的俯仰角 γ ,本场景中设置 $\gamma = 0$ 、偏向角 $\theta \in [0, \frac{\pi}{2}]$, d 为 S_i 的感知空间在平面投影正方形区域 $D_1D_2D_3D_4$ 的边长。

2.2 评测尺度

网络覆盖率(CovRatio)可衡量监测区域被网络覆盖的程度:

$$C_{\text{CovRatio}} = \frac{S'}{S} \times 100\%, \quad (1)$$

式中: S 为监测区域面积; S' 为网络覆盖区域面积。

网络平均移动距离(AvgDis)是衡量算法能耗的重要指标:

$$A_{\text{AvgDis}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_i, \quad (2)$$

式中: F_i 为网络中感知节点 S_i 前后移动的实际距离。

2.3 视距与非视距联合作用下的感知盲区判定

当目标位于节点立体感知空间内时,视距目标可被节点覆盖,但非视距目标碍于复杂场景中障碍物遮挡,存在信号阻断的可能性,此情形下传统感知盲区判定将导致覆盖误判的产生。

视距目标 $Q(x_Q, y_Q, z_Q)$ 与非视距目标 $M(x_M, y_M, z_M)$ 均位于坡面 $z = f(x, y)$ 之上,且均在节点 S_i 立体感知空间范围内,如图 2 所示。目标 Q 可被 S_i 感知,但由于感知信号的直线传播,目标 M 被其右侧坡面遮挡,未被 S_i 所感知到。因此对于感知的判别,应包含视距空间判别与非视距遮挡判别两个层次。

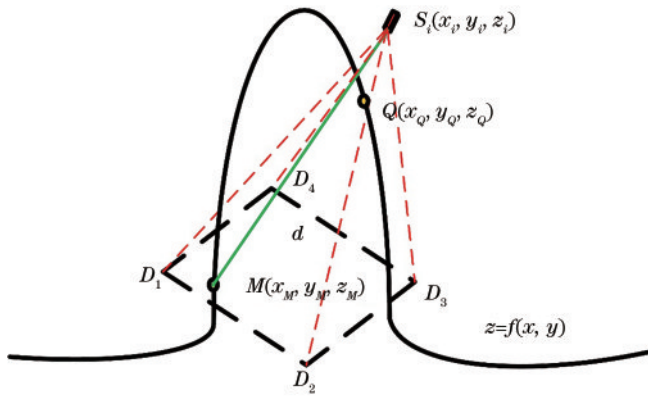


图 2 感知信号遮挡模型

Fig. 2 Perceptual signal occlusion model

2.3.1 视距空间判别

在监测区域中,视距目标 Q 与非视距目标 M 均位于 S_i 立体感知空间范围内,即与 S_i 之间的欧氏距离不超出 S_i 感知范围,才具备被其感知的可能性。不失一般性,以图 2 中点 Q 为例描述目标位于 S_i 立体感知空间内的条件如下:

$$(d^x - d^y \geq 0 \& z_Q \leq z_i(d - d^x + d^y)/d) //$$

$$(d^x - d^y < 0 \& z_Q \leq z_i(d + d^x - d^y)/d), \quad (3)$$

$$(f^x + f^y \geq 0 \& z_Q \leq z_i(d - f^x - f^y)/d) //$$

$$(f^x + f^y < 0 \& z_Q \leq z_i(d + f^x + f^y)/d), \quad (4)$$

式中: $d^x = (x_Q - x_i) \cos(-\theta_i)$; $d^y = (y_Q - y_i) \sin(-\theta_i)$; $f^x = (x_Q - x_i) \sin(-\theta_i)$; $f^y = (y_Q - y_i) \cos(-\theta_i)$ 。无论对于视距目标或非视距目标,视距空间判别是其被节点感知的充分条件。

2.3.2 非视距遮挡判别

由于非视距目标存在感知信号被障碍物遮挡的可能性,因此目标被 S_i 覆盖时,不仅需要满足视距空间判别准则,还应满足非视距遮挡判别准则。以图 2 中 M 点为例进行描述, S_i 与 M 连线元素集合与坡面元素集合无相交元素,则不存在障碍物遮挡信号, M 可被 S_i 感知,故非视距目标满足非视距遮挡判别准则,其中非视距遮挡判别准则如下:

$$\{(x, y, z) | \frac{x - x_i}{x_M - x_i} = \frac{y - y_i}{y_M - y_i} = \frac{z - z_i}{z_M - z_i}\} \cap \{(x, y, z) | z = f(x, y)\} = \emptyset. \quad (5)$$

