

控制与决策

Control and Decision

基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人协同变电站巡检作业

陈南凯, 王耀南, 贾林

引用本文:

陈南凯, 王耀南, 贾林. 基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人协同变电站巡检作业[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1453–1459.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1714>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法](#)

Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC

控制与决策. 2021, 36(11): 2699–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0959>

[凸优化与A*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

[一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法](#)

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

控制与决策. 2021, 36(10): 2418–2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

[基于 \$\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on σ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划](#)

Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm

控制与决策. 2021, 36(8): 1834–1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人 协同变电站巡检作业

陈南凯[†], 王耀南, 贾林

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘要: 针对大型变电站巡检作业效率低的问题, 利用改进的生物激励神经网络算法和优先级启发式算法, 结合基于变切线长的无障碍物区域分割法, 提出一种多移动机器人协同全区域覆盖巡检以及多任务点协同巡检的方法. 首先, 分析生物激励神经网络算法的不足, 如规划的路径曲折、转角大等问题, 并提出一种改进方法, 利用改进的算法和 Hungarian 算法实现对多任务点的巡检; 然后, 设计一种变切线法将电站区域分解成若干不含障碍物的子区域, 各移动机器人分别在子区域内利用优先级启发式算法选择路径, 利用改进的生物激励神经网络算法跳出死区, 从而完成多机器人的协同全区域巡检任务; 最后, 通过仿真实验表明, 改进的神经网络算法相比于原始算法与 A* 算法在路径长度和转向次数等方面具有明显的优化作用, 仿真实验验证了所提出多机器人协同巡检方案的可行性.

关键词: 生物激励神经网络算法; 多机器人协作; 巡检; 路径规划; 任务分配; 变电站

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1714

引用格式: 陈南凯, 王耀南, 贾林. 基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人协同变电站巡检作业[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1453-1459.

Multi-mobile robot cooperative inspection operation based on improved biological excitation neural network algorithm in substation

CHEN Nan-kai[†], WANG Yao-nan, JIA Lin

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: A multi-mobile robot cooperative method is proposed to overcome the problem of low inspection efficiency in the large substation, by using the improved biological excitation neural network algorithm in this paper. Firstly, the shortcoming of the biological excitation neural network algorithm is analyzed, such as tortuous paths, large turning angle, and then an improved method is proposed. Combining the improved method and Hungarian algorithm, the cooperative inspection task of multi-robot for multi-task points is completed. Then, a variable tangent method is designed to decompose the substation area into several sub-regions without obstacles, and the priority heuristic algorithm is proposed for the robots to complete the full-area inspection task, meanwhile the improved method also be used for the robots to jump out the dead zone. Simulation experiments show that compared with the original algorithm and A* algorithm, the improved algorithm has obvious optimization effects in terms of path length and turning times, and the feasibility of the multi-robot collaborative inspection scheme is also proved through the simulation.

Keywords: biological excitation neural network algorithm; multi-robot collaboration; inspection; path planning; task assignment; substation

0 引言

电力是国民经济发展中最为重要的生产资料, 也是人民生活中必不可少的生活资料. 安全稳定的电力供应对确保经济社会又好又快地发展具有十分

重要的意义. 然而, 在输变电部分, 电网和变电站长期暴露在野外, 具有极大的安全隐患. 为防止大规模电网事故发生, 需要定期对输电线路和变电站进行检测与维护. 然而, 目前电站的巡检工作主要依靠人工工作

收稿日期: 2020-12-09; 录用日期: 2021-03-29.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61733004).

责任编辑: 谢晖.

[†]通讯作者. E-mail: chennk@hnu.edu.cn.

业,且存在很多不足,如劳动强度大、工作效率低、检测质量分散、手段单一;在雷雨等恶劣天气条件下,人工巡检存在较大安全风险,无法及时进行巡检;传统的视频监控系,由于受到种种条件限制,存在很大的监控盲区,很难真正满足视频监控全方位覆盖的要求^[1-2].随着科技的发展与进步,越来越多的学者将机器人应用于电站的巡检工作.早在1980年,日本就开始将移动机器人应用于变电站的巡检;2008年,巴西学者Pinto等设计了一种配备WiFi和红外热像仪的高空滑行变电站巡检机器人,对变电站电力设备的致热点进行检测;2013年,加拿大研制出了一种检测机器人,采用GPS定位方式,在735 kV变电站实现视觉和红外检测,并能够远程执行开关分合操作^[3].尽管机器人巡检作业的研究已有数十年,但主要还是利用单个机器人进行巡检任务.随着任务量的增大,单机器人作业的效率显得尤为低下,因此亟需实现多机器人协同作业,提高巡检效率.

