

基于生物启发神经网络的核辐射场区全覆盖路径规划

罗昭锦¹ 刘程峰¹ 贾文宝^{1,2} 单卿¹ 史潮¹ 张建东¹ 黑大千³ 张晓军⁴ 凌永生^{1,2}

¹(南京航空航天大学核分析技术研究所 南京 211106)

²(江苏省高校放射医学协同创新中心 苏州 215031)

³(兰州大学核科学与技术学院 兰州 730000)

⁴(苏州冠锐信息科技有限公司 苏州 215008)

摘要 核辐射场区全覆盖路径规划对于辐射环境下区域作业者的辐射安全有重要意义。本研究基于生物启发神经网络算法,提出一种进行辐射剂量最优控制的全覆盖路径规划算法。首先,利用福岛核电站部分地形以及蒙特卡罗粒子输运程序分别构建模拟核辐射场区的障碍物分布和辐射剂量场,然后,采用Python语言进行算法仿真试验,模拟核辐射场区的每一个栅格定义为一个神经元,建立起生物启发神经网络,将栅格剂量率与神经元活性耦合实现路径规划的辐射剂量最优控制,分别采用单个、4个和8个移动单元进行仿真试验。结果表明:单个移动单元的规划路径在实现100%覆盖率,4%覆盖重复率的同时,能够优先覆盖低剂量区,延后覆盖高剂量区,实现了过程剂量和累积剂量的最优控制。为提高全覆盖的时间效率和获得更低的单体累积剂量,对算法进行多单元协同搜索的改进,结果表明:4单元和8单元仿真的覆盖重复率分别为5.72%和6.29%,1单元、4单元和8单元仿真完成全覆盖时间分别为30 min、9 min和4 min,时间效率成倍提高;最大单体累积剂量分别为 4.11×10^{-3} mSv、 1.28×10^{-3} mSv和 0.85×10^{-3} mSv,也在显著降低。本文提出的算法能实现过程剂量和累积剂量最优控制的全覆盖路径规划,另外算法可以协同规划多单元路径,显著降低单体累积剂量,对辐射环境下区域作业的辐射防护有重要意义。

关键词 生物启发神经网络,核辐射场区,全覆盖路径规划,多单元协同,剂量控制

中图分类号 TL7, TP242

DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0093

引用该文:

罗昭锦,刘程峰,贾文宝,等.基于生物启发神经网络的核辐射场区全覆盖路径规划[J].辐射研究与辐射工艺学报,2024,42(1):010601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0093.

LUO Zhaojin, LIU Chengfeng, JIA Wenbao, *et al.* Complete coverage path planning of nuclear radiation field using bio-inspired neural network[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2024, 42(1): 010601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0093.



Complete coverage path planning of nuclear radiation field using bio-inspired neural network

基金资助: 南京航空航天大学研究生科研与实践创新计划(xcxjh20230620)、江苏高校优势学科建设工程项目(苏政办发(2014)37号)

第一作者: 罗昭锦,男,1999年9月出生,2022年6月取得南京航空航天大学工学学士学位,现为该校能源动力专业硕士研究生,研究方向:核事故后果评价,E-mail: zjluo@nuaa.edu.cn

通信作者: 凌永生,博士,副教授,E-mail: linyongsheng@nuaa.edu.cn

收稿日期: 初稿 2023-10-20; 修回 2023-11-23

Supported by Postgraduate Research & Practice Innovation Program of NUAA (xcxjh20230620) and the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions (PAPD) (Jiangsu Government Office (2014) No. 37)

First author: LUO Zhaojin (male) was born in September 1999, and obtained his bachelor's degree in engineering from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in June 2022. Now he is a graduate student major in energy and power, research interests: evaluation of the consequences of nuclear accidents, E-mail: zjluo@nuaa.edu.cn

Corresponding author: LING Yongsheng, doctoral degree, associate professor, E-mail: linyongsheng@nuaa.edu.cn

Received 20 October 2023; accepted 23 November 2023

LUO Zhaojin¹ LIU Chengfeng¹ JIA Wenbao^{1,2} SHAN Qing¹ SHI Chao¹ ZHANG Jiandong¹
HEI Daqian³ ZHANG Xiaojun⁴ LING Yongsheng^{1,2}

¹(Institute of Nuclear Analysis Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

²(Jiangsu University Collaborative Innovation Center for Radiation Medicine, Suzhou 215031, China)

³(College of Nuclear Science and Technology, Lanzhou University, Nanjing 211106, China)

⁴(Suzhou Guanrui Information Technology Co., Ltd., Suzhou 215008, China)

ABSTRACT Path planning for the complete coverage of nuclear radiation fields is necessary to ensure the radiation safety of regional operators in radiation environments. Based on a bio-inspired neural network algorithm, a complete coverage path-planning algorithm for the optimal control of the radiation dose is proposed. First, part of the terrain of the Fukushima nuclear power plant and the Monte Carlo particle transport program were used to construct the obstacle distribution and radiation dose field in a simulated nuclear radiation field. Subsequently, the Python programming language was used to conduct algorithm simulation experiments. Each grid of the simulated nuclear radiation field was defined as a neuron, and a bio-inspired neural network was established. The grid dose rate and neuronal activity were combined to achieve optimal control of radiation dose in path planning, and single, four, and eight mobile units were used for simulation experiments. The results showed that the planning path of a single mobile unit can achieve 100% coverage and a 4% coverage repetition rate and can first cover the low-dose area and delay the coverage of the high-dose area to achieve optimal control of the process and cumulative doses. The algorithm is improved via a multiunit collaborative search to increase the time efficiency of complete coverage and decrease the cumulative dose of monomers. The coverage repetition rates of four-unit and eight-unit simulations were 5.72% and 6.29%, respectively. The complete coverage times of the one-unit, four-unit, and eight-unit simulations were 30, 9, and 4 min, respectively, and the time efficiency was doubled. The maximum cumulative doses of the monomers for the one-unit, four-unit, and eight-unit simulations were 4.11×10^{-3} , 1.28×10^{-3} , and 0.85×10^{-3} mSv, respectively, which also decreased significantly. The proposed algorithm can achieve complete coverage path planning of optimal control of the process dose and cumulative dose. Moreover, the algorithm can coordinate multiunit path planning and significantly decrease the cumulative dose of monomers, which is critical for radiation protection during regional operations in a radiation environment.

KEYWORDS Bio-inspired neural network, Nuclear radiation field, Complete coverage path planning, Multi-unit collaboration, Dose control

CLC TL7, TP242

随着我国核能的快速发展,核能产业对于安全的要求也越来越高^[1]。核能产业面临的核辐射作业环境较多,例如,核电站年检或大修期间,尤其当发生核电站放射性泄漏事件时,在恶劣的核辐射环境进行作业是不可避免的。此时,若进行人力作业,核辐射将对工作人员造成严重的生命健康威胁,机器人替代人力作业是降低核辐射后果的有效方法和未来发展趋势^[2]。无论是人力还是机器人作业,都面临着严峻的辐射安全问题,对作业路径规划实施剂量最优控制有助于保障作业者的辐射安全。

路径规划问题分为两类:点对点规划和全覆盖规划。点对点规划是指规划出从起点到终点的

避开障碍物的最短路径,在物流运输,自动驾驶等领域有突出应用。点对点规划算法主要有A*算法^[3]、人工势场法(APF)^[4]和快速随机扩展树(RRT)算法^[5],这些算法一般只考虑了避障以及路径最短问题。陶龙龙^[6]基于改进A*算法研究了核辐射环境下的机器人点对点路径规划问题,其采用累积剂量和预估剂量作为A*算法的评价函数,得到了从起点到目标点的受照剂量最优化的路径。岳琪^[7]基于改进A*算法研究了核事故放射源随机散落在场区时的救援撤离路径的辐射剂量最优化。邱滕文^[8]改进传统A*算法,在路径评价函数中加入辐射源斥力函数和障碍物斥力函数,改进算法能规划得到避开辐射源和障碍物的路径。点对点