对于一般的面向二维平面感知任务的节点而言,空间判别可满足其任务需求,但在三维复杂场景网络中,由于节点感知与障碍物的相悖性,需将目标分类为视距目标与非视距目标。对于视距目标,其被节点感知需满足式(3)、(4),而非视距目标被节点感知则需同时满足式(3)~(5)。

3 CTDCT 算法描述

3.1 网络初筛

三维复杂场景内由于含有障碍物或坡面陡峭等因素,网络覆盖优化过程极易因为场景的多峰密集形态分布,而加剧局部最优频发的困境,可利用灰狼优化在处理多峰函数^[14]上寻优精度高的特点,叠加点集到场景可行域映射,加快前期感知网络的铺散速度,在解决网络拓扑结构多局部最优问题同时,提升 CovRatio,实现网络最优拓扑结构初筛的目的。

在三维复杂场景中,可将数量为 M 的网络映射为狼群,其搜索空间维数 $D = 3$,沿袭狼群的阶层制度,以 $N \times D$ 维矩阵 α' 、 β' 、 δ' 和 ω' 分别表示感知网络中 CovRatio 指标位列前 3 的和最底层网络拓扑,其中 $t \in N^*$ 为当前迭代次数。通过 α' 、 β' 、 δ' 逼近最优拓扑结构 P 的过程,实现对最优解的追踪,带动 ω' 跟随 α' 、 β' 、 δ' 对最优解进行间接的包围,从而初筛网络最优拓扑结构 P 。

3.1.1 场景可行域映射

鉴于节点的密集分布将增大网络的冗余,造成网络最佳部署状态的缺失,此现象在网络初筛阶段尤甚,因此本研究通过引入点集到场景可行域的映射,初筛

了节点分布与减小冗余的双增益网络。

佳点集方法^[15]产生的点集^[16]在三维空间点集分布中具有分布均匀、范围广及低重复率等特点,在复杂场景中借助佳点集方法完成点集初始化,并将点集中第 i 点 j 维位置 $r = \{r_{ij} | i = 1, 2, \dots, N, j = 1, \dots, D\}$ 映射到三维复杂场景的可行域,从而得到 α^1 中第 i 个节点的第 j 维位置 $\alpha^1[i][j]$, 其中 $\alpha^1[j]_{\min} \leq \alpha^1[i][j] \leq \alpha^1[j]_{\max}$, $\alpha^1[j]_{\max}$ 和 $\alpha^1[j]_{\min}$ 分别为场景第 j 维的上限与下限。具有低冗余特征的场景可行域映射,提高了发现网络最优拓扑结构的概率,有利于减少邻接节点间交叠覆盖区域。场景可行域映射模块(SFRMM)流程如表 1 所示,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

表 1 场景可行域映射流程

Table 1 Scene feasible region mapping process

SFRMM($N, D, \alpha^1[j]_{\max}, \alpha^1[j]_{\min}$)	
1	For $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, D$
2	$r_{ij} = i \exp(j) - \lfloor i \exp(j) \rfloor$
3	$\alpha^1[i][j] = \alpha^1[j]_{\min} + r_{ij}(\alpha^1[j]_{\max} - \alpha^1[j]_{\min})$
4	End
5	Return α^1

3.1.2 节点位置非线性更新

网络对最优解初筛过程中,第 i 个节点的第 j 维位置 $\xi_{ij}^{\text{Sensor}^{t+1}}$ 的表达式^[17]为

$$\xi_{ij}^{\text{Sensor}^{t+1}} = \xi_{ij}^{a'} - A \left| C \xi_{ij}^{a'} - \xi_{ij}^{\text{Sensor}^t} \right|, \quad (6)$$

$$A = 2a\epsilon_1 - a, \quad (7)$$

$$C = 2\epsilon_2, \quad (8)$$

式中: ϵ_1, ϵ_2 表示 $[0, 1]$ 间的随机数; $|A| > 1$ 时, S_i 远离最优解; $|A| < 1$ 时, S_i 靠近最优解,通过控制 $|A|$ 可在感知网络铺展速度和局部最佳部署状态之间保持良好的平衡。由式(7)可知, A 由收敛因子 a 与系数 ϵ_1 决定。节点位置匹配过程中, a 由 2 非线性递减至 0, 节点的快速铺展,使得前期网络多样性增加,有效克服场景中障碍物对网络拓扑数量攀升带来的不利影响。局部网络结构的快速迭代进一步推动后期收敛速度加快,充分降低局部区域内覆盖空洞面积:

$$a = 2 - 2(t/t_{\max})^2, \quad (9)$$

式中: t_{\max} 为最大迭代次数。

3.2 微距自适应更新

考虑到三维复杂场景的坡面陡峭,即便使感知节点短距离移动,也可能会使得覆盖质量得到较大提升。而一般的算法难以根据场景的特殊性而进行动态的调整,微距自适应更新通过引入转向可变步

