

基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法

张方方, 陈波, 班旋旋, 霍本岩, 彭金柱[†]

(郑州大学 电气工程学院, 郑州 450001)

摘要: 针对多机器人在未知区域的覆盖搜索问题, 提出一种基于生物启发神经网络和分布式模型预测控制(DMPC)的多机器人协同搜索算法. 利用栅格地图表示未知区域, 基于栅格地图建立生物启发神经网络来表示动态搜索环境, 生物启发神经网络中未搜索栅格的神经元活性值大于已搜索栅格和障碍物栅格. 在此基础上, 为了平衡机器人覆盖搜索过程中的短期收益和长期收益, 避免后期陷入局部最优, 引入DMPC作为决策方法. 选择预测周期内机器人所覆盖栅格的神经元活性值增量作为主要激励函数, 引导机器人向未覆盖区域搜索, 并采用差分进化算法(DE)进行优化求解, 得到最优解. 最后通过设计仿真实验验证了所提出方法的有效性和优越性.

关键词: 多机器人; 栅格地图; 生物启发神经网络; 分布式模型预测控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0959

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 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.

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

ZHANG Fang-fang, CHEN Bo, BAN Xuan-xuan, HUO Ben-yan, PENG Jin-zhu[†]

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To solve the problem of multi-robot coverage search in unknown areas, a multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural networks and distributed model predictive control (DMPC) is proposed. Firstly, the unknown region is represented by raster map, and then the bio-inspired neural network is established based on the raster map to represent dynamic search environment. In the bio-inspired neural network, the activity value of unsearched grids is higher than searched grids and obstacle grids. On this basis, in order to balance the short-term gains and long-term gains in the process of robot coverage search, and avoid falling into local optimization in the later period, DMPC is introduced as the decision-making method. The increment of the neuron activity value of the raster covered by the robot in the forecast period is selected as the main excitation function to guide the robot to search the uncovered area. The optimal solution is obtained by using the differential evolutionary algorithm (DE). Finally simulation experiments verify the effectiveness and superiority of the proposed method.

Keywords: multi-robot; raster map; bio-inspired neural network; distributed model predictive control

0 引言

多机器人在未知区域的覆盖搜索问题, 是指多个机器人在未知环境(任务搜索区域内搜索目标数量未知, 障碍物分布未知)下, 通过所携带传感器获取环境信息以及多个机器人之间进行协作, 对特定任务区域以尽可能大的覆盖率进行搜索^[1-3]. 未知区域覆盖搜索广泛应用于无人机侦查^[4]、清理泄露石油^[5]等领域. 关于未知区域覆盖搜索问题, 国内外学者已经对此进行了大量研究. 文献[6]提出了一种基于黄

蜂群算法的群机器人全区域覆盖搜索算法, 群机器人依据黄蜂群的固定响应阈值模型进行机器人与环境之间的信息交互, 执行覆盖搜索任务, 该算法可以引导机器人避免重复覆盖已搜索区域, 但机器人之间的协作性较差. 文献[7]提出了一种改进的基于粒子群算法的多机器人协同搜索方法, 将改进的多机器人系统合作规则应用于势场函数中, 并将势场函数作为粒子群算法的适应度函数, 引导机器人向未覆盖区域搜索, 该算法的覆盖性能较好, 但对机器人的存储和

收稿日期: 2020-07-13; 修回日期: 2020-09-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61603345, 61773351); 河南省青年人才托举工程项目(2020HYTP006).

责任编辑: 方勇纯.

[†]通讯作者. E-mail: jzpeng@zzu.edu.cn.

计算能力要求很高. 文献[8]对栅格地图中多机器人协作搜索算法进行研究, 引入了生物启发神经网络表示动态环境, 机器人根据梯度递减原则自动地规划出搜索路径, 增强了机器人之间的协同性, 但是该算法后期覆盖搜索效果不理想, 容易陷入局部最优. 文献[9]提出一种未知环境下无人机集群协同区域搜索算法, 以覆盖率为实时搜索奖励, 采用分布式模型预测控制(distributed model predictive control, DMPC)方法决策出实时搜索路径, 该算法在覆盖率指标上有很大提升, 但是其搜索环境模型没有考虑任务搜索区域内可能存在的障碍物问题.