路径规划下的辐射剂量安全问题被广泛研究，而考虑辐射剂量安全问题的全覆盖路径规划有待深入研究。

全覆盖规划问题是指规划的路径轨迹需要覆盖整个目标区域的情况，在区域侦查、搜索救援、船体检修等方面有重要应用，其算法主要有单元分解法、遗传算法、生物启发神经网络等。单元分解法面对复杂障碍物分布时会出现分区低效冗余的弊端，区域迁移路径重叠带来较高的覆盖重复率^[9]。遗传算法面对大区域的路径规划时需要更高的计算资源，并且由于算法本身依赖随机过程，所以规划路径结果收敛慢^[10]。生物启发神经网络算法将整个待覆盖区域栅格化，每个栅格相当于一个神经元，神经元的神经活性由路径决策相关的环境信息确定，算法根据神经活性地图来规划路径，具有覆盖率高、覆盖重复率低、启发式搜索等优点。张方方^[11]基于改进的生物启发神经网络研究多机器人协同覆盖大规模区域的课题，结果表明，改进算法较传统算法在实现有效避障的同时还能有更高的覆盖率。马建业^[12]将水坝裂纹走向信息与生物启发神经网络的神经活性耦合，得到了能连续覆盖水坝裂纹的规划路径。霍建文基于改进粒子滤波和生物启发神经网络研究了目标区域内的放射源搜寻问题^[13]。目前，通用领域下的全覆盖路径规划研究着重考虑避障和高覆盖率的问题，然而，在核辐射环境下，无论作业单元是人或机器人，都应重点考虑作业单元的辐射防护问题，实现作业单元所受剂量最优化的目标。

本研究全覆盖路径规划的辐射防护最优化考虑以下两个方面：(1)全覆盖前期路径尽量避开高剂量区，防止急性剧烈照射引发机器人故障，另外覆盖全程所受到的总辐射剂量尽可能低。这要求全覆盖路径的前段分布在低剂量区，之后路径逐渐向高剂量区覆盖，同时覆盖重复率尽可能低，减少不必要的重复照射，从而降低全程的总辐射剂量；(2)多个作业单元所受剂量平均化，防止某个作业单元受到过度照射。

本文针对核辐射环境全覆盖路径规划的辐射剂量控制问题，基于生物启发神经网络对作业单元的过程剂量和累积剂量进行辐射防护最优控制，其可以应用到核电站辐射环境的区域清洁、区域巡检、区域搜救场景中，有良好的研究应用前景。

1 构建核辐射场区栅格地图

1.1 构建核辐射场区障碍物地形

本文选取福岛核事故场区2号机组范围内 $100\text{ m}\times 100\text{ m}$ 的二维地图作为核事故二维地图建模的标准。图1(a)中红色方框的区域即为建模参考的二维地图。设计出用于全覆盖模拟仿真的缩小后的核辐射场区栅格地图，大小为 20×20 ，栅格边长为 0.5 m ，如图1(b)所示，其中黑色区域为障碍物。

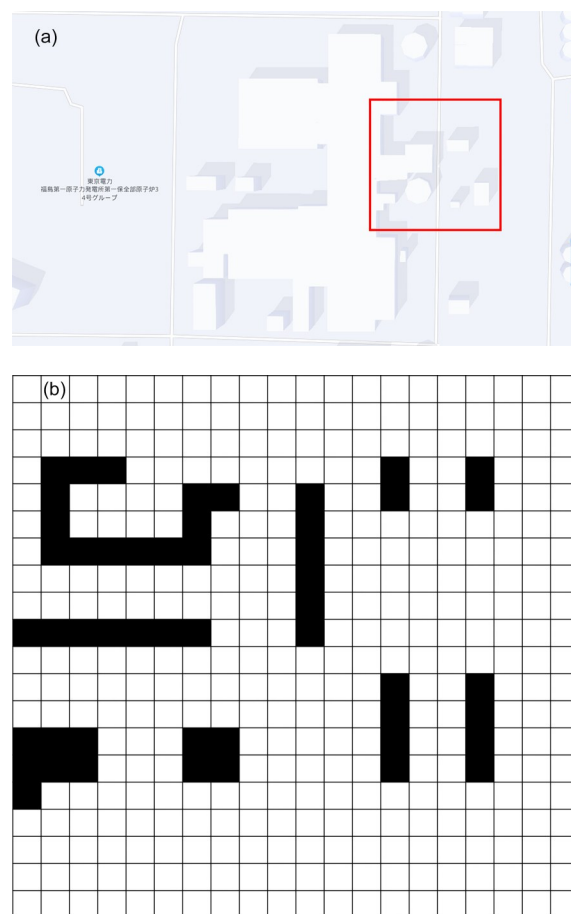


图1 假定的核辐射厂区障碍物地图:(a)福岛核电站参考地形;(b)模拟栅格地图(彩色见网络版)

Fig.1 Map of obstacles to a hypothetical nuclear accident site: (a) reference terrain of the Fukushima Nuclear Power Plant; (b) simulated raster map (color online)

1.2 构建核辐射场区剂量场

采用蒙特卡罗粒子输运模拟软件(版本号为MCNP 4C)来模拟核辐射场区的辐射剂量场，其中场区几何模型为 $10\text{ m}\times 10\text{ m}\times 1\text{ m}$ 的几何空间，划分成 20×20 栅格，栅格边长为 0.5 m ，场区的高度为 1 m 。材料卡设置方面，障碍物栅格填充混凝土

材料，其余栅格填充为空气材料，两种材料的元素组成如表1所示。放射源设置为两个多能 γ 射线点源，分布在坐标为(9,13)和(14,7)的栅格中心位置，其 γ 射线能量组成如表2所示。模拟运行1千万个粒子获得的辐射剂量场见图2，其中空气栅格的 γ 剂量率由归一化后的数值表征，障碍物栅格标记为比1略大的数值，颜色标记为黑色。

表1 材料元素组成
Table 1 Material element composition

	元素	质量比
	Chemical element	Mass ratio
混凝土 Concrete	H	0.65
	O	49.83
	Na	1.71
	Mg	0.24
	Al	4.54
	Si	31.50
	S	0.12
	K	1.92
	Ca	8.25
	Fe	1.22
空气 Air	N	0.76
	O	0.23
	Ar	0.01

表2 放射源 γ 射线能量组成
Table 2 Radioactive source gamma ray energy composition

能量 / MeV Energy	归一化后的 比例分布 / % Normalized proportional distribution
0.049 72	7.259 3
0.228 17	42.588 0
0.284 30	1.082 6
0.328 76	0.103 8
0.364 48	14.505 7
0.487 02	0.232 6
0.636 98	1.296 9
0.652 92	3.669 7
0.662 00	2.416 0
0.749 81	10.871 6
0.815 77	0.119 0
1.024 61	15.367 0
1.596 20	0.487 7

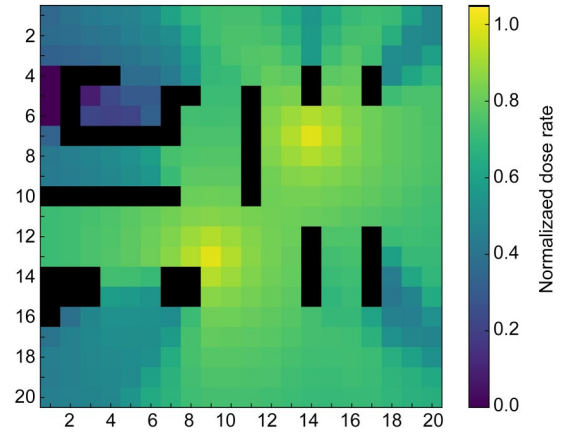


图2 蒙特卡罗模拟计算出的归一化辐射剂量场
(彩色见网络版)

Fig.2 Normalized radiation dose field calculated by Monte Carlo simulation (color online)