长,突出邻接节点作用,优化局部区域拓扑结构,提升 CovRatio。

3.2.1 位置匹配

对候选网络 α^{\max} 进行搜索次数为 η_{\max} 的自适应更新, S_i 的位姿可用 $(x_{i\eta}, y_{i\eta}, z_{i\eta}, \varphi_{i\eta})$ 表示,其中 $(x_{i\eta}, y_{i\eta}, z_{i\eta})$ 为 S_i 在第 η 次更新空间位置,以 S_i 初始位姿为原点,水平方向为参考, $\varphi_{i\eta}$ 为节点在第 η 次运动方向与水平方向夹角, $1 \leq \eta \leq \eta_{\max}$ 。对于给定节点 S_i 移动位置可标记为

$$\begin{cases} x_{i(\eta+1)} = x_{i\eta} + W_i \cos \varphi_{i(\eta+1)} \\ y_{i(\eta+1)} = y_{i\eta} + W_i \sin \varphi_{i(\eta+1)}, \\ z_{i(\eta+1)} = f(x_{i(\eta+1)}, y_{i(\eta+1)}) \end{cases}, \quad (10)$$

式中: W_i 为移动单步步长。

3.2.2 双重激励步长 W_i

对步长进行固定划分,简单易用的同时,势必会产生无法依据场景特殊性而进行自调整适应的问题。为此,引入单步可变步长,加强对不同解空间的搜索,以增加发现最高 CovRatio 值网络概率的同时,将步长限制在有效可控范围内,防止单步步长过大,进而产生较大的覆盖缺失。基于 Sigmoid 函数^[18]演变而来的式(11)可将内嵌在其中的影响因子在保留其幅度的基础上,将数值收缩^[19]至合理范围,以 W_i 为例,将最近双向通信邻居的距离倒数 V_{MinNeig_i} 作为影响因子内嵌至 Sigmoid 函数中,减小覆盖冗余的同时合理控制移动单步步长 W_i :

$$W_i = \left[\frac{2}{1 + \exp(-10V_{\text{MinNeig}_i})} - 1 \right] d_{\text{MaxMove}}, \quad (11)$$

式中: d_{MaxMove} 为 S_i 最大单步步长。

3.2.3 转向角度构建

节点 S_i 在初始位姿选择单位转角增量 ϑ , 为避免因大幅度旋转角度造成部分场景的覆盖缺失,需保证 S_i 能够依照初始运动方向在合理范围运动,其在第 η 次运动方向 $\varphi_{i\eta}$ 为

$$\varphi_{i(\eta+1)} = \varphi_{i\eta} + l\vartheta, \quad (12)$$

式中: l 为 $[-1, 1]$ 区间随机数。

4 CTDCT 算法流程

借助节点立体感知模型以及视距与非视距联合作用下感知盲区的判定,引入点集到场景可行域映射、节点位置非线性更新等策略完成网络初筛,对初筛后网络的 S_i 进行冗余程度刻画,以微距自适应更新提升网络与现有环境间的耦合程度,算法具体流程如下。

CTDCT($N, D, \alpha^1[j]_{\max}, \alpha^1[j]_{\min}, t_{\max}, M$)

- 1 $\alpha^1 = \text{SFRMM}(N, D, \alpha^1[j]_{\max}, \alpha^1[j]_{\min})$
- 2 The sensor randomly generates M and determines the line-of-sight and non-line-of-sight targets, the CovRatio of the sensor is calculated and generated β^1, δ^1 , and the remaining sensor are denoted as ω^1
- 3 For $t = 1, \dots, t_{\max}$
- 4 Calculate $\xi_{ij}^{\alpha^{t+1}}, \xi_{ij}^{\beta^{t+1}}, \xi_{ij}^{\delta^{t+1}}$ based on formula (6)-(9)
- 5 $\xi_{ij}^{\omega^{t+1}} = (\xi_{ij}^{\alpha^{t+1}} + \xi_{ij}^{\beta^{t+1}} + \xi_{ij}^{\delta^{t+1}}) / 3$
- 6 Line-of-sight and non-line-of-sight targets are defined, and the CovRatio of the sensor is calculated and generated $\alpha^{t+1}, \beta^{t+1}, \delta^{t+1}$, and the remaining sensor are denoted as ω^{t+1}
- 7 End
- 8 $P = \alpha^{t_{\max}}$
- 9 For $\eta = 1, \dots, \eta_{\max}$
- 10 If $\eta = 1$, then Sensor = $P, f(\text{Sensor}) = f(P)$
- 11 If $f(\text{Sensor}) > f(P)$, then $P = \text{Sensor}, f(P) = f(\text{Sensor})$
- 12 $S_i \in \text{Sensor}$, calculate $S_i = (x_{i(\eta+1)}, y_{i(\eta+1)}, z_{i(\eta+1)}, \varphi_{i(\eta+1)})$ based on formula (10)-(12)
- 13 End

In CTDCT, the role of $f(\cdot)$ is to determine the line-of-sight and non-line-of-sight targets and calculate the CovRatio based on formula (1).