本文针对巡检机器人的路径规划以及多移动机器人协同全覆盖巡检问题进行研究.路径规划是指按照一定的优化规则,在工作空间找出一条从初始位置到目标位置且能够避开障碍物的最优路径^[4].常用的方法有人工势场法^[5-6]、栅格法^[7-8]、A*算法^[9-10]以及模糊逻辑法^[11-12].但是,这些方法在针对不同问题时各自存在一定的缺陷,如栅格法受制于传感器,会消耗过多运算资源;A*算法规划的路径折线多、累积转折角度大;人工势场法存在局部极值点,易在狭窄的通道中摆动,当临近目标点的地方存在障碍物时不能发现路径等问题^[13].Yang等^[14]首次将Shunting网络模型应用于移动机器人的路径规划,提出生物激励神经网络算法,并且得到了广泛应用^[15-17].与传统的神经网络相比,该模型不需要训练,但是在寻找最佳解决方案方面仍然存在一些问题,传统的基于生物激励的神经动力学的规划不太可能在边界图中找到最佳路径^[18-19].又如文献^[16-17]在利用该算法进行全区域覆盖搜索时,使用了模板算子,该方法适用性差,应用场景不够灵活.本文重新定义了活动区域的边界以及邻域神经元的刺激输入信号,有效地改善了上述生物激励神经网络算法的缺陷,再结合优先级启发式算法和变切线长区域分割算法,无需使用模板算子即可实现多机器人协作全区域覆盖巡检.

1 生物激励神经网络算法

1.1 方法原理

生物激励神经网络算法中,目标点向拓扑空间中的节点传输活性值,形成一个各节点活性不同的活性

场,机器人按照一定的选择规律从初始位置移动到目标位置.周围环境的变化直接体现在神经元的活性场上,初始阶段所有神经元的活性值均为0,神经元活性值的变化按照分流方程^[14,20]描述如下:

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i) \left([I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij} [x_j]^+ \right) - (D + x_i) [I_i]^-. \quad (1)$$

其中: x_i 为第*i*个神经元的活性值; A 、 B 、 D 为非负常数,分别表示活性值的衰减率、神经元活性值的上下界; k 为邻域内神经元个数; w_{ij} 为神经元*i*与神经元*j*之间的连接权值; x_j 为邻域内第*j*个神经元活性值. E 是一个常数,且 $E \gg B$, I_i 为第*i*个神经元的外部输入,则

$$I_i = \begin{cases} E, & \text{target;} \\ -E, & \text{obstacle;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

令 $S_i^e = [I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij} [x_j]^+$ 为神经元的刺激输入, $S_i^i = [I_i]^-$ 为神经元的抑制输入.非线性阈值函数 $[a]^+ = \max(a, 0)$, $[a]^- = \max(-a, 0)$. $d_{ij} = \|q_i - q_j\|$ 表示第*i*个神经元到第*j*个神经元的欧氏距离.令 $w_{ij} = f(d_{ij})$,定义 $f(a)$ 是一个单调递减函数,有

$$f(a) = \begin{cases} u/a, & 0 < a < r_0; \\ 0, & a \geq r_0. \end{cases} \quad (3)$$

其中 u 为一个正常数.生物激励神经网络算法保证了目标点的活性值可以在整个活动空间传播,而障碍物处的神经元只能作用于局部,其活性值分别处于波峰与波谷处,如图1所示.

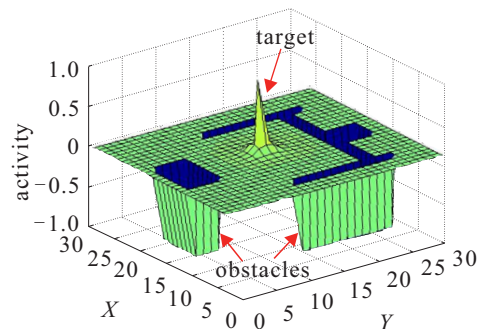


图1 神经元活性场

1.2 路径决策

为了节省能量并提高工作效率,机器人在路径决策时应考虑走最短路径、最少转向等因素.因此在该模型中,机器人下一个位置点的选择由该点神经元活性值和机器人前一个位置决定,即

$$q_n \Leftarrow x_{q_n} = \max(x_j + cy_j, j = 1, 2, \dots, k). \quad (4)$$

其中: c 为一个正常数; $y_j = 1 - \Delta\theta_j/\pi$ 为机器人当前位置与下一个位置方向差值的单调递增函数, $\Delta\theta_j$ 为当前移动方向与下一个移动方向之间的转角. 若机器人当前位置坐标为 $q_c = (x_{q_c}, y_{q_c})$, 前一位置坐标为 $q_p = (x_{q_p}, y_{q_p})$, 则

$$\Delta\theta_j = |\theta_j - \theta_c| = \arctan(y_{q_j} - y_{q_c}, x_{q_j} - x_{q_c}) - \arctan(y_{q_c} - y_{q_p}, x_{q_c} - x_{q_p}). \quad (5)$$