2 全覆盖路径规划算法

全覆盖路径规划算法主要有生物启发神经网络、遗传算法、单元分解法，其中，生物启发神经网络和单元分解法由于其覆盖率高、适用性强被广泛应用。

2.1 生物启发神经网络

生物启发神经网络算法是一种基于神经活性网络进行实时规划的在线决策算法^[14]，其将目标区域栅格化，每个栅格即一个神经元，神经元的神经活性由神经元自身激励值和相邻神经元活性共同决定，神经元自身激励值与神经元所处位置的环境信息有关；此外每个神经元与相邻的神经元有侧向连接，并定义了连接权重，单个神经元的神经活性会受到相邻神经元的神经活性的加权影响，神经元侧向连接的范围称作神经生理学意义上的接受领域，神经元只受到其接受领域内的神经元影响^[15]，图3为神经元侧向连接示意图。

神经元活性计算见公式(1)~(4)。

$$x_i(t+1) = g \left[\sum_{j \in S_i} w_{ij} \cdot x_j(t) + I_i \right] \quad (1)$$

$$w_{ij} = \begin{cases} e^{-\gamma|i-j|^2}, & \text{if } |i-j| \leq r \\ 0, & \text{if } |i-j| > r \end{cases} \quad (2)$$

$$I_i = \begin{cases} E & \text{未搜索区域} \\ -E & \text{障碍物} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$g(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ \beta x & x \in [0,1] \\ 1 & x \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中： $x_i(t+1)$ 为每个神经元在下一个时间步长的活性值； S_i 为每个神经元的接受领域； w_{ij} 为该神经元与其接受领域里每个神经元的连接的权值； $x_j(t)$ 为接受领域内的每一个神经元在当前时间步长的活性值； $|i-j|$ 为每个神经元与其接受领域内的其他神经元的欧氏距离； γ 、 β 和 r 为大于零的常数； E 为远大于1的常数。

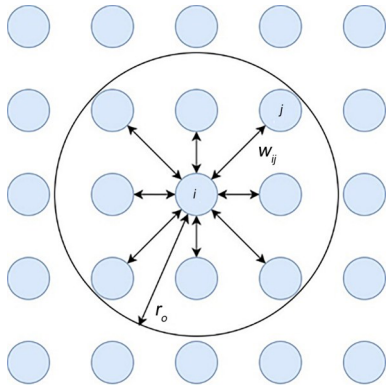


图3 神经元侧向连接示意图
Fig.3 Diagram of lateral connections of neurons

由公式(1)和(4)可知，神经元的神经活性值在 $[0,1]$ 之间，神经活性与两部分因素有关，第一部分是相邻神经元神经活性的加权求和值 $\sum_{j \in S_i} w_{ij} \cdot x_j(t)$ ，反映了生物启发神经网络中神经元间的信息传递过程，从公式(2)可以看到，每个神经元只与距离自身一定距离 r 以内的神经元才有连接权值，且权值大小与距离成负相关；第二部分是神经元自身激励值 I_i ，反映了神经元所处位置的环境信息，如公式(3)所示，当神经元处于未搜索区域时赋予其正向的激励值，激励算法向此处移动覆盖，当神经元处于障碍物区域时赋予其负向的激励值，使得算法实现避障的功能。生物启发神经网络通过将环境信息(障碍物分布信息，栅格是否搜索过的信息)与神经元自身激励值耦合，同时依靠神经元之间的侧向连接向整个神经网络传递环境信息，实现了障碍物栅格局部排斥移动

单元的覆盖，达到避障功能，同时未被搜索的栅格全局吸引着移动单元向其移动覆盖，达到高覆盖率的效果。

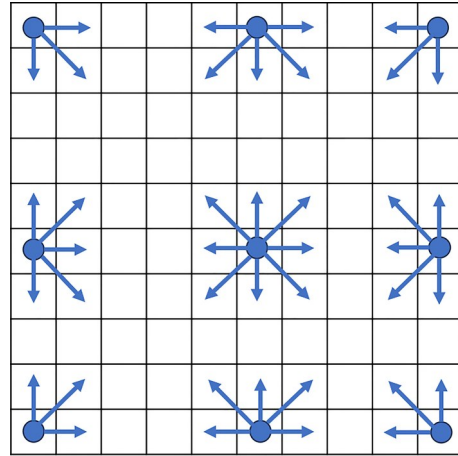


图4 移动单元运动方向示意图
Fig.4 Eight bit movement diagram

传统的生物启发神经网络应用着重解决了避障和覆盖率的问题，当面对核辐射环境下的全覆盖路径规划时，需要将辐射剂量信息纳入到影响路径决策的环境信息中，将辐射剂量率与神经元自身激励值耦合，对于低剂量率栅格赋予更高的激励值，使得神经网络中神经元活性与其所在栅格剂量率成负相关，达到全覆盖过程中从低剂量率区域逐渐过渡覆盖到高剂量率区域的功能，其中激励值的赋值见公式(5)，公式中 D_{max} 、 D_{min} 分别为地图上所有栅格剂量率里的最大值和最小值， D_i 为第 i 个栅格上的剂量率。

$$I_i = \begin{cases} \frac{D_{max} - D_i}{D_{max} - D_{min}} & \text{未搜索区域} \\ -E & \text{障碍物} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

2.2 单元分解法

为了对比生物启发神经网络进行路径规划的重复率及剂量控制效果，本文还采用单元分解法进行了同等条件下的仿真试验。单元分解法^[16]的基本出发点是将目标区域分解为若干内部不含有障碍物的单元区域，由深度优先搜索算法决定最佳的单元区域覆盖顺序，由A*算法确定最短的单元区域迁移路径，在单元区域内使用简明的弓字形覆盖策略，单元分解法的算法步骤如图5所示。

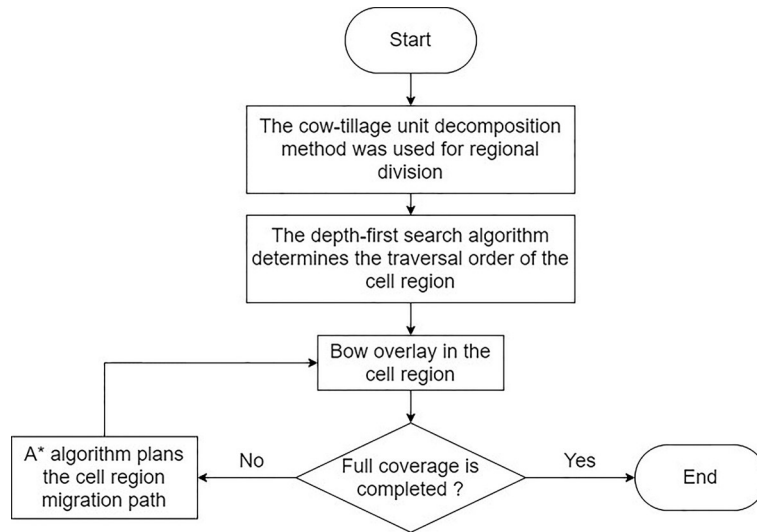


图5 单元分解法流程图
Fig.5 Flow chart of unit decomposition method

3 核辐射场区全覆盖仿真试验

核辐射场区全覆盖仿真试验分别采用生物启发神经网络和单元分解法进行单个移动单元的全覆盖路径规划, 研究两种算法的全覆盖路径规划效果的差异。使用生物启发神经网络进行4移动单元和8移动单元的全覆盖仿真试验, 研究多单元协同覆盖对覆盖时间效率、覆盖重复率和剂量控制的影响。