5 仿真实验

5.1 场景配置

将所提算法在三维复杂场景下采用 MATLAB R2019b 进行仿真实验, 鉴于初始位置的随机性, 实验结果均为 30 次实验的数据均值。

节点部署环境为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ 的视距与非视距并存的复杂三维场景区域。对比算法选取具有立体感知相似度属性三维覆盖算法 SCA^[11]、GWO^[20] 及随机布撒(Random)。为了确保评估不同算法在相同场景下的一致性, 其初始场景及默认参数均相同, 如表 2 所示, 且将所提 CTDCT 算法中关于视距与非视距联合作用下的感知盲区判定移植至其他 3 种对比算法中, 以保证多种算法性能对比的公平性。

表 2 网络参数配置

Table 2 Network parameter configuration

Parameter	Configuration	Parameter	Configuration
d	15	ϑ	$\pi/6$
R_c	15	d_{MaxMove}	8
t_{\max}	100	η_{\max}	50
M	100	N	140

5.2 三维视角效果分析

三维视角效果图与 CovRatio 指标可以直观地评估节点移动前后网络拓扑重塑性能, 本实验分别测试 CTDCT 的覆盖性能, 及其与 SCA、GWO、Random 的性能对比情况, 具体如图 3 所示。

从图 3(a)~(d) 的三维视角效果图可直观看出复杂场景相较于传统的二维平面和三维空间, 其凹凸不平的特性将形成复杂场景下特有的感知盲区, 使得感

知盲区判定与网络拓扑重构优化复杂度显著增加。CTDCT 通过视距空间判别与非视距遮挡判别相结合识别感知盲区, 并针对感知节点集中于场景凹区域的问题, 设计点集到场景域映射, 初步筛选最优拓扑结构, 叠加快速适应现有环境的微距自适应更新, 破除覆盖冗余困境的同时, 避免单步步长过溢。CTDCT 经节点移动重构网络后, CovRatio 相比随机布撒提升 41%, 从而验证算法的有效性。SCA 与 GWO 优化后 CovRatio 相比随机布撒提升 30%、33%, 原因在于 SCA 采用网格划分与局部优化的思想, GWO 借助灰狼优化算法均实现了在相同节点数目的情况下, 通过网络拓扑重构扩大对目标区域的覆盖, 但两者并未兼顾网络冗余减小与复杂场景的自适应能力。

5.3 网络规模对覆盖率的影响

为考查算法在不同网络规模下的覆盖效果, 在移动节点 $N = 20, 40, 60, 80, 100, 120, 140$ 时, 分别测试 CTDCT 与 SCA、GWO 和 Random 等 4 种布撒方式下, CovRatio 随网络规模 N 的变化情况。

实验结果如图 4 所示, 随网络规模 N 的增大, 4 种算法的 CovRatio 均呈上升趋势, 且随着 $N \geq 100$ 趋势逐渐变缓。原因在于, 当 $N < 100$ 时, 过少的 N 本身不能构成场景全覆盖, $N = 20$ 的情况下, CTDCT 与 SCA、GWO 和 Random 的 CovRatio 分别为 52%、39%、30% 与 23%, N 由 20 到 100 过程中, 因冗余节点所占比例小, 此时强调算法的全局搜索能力。CTDCT 依靠点集到场景可行域映射显著增加网络拓扑多样性, 给网络覆盖提升提供更多的选择方案, 累加节点位置在全迭代周期内的非线性变化, 使其前期具有较强的网络重构能力, 后期展现良好的局部拓扑优