考虑到当前研究中出现的搜索环境模型考虑不充分、多机器人覆盖搜索时的协同性不足以及覆盖搜索后期容易陷入局部最优等问题, 本文在文献[8]基于栅格地图的生物启发神经网络搜索算法的基础上, 引入DMPC方法进行决策. 其中生物启发神经网络模型可以很好地表示覆盖搜索过程中的动态环境, 提升多机器人的协作性, 避免覆盖搜索前期出现较大的重复搜索, 而DMPC通过建立预测模型进行滚动优化决策, 从而能够平衡覆盖搜索过程中的短期覆盖搜索收益和长期覆盖搜索收益, 避免后期陷入局部最优. 鉴于此, 针对多机器人在未知区域的覆盖搜索问题, 结合生物启发神经网络与DMPC两者的优点, 提出一种基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法. 最后通过设计仿真实验验证了所提出方法的有效性和优越性.

1 构建栅格地图

关于未知环境下的地图表示方法, 目前主要有拓扑地图表示法^[10]、几何地图表示法^[11]、栅格地图表示法^[12]. 栅格地图表示法相较于前两种方法的优势在于简单易行, 能较好地表达实际空间中物体位置分布^[13], 目前广泛应用于目标搜索^[8]、区域覆盖^[13]等领域. 所谓栅格地图表示法是利用占用栅格地图来描述已知或未知的环境, 将任务搜索区域环境划分为固定大小的平面格点, 每个格点称为栅格. 每个栅格有3种状态: 未搜索、已搜索、障碍物, 栅格状态表示为

$$S(G_i) = \begin{cases} 1, & G_i \in \text{UA}; \\ 0, & G_i \in \text{SA}; \\ -1, & G_i \in \text{OA}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: S 为栅格状态, G_i 为第 i 个栅格, UA 为未搜索区域, SA 为已搜索区域, OA 为障碍物区域. 具体的栅格地图如图1所示, 图中黑色代表障碍物, 白色代表已搜索区域, 灰色代表未搜索区域.

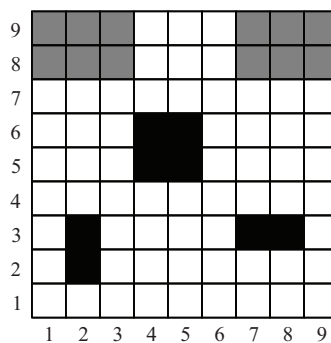


图1 栅格地图表示

假定每个机器人占据栅格地图中的一个栅格, 根据机器人携带探测传感器的性能参数, 可以确定机器人的搜索覆盖范围为 $N \times M$ 个栅格, 一般情况下 $N, M \geq 1$, 若某个栅格处于机器人的覆盖范围内, 则该栅格视为被搜索. 机器人在栅格地图中不同位置的可能运动方向如图2所示, 圆圈代表机器人的位置, 箭头代表机器人当前位置潜在运动方向, 相邻方向夹角为 45° .

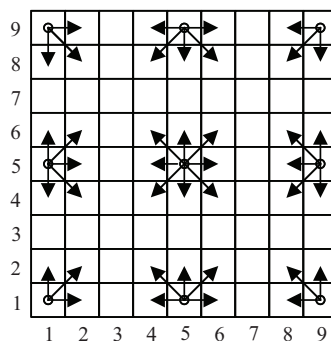


图2 机器人运动方向示意图

本文将多机器人整体视为一个系统, 记作MRS, 每个机器人视为一个子系统, 记作RS. 第 m 个机器人子系统记为 RS_m , $m = 1, 2, \dots, n$, n 为机器人总数量. 假设 RS_m 第 k 步位置为 $\{x_m(k), y_m(k)\}$, 则 $k+1$ 步位置 $\{x_m(k+1), y_m(k+1)\}$ 满足

$$\begin{bmatrix} x_m(k+1) \\ y_m(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_m(k) \\ y_m(k) \end{bmatrix} + v(k)\Delta t [\cos \omega_m(k) \sin \omega_m(k)], \quad (2)$$

其中: $v(k)$ 为 RS_m 运动速度, 设为固定速度; Δt 为步长时间; $\omega_m(k)$ 为 RS_m 当前运动方向与横轴正方向的夹角, 表示下一步运动方向的角度.