3.1 单个移动单元全覆盖仿真试验

3.1.1 生物启发神经网络算法仿真

采用单个移动单元对上述模拟的核辐射场区进行全覆盖仿真试验, 选取栅格覆盖次数、移动单元当前位置的实时剂量率和实时累积剂量这3个参数来评价全覆盖路径规划的剂量控制效果。其中, 在生物启发神经网络算法公式(2)、(3)和(4)中的参数值选取如下^[17]: $\gamma=3$; $\beta=0.01$; $r=2$; $E=100$ 。实时累积剂量的计算中, 假定移动单元的移动速度为0.1 m/s, 移动单元在每一个栅格里的停留时间为5 s, 途经的每个栅格的剂量率乘以停留时间即可得到累积剂量。将移动单元的初始位置设为左上角坐标为(1,1)的栅格, 由生物启发神经网络算法逐步迭代规划出全覆盖路径, 其中得到的覆盖次数图如图6所示, 实时剂量率、实时累积剂量变化图如图7所示, 移动单元路径图如图8所示。从图6可以看出, 被搜索区域被全部覆盖, 其中大部分区域仅被覆盖1次, 在总共350个被搜索单元格中, 仅有15个栅格被重复覆盖且覆盖次数

不超过2次。同时, 障碍物区域的覆盖次数均为零。这表明生物启发神经网络算法不仅严格实现了避障功能, 还实现了高覆盖率和低重复覆盖率。从图7可以看出, 移动单元在总共367步的移动中, 前300步的受照剂量率和累积吸收剂量都处于相对较低的水平, 这保证了移动单元优先在低剂量率区域工作, 在一定剂量阈值范围内尽可能完成较高的覆盖率, 这表明算法规划的移动路径符合核辐射环境下剂量最优化原则。图8描述了移动单元的整个覆盖过程, 图中背景为障碍物分布图和归一化后的剂量率分布图, 路径的起点使用方块形状标记, 终点为星形标记, 中间的覆盖节点为圆点标记。图8显示移动单元的路径整体呈现着优先搜索低剂量率栅格, 慢慢过渡搜索高剂量率栅格的趋势, 路径的终点落在放射源所处的栅格。

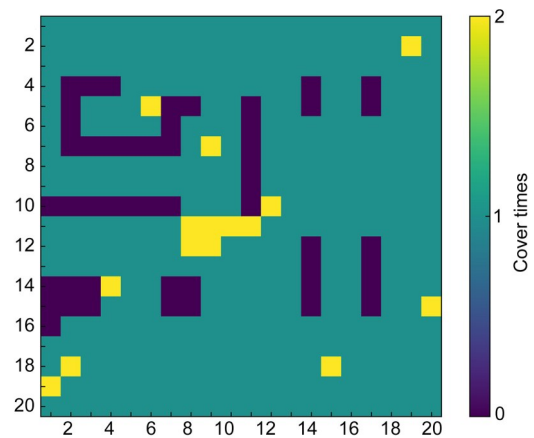


图6 覆盖次数图(彩色见网络版)
Fig.6 Cover times map (color online)

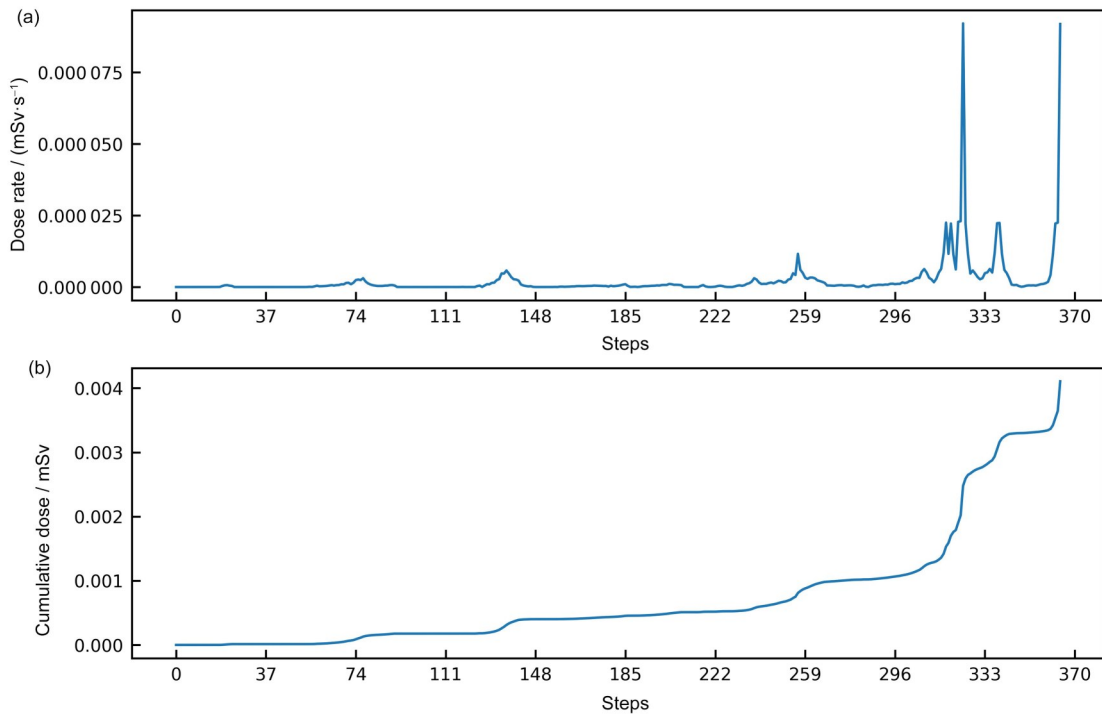


图7 实时剂量指标变化:(a)实时剂量率变化图;(b)实时累积剂量变化图
 Fig.7 Real-time dose metrics variation chart: (a) real-time dose rate variation chart; (b) real-time cumulative dose variation chart

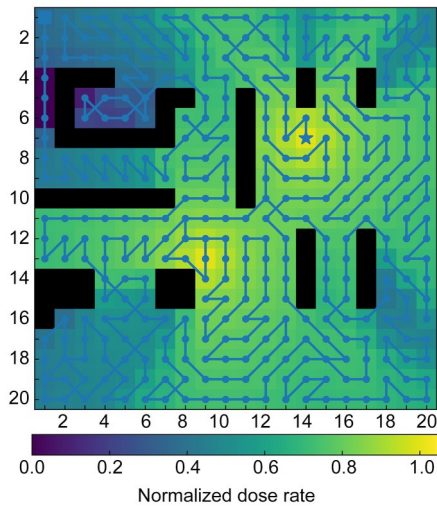


图8 移动单元路径图(彩色见网络版)
 Fig.8 Mobile unit path graph (color online)

3.1.2 单元分解法仿真

单元分解法中使用牛耕式分解^[18]将模拟核辐射场区划为23个无障碍单元区域,如图9所示。单元区域内的弓字形覆盖策略示意图如图10所示。由于单元分解法中的牛耕式分区算法仅仅考虑障碍物分布信息^[19],无法根据剂量率高低进行分区,所以单元分解法难以通过优化单元区域遍历顺序

来实现剂量率搜索顺序的最优控制,并且在单元区域内部使用的是简单的弓字形覆盖策略,也无法控制剂量率搜索顺序。基于上述原因,基于单元分解法的全覆盖仿真试验不考察其在覆盖过程中的剂量率搜索顺序,即其无法像生物启发神经网络一样去实现辐射剂量的最优控制,所以仅仅考察其最终的全覆盖仿真评价指标。