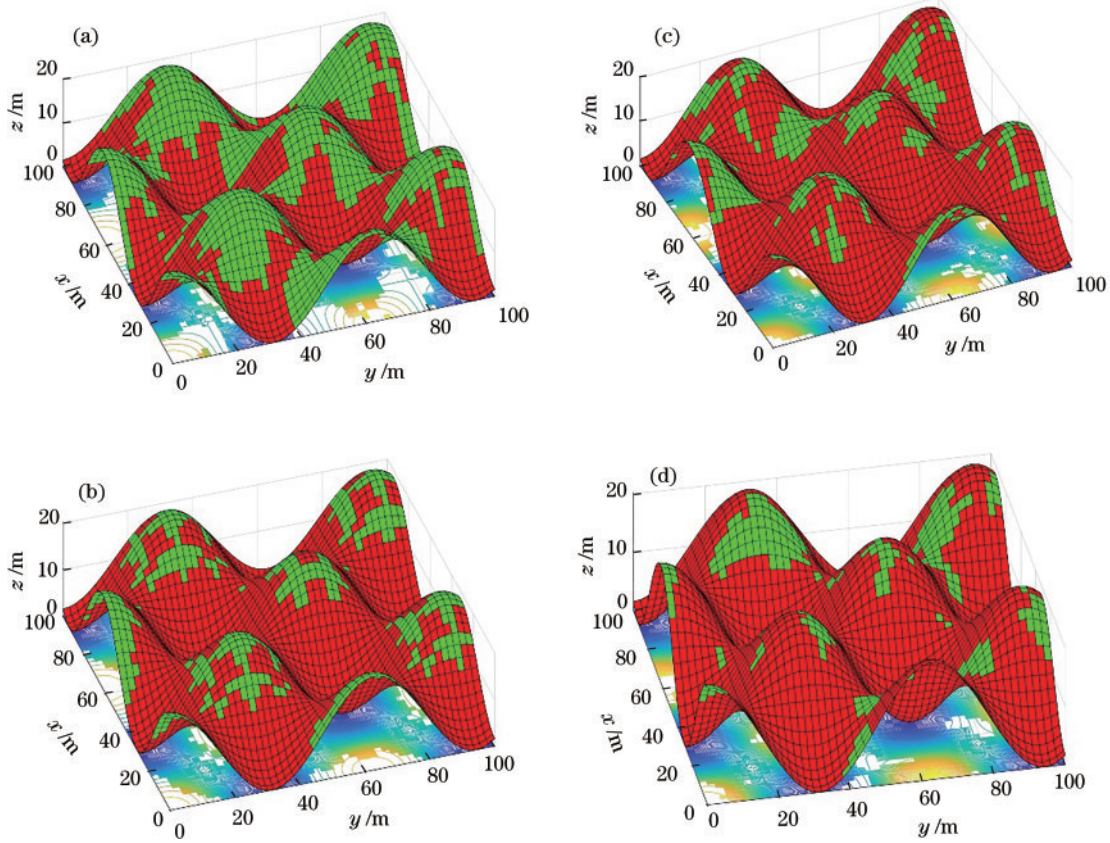


图 3 视距与非视距联合作用下感知优化效果图。(a)Random;(b)SCA;(c)GWO;(d)CTDCT
Fig. 3 Effect of perception optimization under combined action of line-of-sight and non-line-of-sight.
(a) Random; (b) SCA; (c) GWO; (d) CTDCT

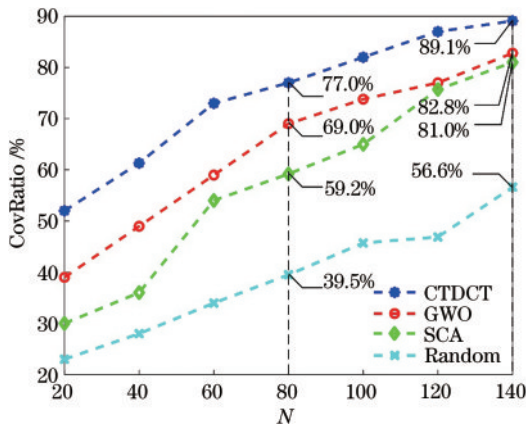


图 4 网络规模对 CovRatio 的影响
Fig. 4 Impact of network size on CovRatio

化能力,因此 CovRatio 分别高出 GWO、SCA 与随机布撒约 8%、18%、38%。而当网络规模 $N \geq 100$ 时,受限于节点冗余相对较高,网络规模的提升无法全部转化为覆盖能力的增强,此时更加注重算法破除冗余困境的能力。CTDCT 通过邻接节点密集评估进行微距自适应更新,提升网络与现有环境的耦合程度,增加获得全局最优解的概率。与此同时,GWO 与 SCA 并未针对冗余节点问题进行有效处置。因此 CTDCT 的 CovRatio 高出 GWO、SCA 与随机布撒 6%、8%、33%