1.3 算法缺陷

生物激励神经网络算法在计算神经元的活性值时, 其输入刺激主要包括两部分, 即目标点才有的自身激励以及周围神经元传播的加权激励. 但是, 在边界和障碍物附近, 由于邻域内可传播活性值的神经元减少, 从而导致该处的神经元活性值普遍偏低, 生成的路径不合理, 如图2所示. 由图2(a)可见, 机器人沿左边界可以有更优的路径, 而图2(b)中, 机器人沿2个障碍物中间的路径最优.

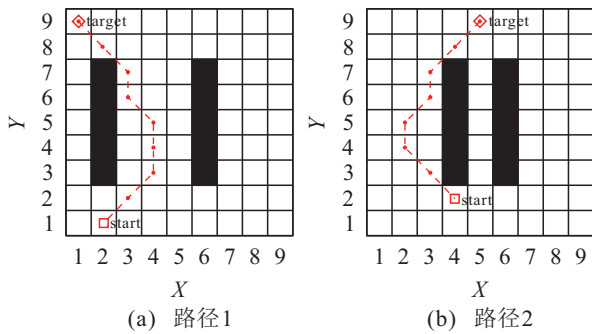


图2 原算法规划的不合理路径

2 算法改进

2.1 问题分析

生物激励神经网络算法的输入信号主要分为两部分: 抑制输入信号 $S_i^- = [I_i]^-$ 和刺激输入信号 $S_i^e = [I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij} [x_j]^+$. 若神经元所处位置是障碍物, 则该处的输入为抑制信号 S_i^- ; 若该位置不是障碍物, 则输入为刺激信号 S_i^e . 由表达式可以看出, 抑制输入信号部分只与该神经元是否为障碍物点有关, 而刺激输入信号除与该点是否为目标点有关外, 其邻域内活性神经元也会对刺激输入信号产生影响. 在边界或者障碍物附近, 由于边界外或障碍物的存在, 邻域内可传播活性值的神经元减少, 从而导致其附近的神经元活性值相对较低.

2.2 针对边界附近神经元活性值的改进

针对边界附近神经元(即作业区域内最外层神经元)因邻域内活性神经元减少而导致的总活性值偏低的问题, 本文采取扩展地图以增加机器人虚拟神经元活动范围的方法, 将原始地图的边界神经元分别

向外扩展一层. 初始化时, 假设这些区域是虚拟可达的(不视为障碍), 具有积极的活性值, 也可以传播活性, 但在选择实际路径时忽略它们. 该方法的主要目的是提高原始地图边界神经元的活性值, 可以看作是对这些神经元的边界保护, 如图3所示.

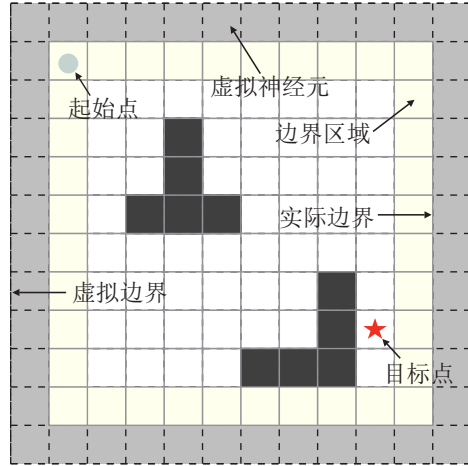


图3 边界扩展

2.3 针对障碍物附近神经元活性值的改进

针对障碍物附近神经元因邻域内活性神经元减少而导致的总活性值偏低的问题, 对其刺激输入信号部分进行如下改进^[21]:

$$s_i^e = \left([I_i]^+ + k \sum_{j=1}^m w_{ij} [x_j]^+ \right) / m, \quad (6)$$

其中: m 为神经元 i 邻域内除障碍物外的所有神经元个数; k 为常数, 表示邻域内总神经元个数, 文中的邻域指以该神经元为中心的 3×3 神经元矩阵. 则式(1)可以简写为

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)S_i^e - (D + x_i)S_i^i. \quad (7)$$

该方法使神经元活性值不与邻域内活性神经元个数有关, 而只与其平均值有关, 这样可以解决因邻域内活性神经元个数较少而导致的中心神经元活性值偏低的问题.