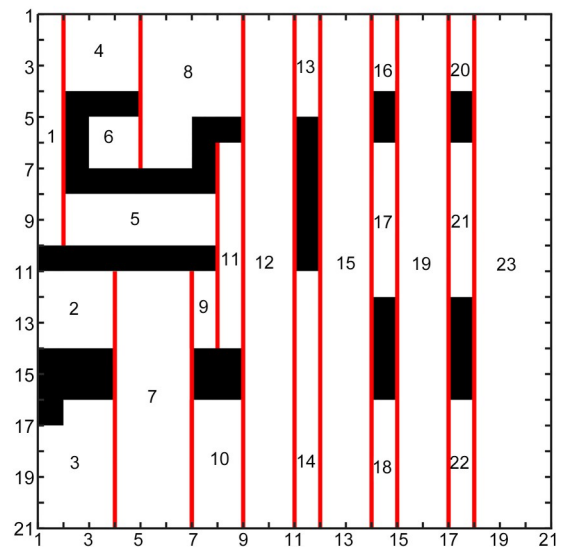


图9 牛耕式分区图
 Fig.9 Cow-tillage partition diagram

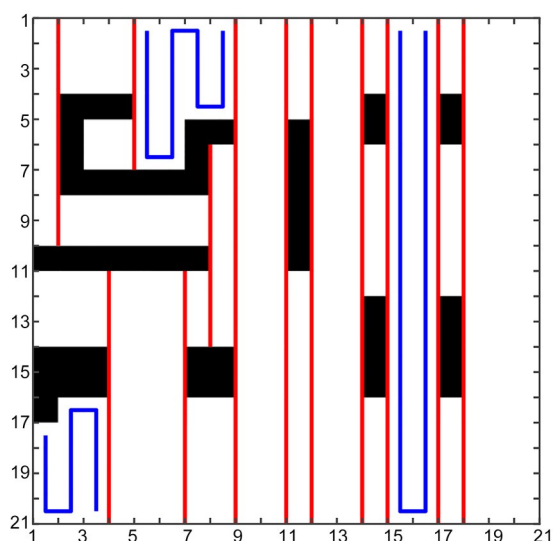


图10 弓字形覆盖策略示意图
Fig.10 Arch overlay strategy diagram

3.1.3 两种算法仿真结果对比分析

两种算法的全覆盖仿真评价指标见表3，其中模拟场区的待覆盖栅格共有350个，可以看出，生物启发神经网络完成全覆盖所需的步数明显要少于单元分解法，这是由于单元分解法面对复杂障碍物分布时出现了低效冗余的分区，导致区域转移路径增多且互相交错，造成了许多重复覆盖的区域，而生物启发神经网络则是将已覆盖过的神经元栅格的神经活性抑制在低水平，在路径规划时能够定向地避开已覆盖栅格，有效防止了低效的重复覆盖。生物启发神经网络规划的路径在模拟场区里的总路径长度和覆盖时间更短，覆盖重复率更低，因而相较于单元分解法，移动单元受到的累积剂量更低，基于生物启发神经网络的全覆盖路径规划更符合核辐射环境下辐射剂量最优化的实践应用要求。

表3 单个单元全覆盖仿真试验的评价指标对比
Table 3 The evaluation index comparison of a unit full coverage simulation test

	完成全覆盖步数 Complete the full coverage steps	时间 / s Time	重复率 / % Repetition rate	累积剂量 / mSv Cumulative dose
生物启发神经网络 Biologically inspired neural networks	364	1 820	4.00	0.004 11
单元分解法 Unit decomposition method	499	2 495	42.57	0.005 80

3.2 多单元协同全覆盖模拟仿真

由§3.1中仿真试验结果可知，使用单个移动单元执行全覆盖任务需要的时间过长，在实际中，往往存在多个移动单元同时工作的情况，而且由一个移动单元来承受全任务的所有辐射剂量，也会造成移动单元的过度损伤。因此，本文考虑基于生物启发神经网络使用多个移动单元协同执行全覆盖任务，既可以大大加速覆盖过程，达到更高的时间效率，也能够降低每一个移动单元受到的平均辐射剂量，降低其辐射损伤，延长其使用寿命。

多单元协同需要解决的一个关键问题是使得各单元之间互不干扰，相互协同地进行全覆盖^[20]，在本次仿真实验中多个移动单元共享同一张神经活性网络，每个移动单元每规划一步后都按照公式(6)进行环境激励信息的更新以实时更新神经活性网络。当神经活性网络被更新后，每个移动单元已搜索栅格以及当前栅格的神经活性被抑制在低水平，基于此每个移动单元都能获取到全局覆

盖信息及其他移动单元的实时位置信息，可避免多个移动单元重复覆盖和移动单元间的行进碰撞。

$$I_i = \begin{cases} \frac{D_{\max} - D_i}{D_{\max} - D_{\min}} & \text{未搜索区域} \\ -E & \text{移动单元所在区域或障碍物} \\ 0 & \text{已搜索区域或其他} \end{cases} \quad (6)$$

3.2.1 4单元协同仿真

将4个移动单元分别置于坐标为(1,1)、(1,20)、(20,20)和(20,1)的栅格上，即分别为位于模拟场区的四角，开始基于生物启发神经网络算法在共享一张神经活性网络的条件下进行路径规划。规划期间，设置了实时监控移动单元累积剂量的程序变量，在每次规划下一步位置前，算法会判断移动单元当前累积剂量是否大于剂量阈值，一旦某个移动单元的当前累积剂量超过一定阈值，该移动单元立刻撤出模拟场区，防止其受到过度的辐射损伤，加入累积剂量监控变量的算法流程图如图11所示。

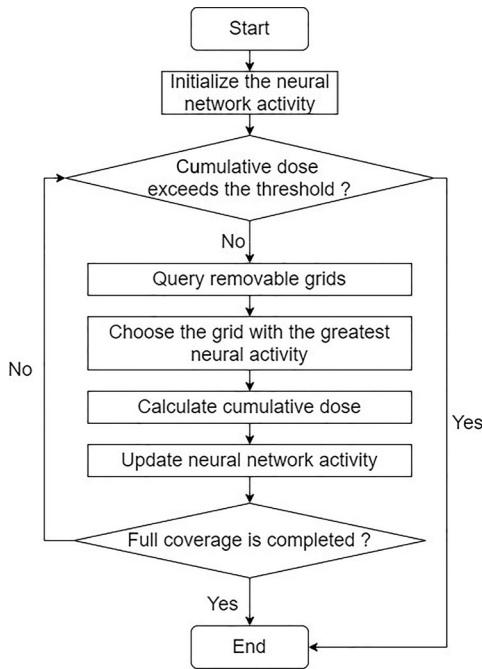


图11 加入累积剂量监控的算法流程图
Fig.11 Flowchart of the algorithm for adding cumulative dose monitoring

用之前的评价标准来表征全覆盖的剂量控制效果，覆盖次数图如图12所示，实时剂量率、实时累积剂量变化图如图13所示，移动单元路径图如图14所示。

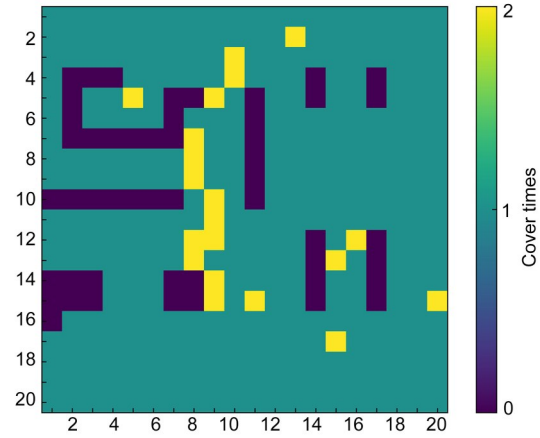


图12 4单元仿真覆盖次数图(彩色见网络版)
Fig.12 Cover times diagram of 4 units simulation (color online)

同时该变量也可以用于均化每一个移动单元受到的实际剂量，因为某些移动单元会因为初始位置离放射源较近而在短时间内受到比其他移动单元更严重的照射，这时可以控制累积剂量监控变量的阈值使该单元提早撤离场区，由余下移动单元来分担放射源附近的剂量。4单元协同仿真沿

从图12可以看出，4单元协同仍保留了避障、100%全覆盖以及低覆盖重复率的优点，在总共350个被搜索栅格中，仅有20个栅格被重复覆盖且覆盖次数不超过2次，同时障碍物栅格的覆盖次数为零，覆盖重复率控制在5.71%。