2 生物启发神经网络模型

2.1 基本的生物启发神经网络

生物启发神经网络近些年作为一种智能方法被广泛应用于机器人的路径规划^[14]和区域搜索^[15]等领域, 具有较好的应用优势. 对未知区域用栅格地图

表示后,在栅格地图的基础上建立二维平面的生物启发神经网络模型,如图3所示. 图中圆圈为神经元,与栅格地图中的栅格相对应. 每一个栅格都有与之匹配的神经元活性值 Q_i ,生物启发神经网络模型^[16]为

$$\frac{dQ_i}{dt} = -AQ_i + (B - Q_i)\left([\rho_i]^+ + \sum_{j=1}^{M_1} W_{ij}[Q_j]^+\right) - (D + Q_i)[\rho_i]^-. \quad (3)$$

其中: ρ_i 为神经元 i 接受的外部刺激信号, $\rho_i > 0$ 为激励信号, $\rho_i < 0$ 为抑制信号; $[\rho_i]^+ = \max(\rho_i, 0)$, $[\rho_i]^- = \max(-\rho_i, 0)$; Q_j 为与神经元 i 相邻的神经元 j 的活性值; M_1 为相邻神经元的个数; A 、 B 、 D 均为正值常数, $-A$ 为 Q_i 的衰减速率, B 和 D 分别为 Q_i 的上下限值,即 $Q_i \in [-D, B]$. 式(3)具体表示了网络中第 i 个神经元活性值的变化速率,可以看出神经元活性值的变化主要与外部刺激信号及周围神经元活性值有关.

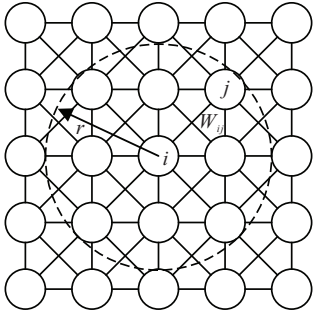


图3 二维生物启发神经网络结构

式(3)中, W_{ij} 表示神经元 i 与相邻神经元 j 的连接系数,定义^[17]为

$$W_{ij} = f(|e_i - e_j|) = \begin{cases} \frac{\alpha}{|e_i - e_j|}, & 0 < |e_i - e_j| \leq r; \\ 0, & |e_i - e_j| > r. \end{cases} \quad (4)$$

其中: $|e_i - e_j|$ 为状态空间上向量 e_i 与 e_j 之间的欧氏距离; α 和 r 均为正值常数,一般令 $W_{ij} \in [0, 1]$. 由式(4)可以看出 $W_{ij} = W_{ji}$,不具有方向性.

2.2 生物启发神经网络与栅格地图的关联

根据式(3),当外部刺激信号 $\rho_i > 0$ 时,神经元活性值呈现增长趋势;当外部刺激信号 $\rho_i < 0$ 时,神经元活性值呈现下降趋势. 本文在将栅格地图与生物启发神经网络相结合时,将 ρ_i 状态值^[18]定义如下:

$$\rho_i = \begin{cases} 1, & S(G_i) = 1; \\ 0, & S(G_i) = 0; \\ -1, & S(G_i) = -1. \end{cases} \quad (5)$$

其中 $S(G_i)$ 为栅格地图中第 i 个栅格的状态,由式(1)给出. 当栅格未被搜索时,对应的神经元外部刺激信号 ρ_i 为1;当栅格已被搜索时,对应的神经元外部刺激

信号 ρ_i 为0;当栅格为障碍物时,对应的神经元外部刺激信号 ρ_i 为-1. 所以栅格的神经元活性值大小排序为未搜索栅格>已搜索栅格>障碍物栅格.