3 多移动机器人协同巡检

多移动机器人协同巡检任务可以分为单点巡检、多点巡检以及全区域覆盖巡检3类. 本文主要针对多点巡检与全区域覆盖巡检设计协同方法, 使多移动机器人可以高效、安全地完成大型电站的巡检任务.

3.1 多点巡检

在任务区域内, 有时需要对多个设备点进行巡检, 这种情况下, 多机器人的协同分工可以有效地提高巡检效率. 对每一个点的巡检可以视为一个子任务, 则多点巡检是在完成所有子任务的前提下要求总代价 T 最小, 即

$$\begin{aligned} \min T &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}. \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n x_{ij} &= 1, j = 1, 2, \dots, n; \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} &= 1, i = 1, 2, \dots, n; \\ x_{ij} &= 0 \text{ or } 1, i, j \in \{1, 2, \dots, n\}. \end{aligned} \quad (8)$$

其中: x_{ij} 为机器人 i 是否分配到任务 j ; $c_{ij} = w_1 L_{ij} + w_2 \theta_{ij}$ 为机器人 i 完成任务 j 的代价; L_{ij} 、 θ_{ij} 分别为完成任务 j 的路径长度和转角, w_1 、 w_2 分别为二者的系数. 考虑子任务个数与机器人数量相等的情况, 且 1 个任务只能分配给 1 个机器人, 1 个机器人只能分配 1 个任务. 多点巡检可分为各个机器人对子任务的代价评估、多任务的分配以及多移动机器人的作业等步骤.

代价评估: 在已知环境信息中, 以机器人当前位置为起始点, 以待巡检点为目标点, 各机器人基于改进生物激励神经网络算法给出完成各子任务的代价, 形成一个代价表.

多任务分配: 本文采用 Hungarian 算法进行多任务的分配^[22], 即对式(8)进行求解.

自行巡检: 各移动机器人按照分配的任务以及规划的最优路径进行巡检.

3.2 全区域覆盖巡检

多移动机器人协同覆盖巡检可以分为如下步骤: 1) 对待巡检目标区域进行分解, 将一个整体任务分解成若干子任务; 2) 将若干子任务分配到各机器人当中; 3) 各移动机器人分别规划巡检路径, 并按该路径进行巡检.

本文基于已知环境内的地图信息对任务区域进行分解, 主要目的是将待巡检区域分解成若干不包含障碍物的子区域. 因此, 设计一种基于障碍物位置的切线法实现区域分解. 记第 i 个障碍物为 O_i , 第 j 个待巡检设备为 E_j , 通过在原地图中增加竖直方向与障碍物或边界相交的切线, 组成由切线、障碍物、边界与设备等围成的若干子区域. 令 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 表示所有障碍物区域, $E = \{E_1, E_2, \dots, E_m\}$ 表示所有设备区域, $\hat{O} = O \cup E$ 表示不可达区域, 与地图边界相连的不可达区域记为 \hat{O}_e . 如果切线 $x = i, x = j$ 与同一个不可达区域相交于点 p_i 和 p_j , 则二者纵坐标的最大值点称为上边界点, 记为 p_i^u , 最小值点称为下边界点, 记为 p_i^l . 该方法首先对已知地图进行分割, 分为最外围不包含障碍物的区域 A 与内环包含障碍物和设备的区域 B . 将 A 区域作为无障碍物的区域单

独分配作业机器人进行巡检. 然后将区域 B 视为有不可达区域与边界相连的新地图, 按照算法 1 进行操作.

算法 1 区域分解算法.

step 1: 在新地图 B 中, 沿 x 方向以切线 $x = x_{\min} + k \times \Delta d$ 扫描目标区域, 其中 Δd 为步长.

step 2: 遇到 \hat{O}_i 判断 \hat{O}_i 是否属于 \hat{O}_e , 若是则转至 step 8, 否则继续.

step 3: 记录切线与障碍物 \hat{O}_i 的切点, 若该切点是上边界点, 则转至 step 6, 否则转至 step 4.

step 4: 记该交点为 p_i^l , 从点 p_i^l 向下作垂线, 若该垂线与其他不可达区域 \hat{O}_j 相交, 则记交点为 p_j , 连接点 p_i^l 与 p_j , 否则转至 step 5.

step 5: 若无其他 \hat{O}_j 相交, 则记与 x 轴相交于 p_{ix} 点, 连接点 p_i^l 与 p_{ix} , 转至 step 8.

step 6: 记该交点为 p_i^u , 从点 p_i^u 向上作垂线, 若该垂线与其他不可达区域 \hat{O}_j 相交, 则记交点为 p_j , 连接点 p_i^u 与 p_j , 否则转至 step 7.

step 7: 若无其他 \hat{O}_j 相交, 则记与 y_{\max} 相交于 $p_{y_{\max}}$ 点, 连接点 p_i^u 与 $p_{y_{\max}}$.

step 8: 判断 $x \geq x_{\max}$, 若成立则终止计算, 否则令 $k = k + 1$, 转至 step 1.