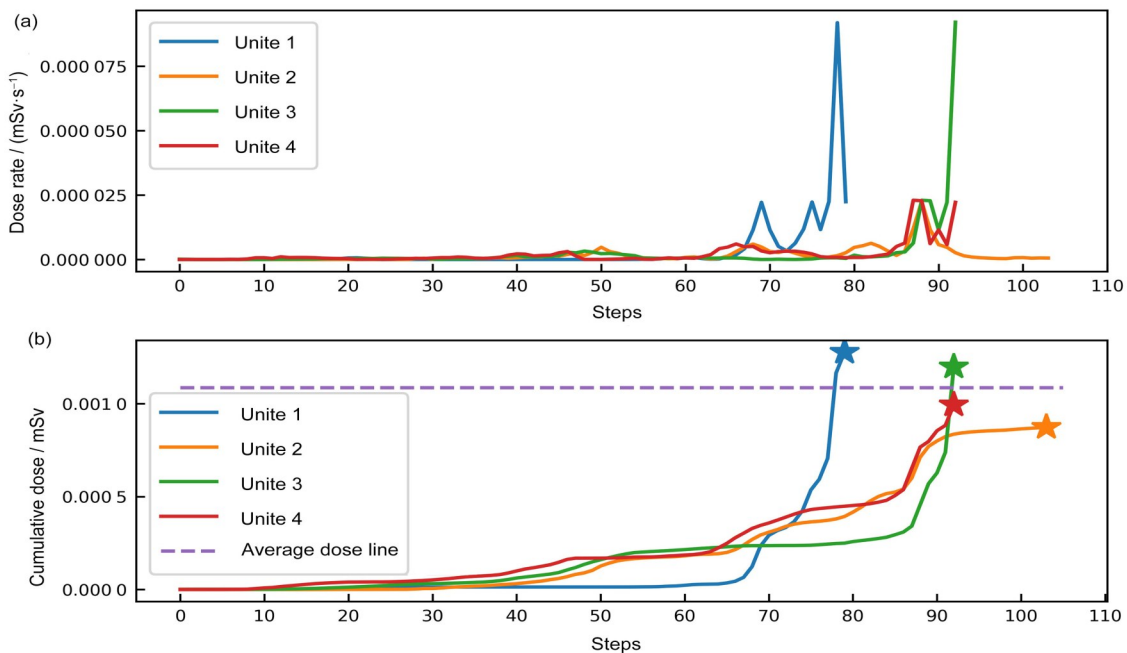


图13 4单元仿真实时剂量指标变化图:(a)实时剂量率变化图;(b)实时累积剂量变化图(彩色见网络版)
Fig.13 Real-time dose metrics variation chart of 4 units simulation: (a) real-time dose rate variation chart; (b) real-time cumulative dose variation chart (color online)

从图 13 可以看出, 协同覆盖时各个移动单元的总搜索步数显著降低, 最大仅为 105 步, 大大提高了覆盖的时间效率。在过程剂量控制方面也能保留低剂量率区逐渐过渡到高剂量率区的覆盖趋势, 前 60 步的受照剂量率和累积吸收剂量都处于较低水平, 能避免每个移动单元过早受到急性照射, 同时可以看到监控累积剂量带来的效果, 当移动单元进入高剂量率区受到急性照射, 其累积剂量超过阈值后能够立刻提前停止搜索, 撤离场区, 如图 13 中 1、3 单元提前撤离, 由余下的 2、4 单元完成全覆盖任务, 可以看到, 4 个移动单元的最终累积剂量均匀分布在平均剂量线上下, 并且累积剂量的极差仅为 4.04×10^{-4} mSv, 方差为 1.61×10^{-4} , 说明算法的路径规划能很好地将总辐射剂量均分到每一个移动单元身上, 防止某一个单元受到过度照射而缩减其使用寿命。

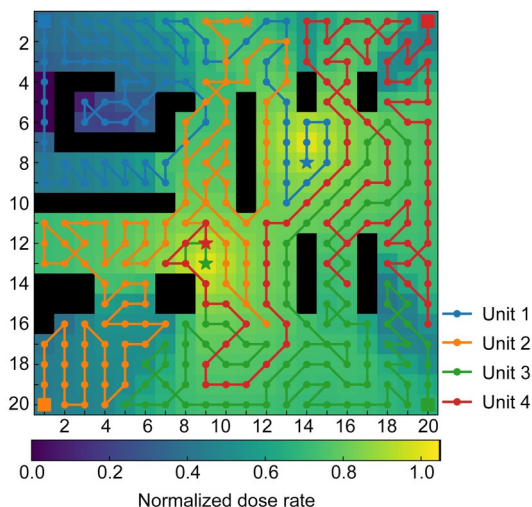


图 14 4 单元仿真路径图(彩色见网络版)
Fig.14 Path diagram of 4 units simulation (color online)

从图 14 可以看出, 1、2、4 单元的后段路径都处于放射源附近, 验证了算法延后覆盖高剂量区的功能, 3 单元的后段路径覆盖了由 1 单元漏覆盖的区域, 验证了算法中的未覆盖栅格全局吸引移动单元的优点, 能稳定地实现 100% 区域全覆盖。

3.2.2 8 单元协同仿真

面对更大规模的目标区域覆盖, 需要投入更多的移动单元来快速完成全覆盖任务, 同时由更多的移动单元来分担全覆盖任务的总辐射剂量, 能够降低移动单元的故障率。8 单元协同仿真实验将初始位置设置在坐标为 (1,1)、(1,20)、(20,20)、

(20,1)、(1,11)、(10,20)、(20,10)和(10,1)的栅格上, 生物启发神经网络算法沿用 4 单元协同仿真的设置, 仿真结果如下: 覆盖次数图如图 15 所示, 实时剂量率、实时累积剂量变化图如图 16 所示, 移动单元路径图如图 17 所示。

移动单元数的增加加大了协同搜索的难度, 预期出现重复覆盖的概率会变大, 但从图 15 来看, 重复覆盖的区域没有显著增加, 在总共 350 个被搜索栅格中, 仅有 20 个栅格被覆盖了 2 次, 也只有一个栅格被覆盖 3 次, 覆盖重复率控制在 6.29%, 生物启发神经网络算法很好地解决了移动单元数更多时的协同搜索问题, 同时从图 16 来看, 每个移动单元的总搜索步数大大减少, 最大为 48 步, 并且前 40 步的受照剂量率和累积剂量都处于较低水平, 每个移动单元的实时搜索过程成功验证了算法延后搜索高剂量区的优点。同时计算出最终累积剂量的极差为 5.24×10^{-4} mSv, 方差为 1.69×10^{-4} , 这说明每个移动单元累积剂量一定程度上被控制在同一水平, 避免了某一个移动单元受到过量的辐射剂量。从图 17 看出, 单元数的增加使每个单元负责的覆盖区域变小, 这就避免了像 4 单元仿真时因每个移动单元的平均负责区域较大而出现漏覆盖的问题, 避免了针对漏覆盖区域的补偿覆盖, 降低了覆盖重复率, 可以发现, 8 个移动单元的路径终点都分布在放射源附近, 表明了被延后搜索的高剂量率栅格在覆盖任务后期全局吸引着移动单元, 引导其向此时尚未被搜索过的高剂量率栅格移动, 验证了算法高覆盖率和延后搜索高剂量区的优点。

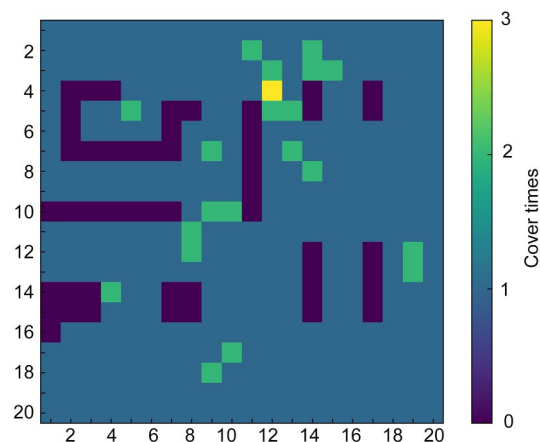


图 15 8 单元仿真覆盖次数图(彩色见网络版)
Fig.15 Cover times diagram of 8 units simulation (color online)