RS_m 在搜索未知区域时,每走一步,按照式(3)更新该机器人覆盖范围内栅格的神经元活性值,同时通过多机器人之间的通信提升MRS协作性^[19],即告知其他RS该机器人已探索栅格的神经元活性值,实现MRS协同搜索未知区域,降低重复覆盖率.

文献[8]在将生物启发神经网络模型应用于多机器人区域搜索时,选择让机器人向其探测范围内神经元活性值最大的栅格运动. 采取这种方法虽然有利于机器人向未搜索区域前进和规避障碍物,但是在后期当某个机器人周围栅格已经被其他机器人搜索时,该机器人可能会陷入局部最优,停留在原地或者重复搜索已覆盖区域,造成较大面积重复搜索. 因此,本文在生物启发神经网络模型的基础上进一步引入DMPC算法进行决策,以提高MRS的覆盖搜索性能.

3 基于生物启发神经网络模型的DMPC决策

模型预测控制是一种利用控制系统模型和优化技术设计预测周期内系统最优控制输入的方法,核心思想是滚动优化求解^[20]. 考虑到多机器人在覆盖搜索过程中有实时性决策的要求,为避免决策时间过长,选择分布式预测模型控制算法^[21-22]解决这一问题. 分布式控制方法具有如下特点:1)鲁棒性好,少量机器人遭到破坏对系统造成的影响较小;2)灵活性好,每个机器人都是独立的个体,无需中央机器人处理大量的数据,可以针对具体的情况灵活配置.

3.1 建立状态空间模型

RS_m 的运动方程在式(2)中给出,选择 $\omega_m(k)$ 作为系统的控制输入 $u_m(k)$. RS_m 在第 k 步的状态为 $g_m(k) = (x_m(k), y_m(k))$,则MRS子系统状态方程为

$$g_m(k+1) = f(g_m(k), u_m(k)), \quad (6)$$

其中 f 为MRS子系统的状态转移函数,由式(2)决定.

根据式(6),建立子系统 RS_m 的预测模型为

$$g_m(k+l|k) = f(g_m(k+l-1|k), u_m(k+l-1|k)). \quad (7)$$

其中: $m = 1, 2, \dots, n$, $l = 1, 2, \dots, L$, n 为RS的总数, L 为预测步数; $g_m(k+l|k)$ 为基于 RS_m 第 $k+l-1$ 步的状态和控制输入预测的该 RS_m 下一步的状态.

3.2 覆盖搜索效能函数

在设计覆盖搜索效能函数时,一方面要引导RS向未覆盖区域搜索,另一方面也要降低RS搜索过程

中可能存在频繁转弯的能量损耗以及RS之间存在的碰撞风险^[23].因此,选择MRS协同搜索过程中的神经元活性值增量收益作为主要搜索激励函数,并综合考虑RS转弯代价和RS碰撞代价,组成如下覆盖搜索效能函数:

$$J(g_m(k), u_m(k)) = \beta_1 J_R(k) + \beta_2 J_W(k) + \beta_3 J_C(k). \quad (8)$$

其中: J_R 为神经元活性值增量函数, J_W 为转弯代价函数, J_C 为碰撞代价函数; β_1 、 β_2 、 β_3 为权重系数,取值范围为[0,1].

RS向神经元活性值较大的区域运动符合未知区域协同搜索的要求,神经元活性值增量收益为RS每走一步所覆盖范围内的神经元活性值之和,有

$$J_R(k) = \sum_{l_1=1}^{\Omega} Q_{l_1}(k) / (\Omega Q_{\max}). \quad (9)$$

其中: $Q_{\max} = B$, B 由式(3)给出; Q_{l_1} 为RS当前位置覆盖范围内的第 l_1 个栅格; Ω 为机器人在此位置能覆盖的栅格数.

RS在运动时,要考虑其搜索过程中的转弯角度变化过大对机器人能量的消耗,因此建立如下转弯代价函数:

$$J_W(k) = |\arctan(\min(\omega(k) - \omega(k-1), 360 - (\omega(k) - \omega(k-1))))| / \arctan \omega_{\max}, \quad (10)$$

其中: ω_{\max} 为RS最大限制转角,本文取 $\omega_{\max} = 180^\circ$.