任务区域分布如图 4 所示, 黑色圆点表示设备区域, 成并列式呈现, 蓝色圆点表示障碍物区域. 首先, 对全地图进行分割为区域 A_1 与区域 $B = A_2 \cup A_3 \cup A_4 \cup A_5 \cup A_6 \cup A_7 \cup \hat{O}$. 再将 B 区域作为新地图, 按照算法 1 选点进行连线, 从而实现地图的分割, 将巡检区域分成 7 个区域. 该方法与 Boustrophedon 单元分解法^[23]相比可以有效地减少分解区域的数目.

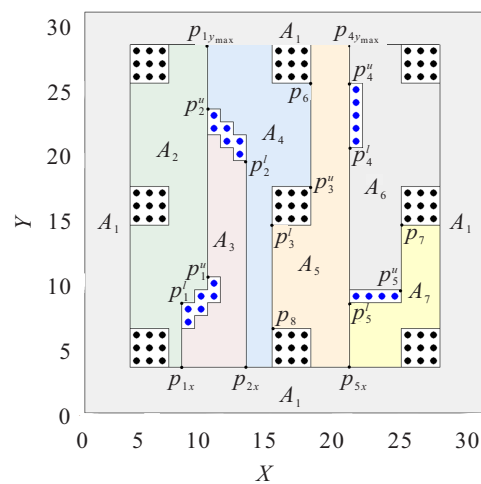


图 4 任务区域分解

3.3 待巡检子区域分配

巡检区域被分解成若干子区域后, 需要将这些子区域分配给各移动机器人. 利用上述的区域分解方法获得的子区域数目 N 是固定的, 因此, 在多机器人

协作系统中,机器人数目 n 与划分的子区域数目 N 存在 $n \geq N$ 与 $n < N$ 这两种可能.

当 $n \geq N$, 即机器人数目大于子区域数目时,将每个子区域随机分配给 1 个机器人,这样可以保证每片区域都可以分得 1 个移动机器人,该机器人在此任务区域完成巡检任务.但是,这种分配方式会导致一些机器人闲置,造成资源浪费,因此,该方法只适合子区域面积较小的情况.当子区域面积较大时,可以给子区域按照同等面积的方式再次进行分解,并将分解的区域分配给闲置的机器人,进而实现多个机器人协作完成该子区域的巡检任务.

当 $n < N$ 时,每个子区域不能都分得 1 个机器人,某些机器人需要分配多个子区域,可以采用将若干相连面积较小的子区域分配给单个机器人的方式完成区域巡检任务.

3.4 机器人巡检路径规划

本文采用栅格地图,地图信息用二值表示.各机器人在分配到任务后,移动到巡检子区域,按照一定的方式实现目标区域的巡检任务.本文设计一种基于优先级启发式与生物激励神经网络相结合的方法规划机器人的路径,其中优先级启发式算法负责机器人正常行驶中路径的选择问题,生物激励神经网络算法主要处理机器人在进入死区时的路径选择问题.

优先级启发算法:对邻域内神经元优先级进行排序,本文设计两种不同优先级顺序的启发式算法,分别对应于不同类型的地图.对于地图长宽比较大的地形,采用第 1 种优先级顺序: $n \rightarrow e \rightarrow w \rightarrow s \rightarrow ne \rightarrow nw \rightarrow se \rightarrow sw$.反之,采用第 2 种优先级顺序: $w \rightarrow s \rightarrow sw \rightarrow nw \rightarrow n \rightarrow e \rightarrow se \rightarrow ne$.其中 n, e, w, s 分别表示北、东、西、南方向.

生物激励神经网络:当机器人完成某点巡检任务后,若周围 8 个神经元位置均为已巡检区域或不可达区域,则表明该机器人进入了死区状态.在此情况下,机器人扫描子区域内是否还有尚未巡检区域,若有,则按照前文中改进的生物激励神经网络算法规划出从死区点到各未巡检点的最优路径,然后按照下式比较各未巡检点的最小代价 F ,选择代价最小的路径点作为该机器人的下一巡检点:

$$F_i = \min \cos t_i = \min f(L_i, D_i) = \min(\varepsilon L_{ij} + \eta D_{ij}, j = 1, 2, \dots, g). \quad (9)$$

其中: i 为子区域内未巡检的点; L, D 分别为衡量路径优劣的指标,即路径长度和转向总角度, ε 和 η 分别为二者的系数; g 为从死区点到第 i 个未巡检点可能的路径数目.