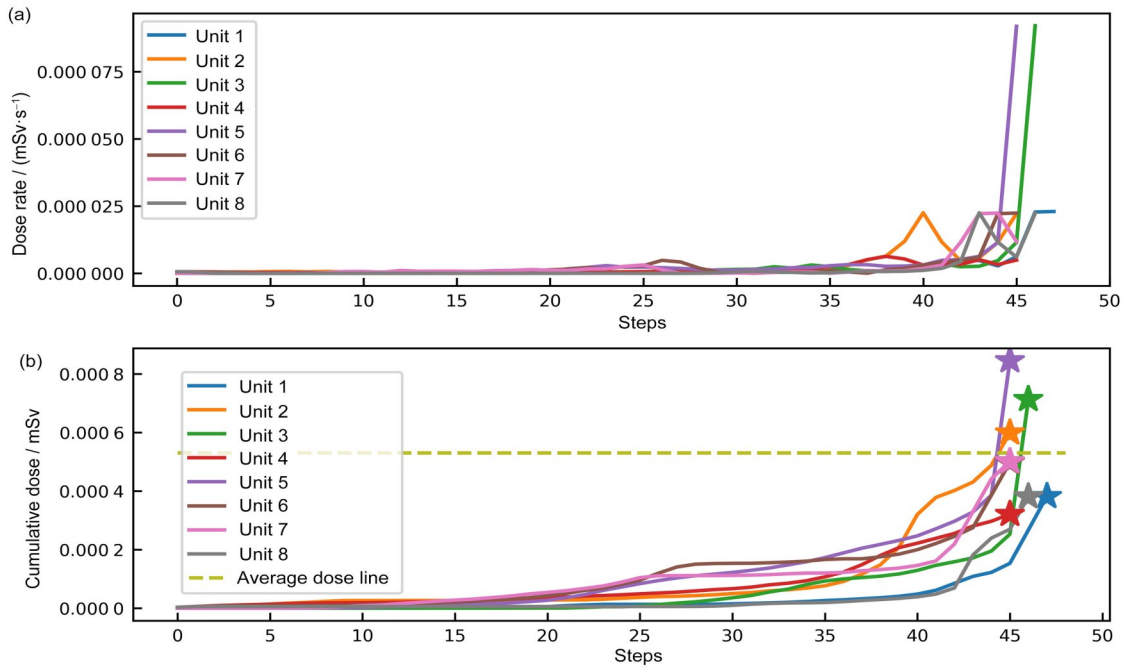


图 16 8 单元仿真实时剂量指标变化图:(a)实时剂量率变化图;(b)实时累积剂量变化图(彩色见网络版)
 Fig.16 Real-time dose metrics variation chart of 8 units simulation: (a) real-time dose rate variation chart; (b) real-time cumulative dose variation chart (color online)

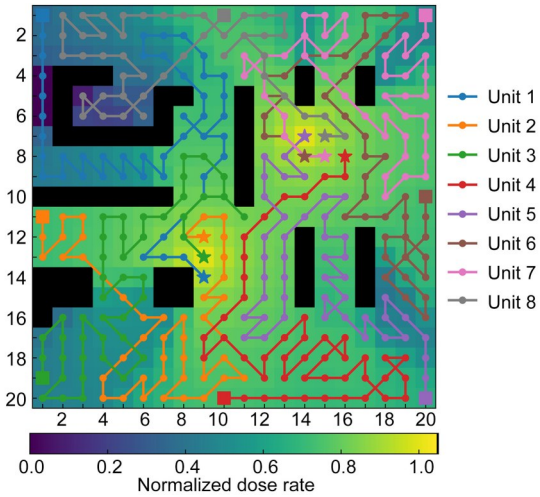


图 17 8 单元仿真路径图(彩色见网络版)
 Fig.17 Path diagram of 8 units simulation (color online)

3.2.3 仿真结果对比

仿真结果对比如表 4 所示。由表 4 可知，从完成全覆盖总步数和重复率看，虽然移动单元数的增加会不可避免增加重复覆盖的可能，但是生物启发神经网络算法将重复率上涨控制在较低水平，保证了多单元协同的搜索效率。生物启发神经网络算法在控制多单元协同搜索重复率上涨的同时，使用更多移动单元进行搜索，大大加快了全覆盖进程，从一个单元完成全覆盖需要 0.5 h 缩短到 4 单元协同的 9 min，再最后缩短到 8 单元协同的 4 min，显著提高了算法进行全覆盖路径规划的时间效率。

表 4 各仿真试验结果对比
 Table 4 Comparison of simulation test results

	完成全覆盖总步数 Complete the full coverage steps	时间 / s Time	重复率 / % Repetition rate	所有单元的总剂量 / mSv Total dose for all units	单体最大累积剂量 / mSv Monomer maximum cumulative dose
1 单元仿真 1 cell simulation	364	1 820	4.00	0.004 11	0.004 11
4 单元仿真 4 cells simulation	370	540	5.71	0.004 34	0.0012 77
8 单元仿真 8 cells simulation	372	240	6.29	0.004 24	0.0008 45

考虑路径规划的剂量最优控制,多单元协同没有带来过分的冗余照射剂量,所有单元的总剂量与一单元仿真基本保持在同一水平,并且多单元协同可以得到更低的单体最大累积剂量,保证移动单元接受尽可能低的照射剂量,延长其使用寿命。综合考虑覆盖重复率、时间效率以及剂量最优控制,8单元协同的全覆盖路径规划效果是最佳的。

4 结论

本研究针对核辐射场区的全覆盖路径规划问题,提出一种进行辐射剂量最优控制的全覆盖路径规划算法。在 20×20 栅格规模的模拟核辐射场区进行移动单元数分别为1、4、8的全覆盖仿真,结果表明:单个移动单元的仿真试验,基于生物启发神经网络的路径规划在覆盖重复率和剂量控制方面都要优于单元分解法,其覆盖重复率低至4%,并能启发式引导移动单元前300步优先在低剂量率区域进行搜索,表明移动单元实现了过程剂量的最优控制,低覆盖重复率保证了移动单元尽可能低的最终累积剂量,单个移动单元的全覆盖仿真结果充分验证了本文所提出算法的路径规划剂量最优控制功能。

为了提高生物启发神经网络路径规划的时间效率以及尽可能降低移动单元单体累积剂量,进行多单元协同覆盖仿真,结果表明:4单元和8单元仿真的覆盖重复率分别控制在5.71%和6.29%。同时完成全覆盖的时间效率成倍提高,1、4和8单元仿真的完成全覆盖时间分别为30 min、9 min和4 min。另外,移动单元单体最高累积剂量显著降低,1、4和8单元仿真的最大单体累积剂量分别 4.11×10^{-3} mSv、 1.28×10^{-3} mSv和 0.85×10^{-3} mSv。多单元协同的剂量均化方面,4和8单元仿真的累积剂量极差分别为 4.04×10^{-4} mSv和 5.24×10^{-4} mSv;方差分别为 1.61×10^{-4} 和 1.69×10^{-4} ,表明算法在一定程度上实现了剂量平均化,避免了某一个移动单元受到过量照射。

本研究对生物启发神经网络进行剂量控制的改进,仿真结果表明,算法实现了剂量最优控制功能和多单元协同功能,对核辐射环境下区域作业的辐射防护具有重要意义。本文的仿真试验过程中没有考虑到移动单元的路径转向损耗问题,仿真获得的路径存在高频率的路径转向,有待后续研究优化规划出转向更少的路径,降低覆盖过

程中的转向损耗。

作者贡献声明 凌永生、贾文宝提出研究思路,设计研究方案;罗昭锦、刘程峰完成了编程仿真模拟和论文初稿撰写;黑大千、张晓军提供了数据分析指导;单卿、史潮、张建东提供了研究改进方向,并对论文初稿进行修改。所有作者均已阅读并认可该论文最终版的所有内容。