左右。

5.4 节点移动能耗分析

节点的移动会耗费其大量的能量,以网络平均移动距离 AvgDis 间接表征不同算法之间能耗的情况。对比并分析 CTDCT、SCA、GWO 和 Random 等 4 种算法的 AvgDis 随网络迭代 t 的变化情况,结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,随着 t 的增加,除随机布撒节点不具备移动能力外,其余 3 种算法的 AvgDis 均呈递减趋势,由于 SCA 机械地采用网格划分,忽略每个场景

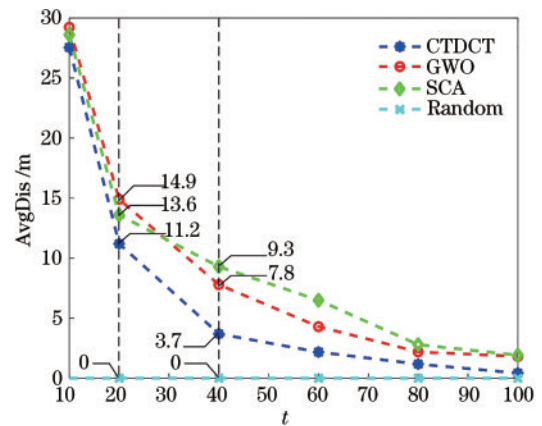


图 5 算法能耗对比图
Fig. 5 Algorithm energy consumption comparison chart

的特殊性,导致寻优精度偏低,其 AvgDis 高出 CTDCT 约 2.4 m。

尤其当 $t > 30$ 时,网格后期局部优化对场景自适应效能薄弱,使其 AvgDis 比 GWO 与 CTDCT 高 1.5 m、5.6 m 左右,能耗差距进一步扩大。而 GWO 凭借对多约束性优化良好的处理能力,前期付出一定的能耗代价后,其 AvgDis 高于 SCA 与 CTDCT 约 1.3 m、3.7 m,后期 AvgDis 低于 SCA,但仍高于 CTDCT。同时,得益于在处理多峰函数上寻优精度高与初筛阶段收敛因子非线性变化的叠加优势,CTDCT 在全局网络拓扑的多样性和局部拓扑优化能力之间保持良好的平衡,以微距移动和转向的成本,换取更高的覆盖增益,因此其 AvgDis 始终低于 SCA 与 GWO。

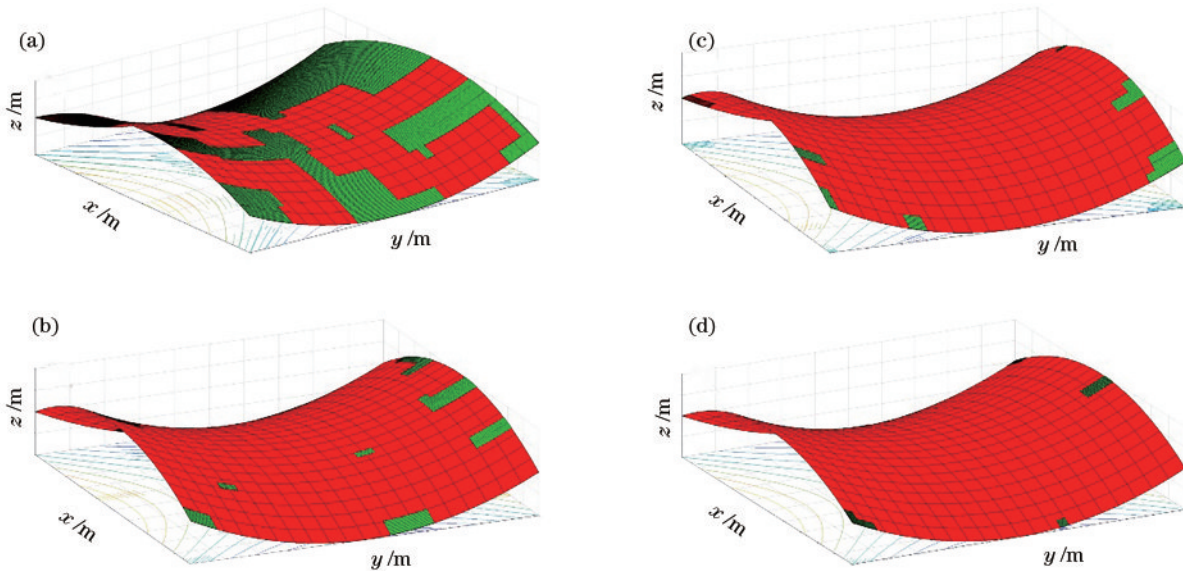


图 6 视距与非视距联合作用下感知优化效果图。(a) Random; (b) SCA; (c) GWO; (d) CTDCT
Fig. 6 Effect of perception optimization under combined action of line-of-sight and non-line-of-sight.
(a) Random; (b) SCA; (c) GWO; (d) CTDCT