4 仿真分析

为了验证改进算法的有效性,仿真实验将原算法和 A* 算法与改进后的算法进行对比.在 30×30 的地图中设置了如图 5~图 7 所示的迷宫地图.机器人初始位置为 (1, 1), 目标位置为 (16, 23), 算法中参数设置为 $A = 10, B = D = 1, E = 100, k = 8, c = 1, u = 1, r_0 = 2$. 仿真结果如图 5~图 7 所示, 3 种算法规划出的路径优劣用路径长度、转向次数以及转动角度 (rad) 3 个指标衡量, 结果如表 1 所示.

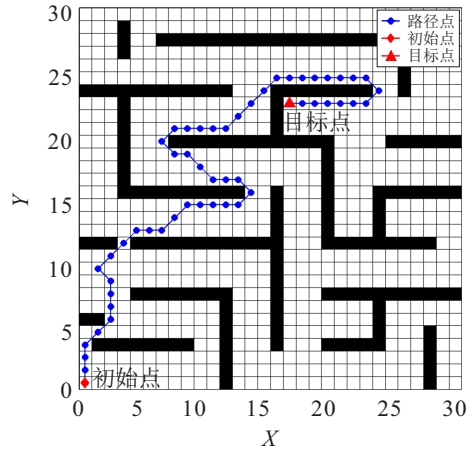


图 5 原算法生成的路径

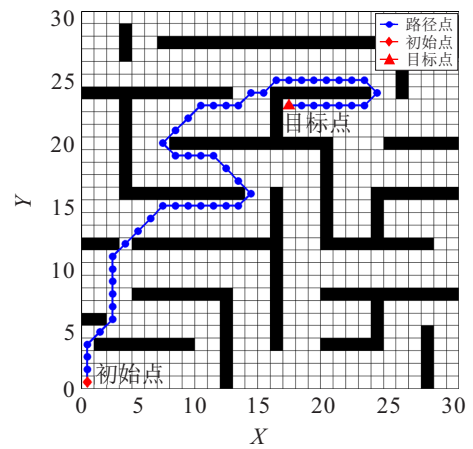


图 6 A* 算法生成的路径

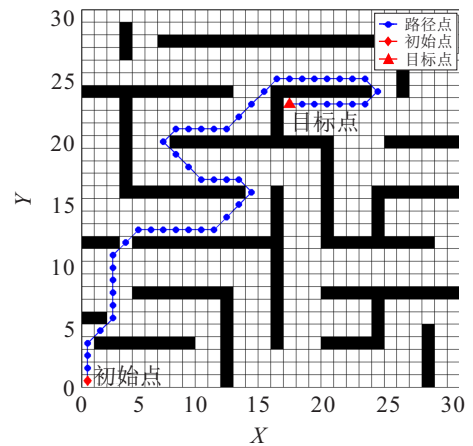


图 7 改进算法生成的路径

表1 3种不同算法的效果对比

指标	A*算法	原算法	改进算法
路径长度	59.46	60.28	9.46
转向次数	18	21	16
转动角度	50.27	53.41	39.27

可以看出,改进后的生物神经网络算法不仅减少了转向次数和转动角度,起到了优化路径平滑度的作用,而且路径长度也得到了缩减.由表1可见,相较于原算法,改进后算法路径长度缩短1.4%,转向次数减少24.8%,转动角度减少26.5%;相较于A*算法,改进后生物激励神经网络算法在路径长度保持不变的情况下,转向次数和转动角度分别减少了13.3%和21.9%.因此可以得出,改进算法规划路径在长度和质量上都有明显提升.

图8为多机器人多任务点巡检的仿真结果,图中分别有4台机器人需完成4个点的巡检任务,初始位置与偏向角分别可表示为 $R_1(2, 1, \pi/2)$, $R_2(30, 1, \pi)$, $R_3(1, 30, 0)$, $R_4(30, 30, \pi)$, 目标点位置为 $T_1(7, 16)$, $T_2(16, 7)$, $T_3(16, 18)$, $T_4(24, 16)$, 4个机器人基于改进生物激励神经网络算法分别对4个任务点进行代价评估,令 $w_1 = w_2 = 1$,得出代价评估结果如表2所示.该任务中理论上共有24种分配方式,图8显示了按照Hungarian Method得到的最优任务分配方案,即 $T_1 \rightarrow R_1, T_2 \rightarrow R_2, T_3 \rightarrow R_3, T_4 \rightarrow R_4$,总代价 $T = 84.73$.由图8可见,多机器人在满足约束条件的情况下,可以使系统的代价最小.