参考文献

- 刘丽靓. 发挥核电基础支撑作用 高度关注核安全[N]. 中国证券报, 2023-03-10(A03). DOI: 10.28162/n.cnki.nczjb.2023.001137.
LIU Liliang. Play a role of nuclear power base support Attention to nuclear safety[N]. China Securities Journal, 2023-03-10(A03). DOI: 10.28162/n.cnki.nczjb.2023.001137.
- 张正钢. 核环境巡检机器人路径规划研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2022. DOI: 10.27415/d.cnki.gxngc.2022.000661.
ZHANG Zhenggang. Research on path planning of inspection robot in nuclear environment[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2022. DOI: 10.27415/d.cnki.gxngc.2022.000661.
- 孙溢成. 基于A*和DWA融合算法的智能割草机器人路径规划研究[D]. 杭州: 浙江科技学院, 2022. DOI: 10.27840/d.cnki.gzjkj.2022.000343.
SUN Yicheng. Research on path planning of intelligent mowing robot based on A* and DWA fusion algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Science & Technology, 2022. DOI: 10.27840/d.cnki.gzjkj.2022.000343.
- 程龙, 王欣, 吴迪, 等. 改进人工势场法的洗浴机器人擦洗路径规划[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(9): 2760-2764. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2023.02.0053.
CHENG Long, WANG Xin, WU Di, et al. Scrubbing path planning of bathing robot based on improved artificial potential field method[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(9): 2760-2764. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2023.02.0053.
- 曲胜. 基于改进快速扩展随机树法的无人船路径规划研究[D]. 大连: 大连海洋大学, 2023. DOI: 10.27821/d.cnki.gdlhy.2023.000373.
QU Sheng. Research on path planning of unmanned ship based on improved rapid expansion random tree method [D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2023. DOI: 10.

- 27821/d.cnki.gdlhy.2023.000373.
- 6 陶龙龙, 龙鹏程, 郑晓磊, 等. 改进型A*算法引导的核辐射环境路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2018, **36**(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2018.rj.36.060601.
TAO Longlong, LONG Pengcheng, ZHENG Xiaolei, *et al.* An improved A* algorithm-guided path-planning method for radioactive environment[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2018, **36**(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2018.rj.36.060601.
 - 7 岳琪. 基于机器学习的核事故多核素源项反演方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021. DOI: 10.27239/d.cnki.gnhhu.2021.000180.
YUE Qi. Research on the inversion method of multiple nuclide source terms in nuclear accidents based on machine learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021. DOI: 10.27239/d.cnki.gnhhu.2021.000180.
 - 8 邱滕文, 张华, 周怀芳. 基于改进人工势场-A*算法的核辐射环境路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2022, **40**(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0054.
QIU Mengwen, ZHANG Hua, ZHOU Huaifang. Path planning for nuclear radiation environments based on an improved artificial potential field A* algorithm[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2022, **40**(6): 060601. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0054.
 - 9 吴靖宇, 朱世强, 宋伟, 等. 基于改进单元分解法的全覆盖路径规划[J/OL]. 系统工程与电子技术, 2023: 1-12. DOI: <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20230814.1051.002>.
WU Jingyu, ZHU Shiqiang, SONG Wei, *et al.* Coverage path planning based on improved cellular decomposition [J/OL]. Systems Engineering and Electronics, 2023: 1-12. DOI: <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20230814.1051.002>.
 - 10 宋伟, 吴靖宇, 郑涛, 等. 结合牛耕式运动与遗传算法的全覆盖路径规划方法和装置: CN202310191246.0[P]. 2023-03-28.
SONG Wei, WU Jingyu, ZHENG Tao, *et al.* A full-coverage path planning method and device combining cattle farming motion with genetic algorithm: CN202310191246.0[P]. 2023-03-28.
 - 11 张方方, 陈波, 班旋旋, 等. 基于生物启发神经网络和 DMPC 的多机器人协同搜索算法[J]. 控制与决策, 2021, **36**(11): 2699-2706. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0959.
ZHANG Fangfang, CHEN Bo, BAN Xuanxuan, *et al.* Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC[J]. Control and Decision, 2021, **36**(11): 2699-2706. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0959.
 - 12 马建业, 郑东健, 孙建伟. 基于生物启发神经网络的水下坝面表观裂缝检测路径规划算法[J]. 水利水电科技进展, 2022, **42**(6): 60-65. DOI: 10.3880/j.issn.1006-7647.2022.06.010.
MA Jianye, ZHENG Dongjian, SUN Jianwei. Path planning algorithm for underwater dam surface apparent cracks detection based on bio-inspired neural network[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, **42**(6): 60-65. DOI: 10.3880/j.issn.1006-7647.2022.06.010.
 - 13 霍建文, 郭云磊, 胡莉, 等. 基于改进粒子滤波和生物启发神经网络的放射源搜寻方法: CN202310581492.7[P]. 2023-08-01.
HUO Jianwen, GUO Yunlei, HU Li, *et al.* Radioactive source search method based on improved particle filter and bioinspired neural network: CN202310581492.7[P]. 2023-08-01.
 - 14 朱大奇, 刘雨, 孙兵, 等. 自治水下机器人的自主启发式生物启发神经网络路径规划算法[J]. 控制理论与应用, 2019, **36**(2): 183-191. DOI: 10.7641/CTA.2018.70576.
ZHU Daqi, LIU Yu, SUN Bing, *et al.* Autonomous underwater vehicles path planning based on autonomous inspired Glasius bio-inspired neural network algorithm [J]. Control Theory & Applications, 2019, **36**(2): 183-191. DOI: 10.7641/CTA.2018.70576.
 - 15 范莉丽, 王奇志, 孙富春. 生物激励神经网络路径规划仿真研究与改进[J]. 北京交通大学学报(自然科学版), 2006, **30**(2): 84-88. DOI: 10.3969/j.issn.1673-0291.2006.02.021.
FAN Lili, WANG Qizhi, SUN Fuchun. Simulation research and improvement on biologically inspired neural network path planning[J]. Journal of Beijing Jiaotong University (Natural Edition), 2006, **30**(2): 84-88. DOI: 10.3969/j.issn.1673-0291.2006.02.021.
 - 16 李燊. 一种基于新的单元分解法的全覆盖路径规划算法[J]. 新型工业化, 2021, **11**(2): 58-60. DOI: 10.19335/j.cnki.2095-6649.2021.2.022.
LI Shen. A full coverage path planning algorithm based

- on new element decomposition method[J]. The Journal of New Industrialization, 2021, **11**(2): 58-60. DOI: 10.19335/j.cnki.2095-6649.2021.2.022.
- 17 Muthugala M A V J, Samarakoon S M B P, Elara M R. Toward energy-efficient online complete coverage path planning of a ship hull maintenance robot based on gladius bio-inspired neural network[J]. Expert Systems With Applications, 2022, **187**: 115940. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.115940.
- 18 彭敏, 杜泽弘, 董伟, 等. 基于改进牛耕法和惯性轨迹的多机区域覆盖算法[J]. 机电一体化, 2022, **28**(S2): 19-25. DOI: 10.16413/j.cnki.issn.1007-080x.2022.z2.003. PENG Min, DU Zehong, DONG Wei, *et al.* Multi-machine area coverage algorithm based on improved Niu Geng method and inertial trajectory[J]. Mechatronics, 2022, **28**(S2): 19-25. DOI: 10.16413/j.cnki.issn.1007-080x.2022.z2.003.
- 19 赵慧南, 刘淑华, 吴富章, 等. 基于二分搜索的牛耕式全覆盖规划算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, **47**(23): 51-53. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.23.015. ZHAO Huinan, LIU Shuhua, WU Fuzhang, *et al.* Research on boustrothedon complete coverage path planning based on binary search[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, **47**(23): 51-53. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.23.015.
- 20 孙奥林, 曹翔, 肖旭, 等. 基于生物启发神经网络的多AUV目标搜索[J]. 舰船电子工程, 2019, **39**(3): 32-36. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9730.2019.03.008. SUN Aolin, CAO Xiang, XIAO Xu, *et al.* Multi-AUV target searching based on the biologically inspired neural network[J]. Ship Electronic Engineering, 2019, **39**(3): 32-36. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9730.2019.03.008.