RS_m在执行搜索任务时,也要考虑周围其他RS与自身的距离,距离太短不仅会有碰撞风险,而且容易造成RS之间覆盖范围重合,不利于提升覆盖性能.假设最长通信距离为 L_{\max} ,在RS_m周围 L_{\max} 长度范围内有 H 个其他机器人,建立如下碰撞代价函数:

$$J_C(k) = \sum_{q=1}^H (L_{\max} - L_{mq}) / (HL_{\max}), \quad (11)$$

其中 L_{mq} 为RS_m与其周围 L_{\max} 范围内 H 个其他机器人中的第 q 个机器人的距离, $q = 1, 2, \dots, H$.

3.3 滚动优化决策

根据式(6),一旦给定RS_m的控制输入 $u_m(k)$,则RS_m的状态由 $g_m(k)$ 转移到 $g_m(k+1)$,栅格地图的状态和神经元活性值也被更新,从而可以计算出搜索效益函数 J 的值,优化求解可以使 J 最大,进而计算出最优控制输入 $u_m(k)$.这种方法同样推广到 L 步的预测,将每一步的搜索效益函数累加,得到 L 步的累积搜索效益函数

$$J^{(L)} = \sum_{j=0}^{L-1} J(g_m(k+j), u_m(k+j)). \quad (12)$$

通过优化求解使 L 步累积搜索效益函数 $J^{(L)}$ 最大,即可确定出预测 L 步的控制输入 $\{u_m(k), u_m(k+1), u_m(k+2), \dots, u_m(k+L-1)\}$.将所求优化解的第1个分量作用于RS_m,在 $k+1$ 时刻,以新的状态值 $g_m(k+1)$ 作用于RS_m并求解得到新的决策序列,不断滚动向前推移^[24],最终实现搜索覆盖效能最大化.

3.4 基于DE的子系统优化求解

前文提到通过优化求解使 L 步的累积搜索效益函数 $J^{(L)}$ 最大,即可确定预测 L 步的控制输入.考虑到差分进化算法(differential evolutionary algorithm, DE)处理非线性问题时具有易用性、稳健性和强大的全局寻优能力的特点^[25],本文选择利用DE算法进行优化求解.与其他进化算法一样,DE也是一种基于种群的优化方法.DE总体可以表示为

$$P_t = \{x_{z,t}, \dots, x_{N_P,t}\}. \quad (13)$$

其中: t 为代数; N_P 为种群规模; $x_{z,t} = (x_{z,1,t}, \dots, x_{z,D_1,t})$ 为第 z 个粒子; D_1 为粒子维度,在文中表示预测的步数,取 $D_1 = L$.在DE中, $x_{(z,t)}$ ($z \in 1, \dots, N_P$) 称作目标向量.DE算法流程如下.

step 1: 种群初始化及设置相关参数.包括种群数量 N_P 、粒子维度 D_1 、最大进化代数 t 、交叉率CR、缩放因子 F .

step 2: 变异.变异操作是利用两个个体的差异信息为每个目标向量创建一个突变向量,本文所采用的DE进化策略是DE/rand/2/bin,有

$$v_{z,t} = x_{r_1,t} + F(x_{r_2,t} - x_{r_3,t}) + F(x_{r_4,t} - x_{r_5,t}). \quad (14)$$

其中: $z = 1, 2, \dots, N_P$; r_1, r_2, \dots, r_5 为 $[1, N_P]$ 中随机选择的互不相同且与 z 不同的随机数; F 为缩放因子,本文 $F = 1 - i_1/40$, i_1 为机器人运动步数,随着机器人运动步数的增加, F 逐渐减小; $v_{z,t} = (v_{z,1,t}, \dots, v_{z,D_1,t})$ 为变异向量.

step 3: 交叉.DE在目标向量 $x_{z,t}$ 与变异向量 $v_{z,t}$ 之间执行交叉操作,产生一个实验向量 $u_{z,t} = (u_{z,1,t}, \dots, u_{z,D_1,t})$,二项式交叉操作如下:

$$u_{z,t} = \begin{cases} v_{z,j,t}, & \text{rand}_j \leq \text{CR or } j = j_{\text{rand}}; \\ x_{z,j,t}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