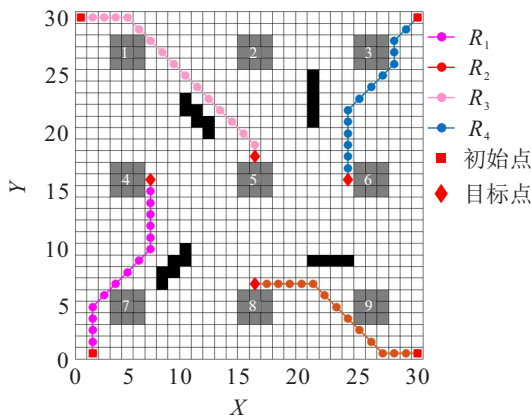


图8 多机器人多任务点巡检

表2 各机器人对任务的代价评估

cost	R_1	R_2	R_3	R_4
T_1	18.64	32.35	21.20	52.36
T_2	19.63	19.62	33.93	36.65
T_3	24.96	29.67	23.70	39.58
T_4	31.35	19.06	31.94	22.77

为了验证该多移动机器人协同巡检作业方案的有效性,对图4所示的障碍物地图进行仿真实验.在30x30的仿真地图中,并列摆放9个设备(图中灰色

区域所示),4个障碍物区域(图中黑色区域),如图9所示,按照前文的分解方法将地图分解成7个子区域.当机器人数量大于等于子区域数时,仿真结果如图9所示,其中只有机器人7采用第2种启发式算法.由图9可见,机器人可以实现100%全区域覆盖巡检任务,机器人2在点(4,7)时进入死区状态,此时采用改进的神经网络算法,找出最小代价的未巡检点(6,8),从而导致生成2个重复点.同理机器人3在点(10,18)时,有1个重复点,整个系统的路径重复率为0.3%.仿真结果表明,所设计的区域分解算法结合启发式算法与改进的生物激励神经网络算法可以高效地对全区域的协同巡检工作,验证了该方案的有效性.

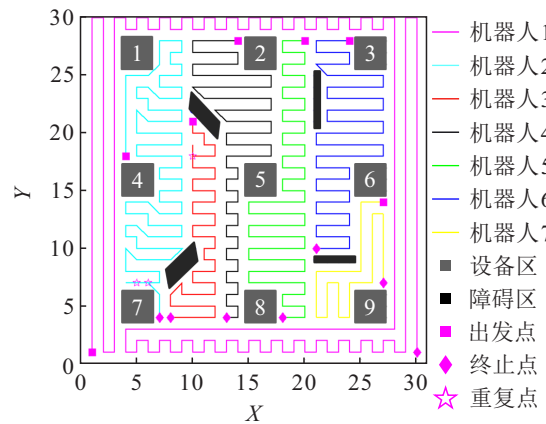


图9 多机器人协作巡检路线

5 结论

本文主要设计一种变电站多移动机器人协同巡检的方案.首先,改进生物激励神经网络算法中的一些缺陷,有效提升了路径的质量,利用改进算法和Hungarian算法实现了多机器人对多任务点的协同巡检;然后,利用切线法将障碍物地图分割成若干不包含障碍物的子区域,多移动机器人分别在各自子区域内利用启发式算法与改进后的生物激励神经网络算法实现对变电全区域的覆盖巡检;最后,通过仿真实验验证了所提出方案的有效性.

参考文献(References)

[1] 裴茂林,黄洋界,赵伟,等.智能电能表异常测量数据诊断方法综述[J].电测与仪表,2018,55(23):129-135. (Pei M L, Huang Y J, Zhao W, et al. A review on outlier detection techniques for smart meter data analytic[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(23): 129-135.)

[2] 方立.面向电力巡检机器人的仪表示数识别[D].杭州:浙江大学,2017. (Fang L. Industrial meter reading for patrol robot of electric power substation[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.)