为同时考查算法在多场景覆盖性能与能耗情况,图 7 同时展示了 CovRatio 与 AvgDis 随 t 的变化趋势。CTDCT 与 SCA、GWO 相比随机布撒均能使网络拓扑重构更佳,实现覆盖率的有效提升,并在迭代后期趋于平稳状态,验证了 3 种算法在多场景下具有良好的工作性能。

CTDCT 在 $t = 40$ 时,即进入接近最高覆盖率的稳定状态,比次高的 GWO 提前了 20 轮,即 $\Delta t = 20$ 。这是由于初筛阶段的节点位置匹配过程中,其收敛因子在迭代周期内非线性变化,提升了 CTDCT 前期网络多样性和后期局部拓扑优化深耕能力,使之快速收敛,同时微距自适应更新使得节点的短距离转向移动即可覆盖更大目标区域,从而使得 CTDCT 收敛速度要明显优于 SCA、GWO 和随机布撒。与此同时,除随

5.5 多场景下的多性能对比分析

为进一步考查 4 种算法对不同三维场景的敏感性,本实验选取比较常用的“马鞍形曲面”(鞍点由原点移至场景中央,其他参数结果性质类似,不做赘述)作为部署的场景,其他默认参数如表 2 所示,分别测试 CTDCT 与 SCA、GWO 和 Random 等 4 种布撒方式下三维视角效果图及 CovRatio、AvgDis 随 t 的变化情况。

图 6(a)~(d) 为马鞍形场景下,4 种算法运行后的三维覆盖效果图。CTDCT 的现有环境强耦合性、SCA 的局部优化优势及 GWO 的全局强搜索能力,在新场景下均能保持稳定的优化网络拓扑性能。SCA、GWO 与 CTDCT 的 CovRatio 相比 Random,分别提升了约 38%、40%、43%。不可否认,3 种算法对三维场景的区域覆盖质量的提升方面,具有普适性的能力。

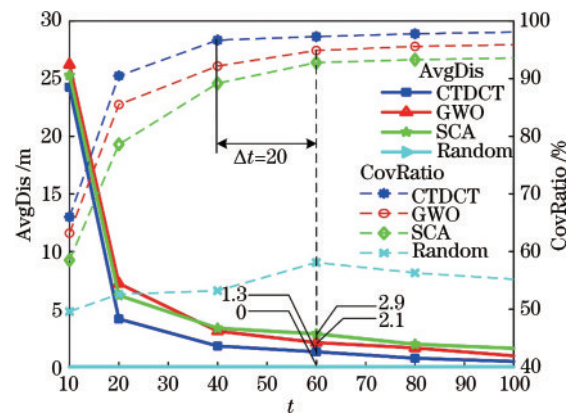


图 7 多场景下算法覆盖性能与移动能耗对比
Fig. 7 Comparison of algorithm coverage performance and mobile energy consumption in multiple scenarios

机布撒外,其余 3 种算法的 AvgDis 均随 t 增大而呈递减趋势,CTDCT 凭借初筛节点分布与诱导密集处节点加快铺散的双增益网络,其 AvgDis 低于 SCA 与 GWO 约 1.6 m、0.8 m,从而验证了 CTDCT 在多场景下兼具覆盖与能耗的多重优势。

6 结 论

针对当前无线传感器网络覆盖理论多数停留在常规的二维平面,忽略三维复杂场景下覆盖研究的问题,给出感知节点覆盖三维复杂场景算法。通过纳入感知盲区判定,降低视距与非视距并存的复杂场景覆盖误判概率;在网络初筛阶段,通过引入点集到场景可行域的映射,增加网络多样性;全迭代周期内拓扑结构的非线性变化,在感知网络铺散速度和局部最佳部署状态之间保持良好的平衡;并针对场景的坡面陡峭导致的节点聚集现象,设计微距自适应更新降低覆盖冗余的同时,使感知节点在微距转向下实现覆盖质量的提升。实验结果表明,CTDCT 算法相较于 SCA、GWO 和随机布撒可以用最少的节点覆盖三维复杂场景,从而节省网络部署成本。但对于视距与非视距联合作用下的三维复杂场景中凸区域的覆盖还需要继续探究。