- [3] 黄山, 吴振升, 任志刚, 等. 电力智能巡检机器人研究综述[J]. 电测与仪表, 2020, 57(2): 26-38.
(Huang S, Wu Z S, Ren Z G, et al. Review of electric power intelligent inspection robot[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(2): 26-38.)
- [4] 李磊, 叶涛, 谭民, 等. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002, 24(5): 475-480.
(Li L, Ye T, Tan M, et al. Present state and future development of mobile robot technology research[J]. Robot, 2002, 24(5): 475-480.)
- [5] Yao Q F, Zheng Z Y, Qi L, et al. Path planning method with improved artificial potential field—A reinforcement learning perspective[J]. IEEE Access, 2020, 8: 135513-135523.
- [6] Orozco-Rosas U, Montiel O, Sepúlveda R. Mobile robot path planning using membrane evolutionary artificial potential field[J]. Applied Soft Computing, 2019, 77: 236-251.
- [7] Yang B W, Ding Z M, Yuan L, et al. A novel urban emergency path planning method based on vector grid map[J]. IEEE Access, 2020, 8: 154338-154353.
- [8] Yao K, Li J W, Sun B, et al. An adaptive grid model based on mobility constraints for UAV path planning[C]. The 2nd International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE). Piscataway: IEEE, 2016: 207-211.
- [9] Liu C G, Mao Q Z, Chu X M, et al. An improved a-star algorithm considering water current, traffic separation and berthing for vessel path planning[J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1057.
- [10] Le A, Prabakaran V, Sivanantham V, et al. Modified a-star algorithm for efficient coverage path planning in tetris inspired self-reconfigurable robot with integrated laser sensor[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2585.
- [11] Alomari A, Phillips W, Aslam N, et al. Dynamic fuzzy-logic based path planning for mobility-assisted localization in wireless sensor networks[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1904.
- [12] Bagherian M. Unmanned aerial vehicle terrain following/terrain avoidance/threat avoidance trajectory planning using fuzzy logic[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 34(3): 1791-1799.
- [13] 宋晓茹, 任怡悦, 高嵩, 等. 移动机器人路径规划综述[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(4): 1-5.
(Song X R, Ren Y Y, Gao S, et al. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(4): 1-5.)
- [14] Yang S X, Meng M. An efficient neural network approach to dynamic robot motion planning[J]. Neural Networks, 2000, 13(2): 143-148.
- [15] 刘晶, 姚维, 章玮. 移动机器人全覆盖路径规划算法研究[J]. 工业控制计算机, 2019, 32(12): 52-54.
(Liu J, Yao W, Zhang W. Research on path planning algorithm of mobile robot[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(12): 52-54.)
- [16] 王新武, 任浩, 雷珊, 等. 改进的清洁机器人全覆盖路径规划算法[J]. 电子技术与软件工程, 2013(21): 154-155.
(Wang X W, Ren H, Lei S, et al. Improved full coverage path planning algorithm for cleaning robot[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2013(21): 154-155.)
- [17] 陈超勇, 熊禾根, 陶永, 等. 基于高效模板法与动态窗口法的服务机器人全覆盖路径规划方法[J]. 高技术通讯, 2020, 30(9): 949-958.
(Chen C Y, Xiong H G, Tao Y, et al. Coverage path planning method for service robot based on efficient template algorithm and dynamic window approach[J]. Chinese High Technology Letters, 2020, 30(9): 949-958.)
- [18] Chen Y J, Liang J C, Wang Y N, et al. Autonomous mobile robot path planning in unknown dynamic environments using neural dynamics[J]. Soft Computing, 2020, 24(18): 13979-13995.
- [19] Ivey R, Bullock D, Grossberg S. A neuromorphic model of spatial lookahead planning[J]. Neural Networks, 2011, 24(3): 257-266.
- [20] Yang S X, Meng M Q H. Real-time collision-free motion planning of a mobile robot using a neural dynamics-based approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(6): 1541-1552.
- [21] 王耀南, 潘琪, 陈彦杰. 改进型生物激励神经网络的路径规划方法[J]. 控制工程, 2018, 25(4): 541-548.
(Wang Y N, Pan Q, Chen Y J. Path planning method based on improved biologically inspired neural network[J]. Control Engineering of China, 2018, 25(4): 541-548.)
- [22] Chopra S, Notarstefano G, Rice M, et al. A distributed version of the Hungarian method for multirobot assignment[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(4): 932-947.
- [23] Choset H. Coverage of known spaces: The boustrophedon cellular decomposition[J]. Autonomous Robots, 2000, 9(3): 247-253.

作者简介

陈南凯(1989—), 男, 博士生, 从事多机器人协作作业的研究, E-mail: chennk@hnu.edu.cn;

王耀南(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事机器人技术、智能电动车控制技术、机械电力工业自动化控制系统等研究, E-mail: yaonan@hnu.edu.cn;

贾林(1988—), 男, 博士生, 从事机器人控制的研究, E-mail: Jialin@hnu.edu.cn.

(责任编辑: 魏冰)