参 考 文 献

- [1] 梅圣明,黄妙华,柳子晗,等.基于三维激光雷达的复杂场景中地面分割方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(10):1028003.
Mei S M, Huang M H, Liu Z H, et al. Ground segmentation method in complex scenes based on three-dimensional lidar[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(10):1028003.
- [2] 党小超,邵晨光,郝占军.半径可调的无线传感器网络三维覆盖算法[J].计算机应用,2018,38(9):2581-2586,2615.
Dang X C, Shao C G, Hao Z J. 3D-coverage algorithm based on adjustable radius in wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(9): 2581-2586, 2615.
- [3] Miao C Y, Dai G Y, Zhao X M, et al. 3D self-deployment algorithm in mobile wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 11(4): 721921.
- [4] 韩莹,袁静,司江胜,等.16线雷达点云的实时小障碍物检测研究[J].激光与光电子学进展,2021,58(12):1228001.
Han Y, Yuan J, Si J S, et al. Real-time detection of small obstacles based on 16-ray lidar point cloud[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12):1228001.
- [5] 陈树,季忠军.复杂三维曲面覆盖算法研究[J].计算机工程与应用,2016,52(20):127-131.
Chen S, Ji Z J. Algorithm research for complex 3-D surface coverage[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(20):127-131.
- [6] Kim K. Mountainous terrain coverage in mobile sensor networks[J]. IET Communications, 2015, 9(5): 613-620.
- [7] 蒋鹏,陈峰.基于概率的三维无线传感器网络K-覆盖控制方法[J].传感技术学报,2009,22(5):706-711.
Jiang P, Chen F. Probability-based K-coverage control approach for three-dimensional wireless sensor networks[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(5): 706-711.
- [8] Chen J X, Wu Q H, Xu Y H, et al. Distributed demand-aware channel-slot selection for multi-UAV networks: a game-theoretic learning approach[J]. IEEE Access, 2018, 6: 14799-14811.
- [9] 神显豪,李军,奈何.基于三维地形修正的无线传感器网络覆盖盲区检测[J].传感技术学报,2016,29(1):109-115.
Shen X H, Li J, Nai H. Detection of coverage hole in WSN based on three-dimensional terrain correction[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(1): 109-115.
- [10] Ma H, Zhang X, Ming A. A coverage-enhancing method for 3D directional sensor networks[C]//IEEE INFOCOM, April 19-25, 2009, Rio de Janeiro, Brazil. New York: IEEE Press, 2009: 2791-2795.
- [11] 刘子彤,丁国如,王威,等.面向非合作无线网络的拓扑感知技术分析[J].指挥与控制学报,2021,7(2):153-159.
Liu Z T, Ding G R, Wang W, et al. Analysis of topology sensing technology for non-collaborative wireless networks[J]. Journal of Command and Control, 2021, 7(2): 153-159.
- [12] Xiao F, Yang X K, Yang M, et al. Surface coverage algorithm in directional sensor networks for three-dimensional complex terrains[J]. Tsinghua Science and Technology, 2016, 21(4): 397-406.
- [13] Zhang L, Liu T T, Wen F Q, et al. Differential evolution based regional coverage-enhancing algorithm for directional 3D wireless sensor networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 93690-93700.
- [14] 陈松懋,郝伟,苏秀琴,等.光子计数成像算法的研究进展[J].激光与光电子学进展,2021,58(18):1811010.
Chen S M, Hao W, Su X Q, et al. Research progress on photon counting imaging algorithms[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(18):1811010.
- [15] 龙文,梁昔明,徐松金,等.聚类佳点集交叉的约束优化混合进化算法[J].计算机研究与发展,2012,49(8):1753-1761.
Long W, Liang X M, Xu S J, et al. A hybrid evolutionary algorithm based on clustering good-point set crossover for constrained optimization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(8): 1753-1761.
- [16] 赵迪迪,李加慧,谭奋利,等.基于平滑约束和聚类分析的图像配准算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(12):1210010.
Zhao D D, Li J H, Tan F L, et al. Image registration algorithm based on smoothness constraint and cluster analysis[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12):1210010.
- [17] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer

- [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [18] 张俏薇, 陈俊杰. 一种优化 WSNs 节点部署的变步长虚拟力算法[J]. *传感器与微系统*, 2018, 37(5): 112-114, 119. Zhang Q W, Chen J J. A variable step-size virtual force algorithm for optimizing deployment of WSNs nodes[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2018, 37(5): 112-114, 119.
- [19] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于粒子群优化压缩感知的可见光定位算法[J]. *中国激光*, 2021, 48(3): 0306004. Xu S W, Wu Y, Wang X F. Visible light positioning algorithm based on particle swarm optimization compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(3): 0306004.
- [20] Wang Z D, Xie H M. Wireless sensor network deployment of 3D surface based on enhanced grey wolf optimizer[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 57229-57251.