其中: $z = 1, 2, \dots, N_P$, $j = 1, 2, \dots, D_1$; rand_j 为在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; j_{rand} 为 $[1, D_1]$ 上随机选择的一个整数.

step 4: 选择.目标向量 $x_{z,t}$ 与其实验向量 $u_{z,t}$ 比较,更好的那一个将会进入下一代,有

$$x_{z,t+1} = \begin{cases} u_{z,t}, & f(u_{z,t}) \leq f(x_{z,t}); \\ x_{z,t}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

其中 f 为目标函数. 由于优化目标是使 L 步的累积搜索效益函数 $J^{(L)}$ 最大, 而DE中一般是求最小值, 所以对式(12)加一个负号, 作为DE算法的目标函数.

step 5: 循环. 所有粒子均完成上述步骤后, 便进入下一代, 回到step 2, 如此循环直至达到最大代数, 算法结束.

3.5 整体决策过程

首先, 对未知区域栅格化, 建立栅格地图; 然后在栅格地图的基础上建立生物启发神经网络模型, 对每个栅格赋予相应的神经元活性值, 每个栅格对应的神经元外部刺激信号与栅格的状态有关, 见式(5). 神经元活性值的变化由式(3)决定. 根据RS的初始位置及运动状态方程可以确定其在栅格地图中的位置.

RS每走一步, 都会更新其搜索覆盖范围内栅格的状态及相应的神经元活性值, 同时也会向其他RS共享上述信息. 至于每一步的决策输入, 则使用DMPC算法进行优化: 通过优化未来 L 步的累积搜索效益函数 $J^{(L)}$, 确定 L 步的最优控制输入, 采用差分进化算法求解. 将最优解的第1步作为RS决策方向, 运动至下一栅格后重复上述过程, 直至达到设定最大运动步数. 单个RS决策流程如图4所示.

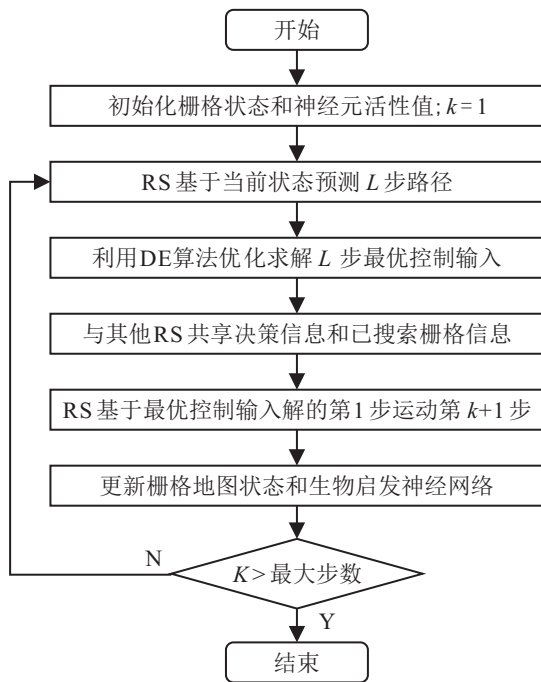


图4 RS决策流程

4 仿真及分析

为了验证所提出算法的有效性进行仿真实验, 选择Matlab 2016a作为仿真平台, 计算机主频

2.66 GHz, 2 GB内存.

4.1 20×20栅格区域覆盖搜索仿真实验

实验参数设置如下: 任务覆盖区域为20×20个栅格, 单个栅格边长为1 m. 区域中存在一定数量的障碍物, MRS数量为4, 每个机器人覆盖范围为3×3; 生物启发神经网络参数为 $A = 0.2, B = D = 0.5, r = \sqrt{2}, \alpha = 0.1$, 整个生物启发神经网络活性值初始值为0.4. DMPC参数为 $\beta_1 = 1, \beta_2 = 0.01, \beta_3 = 0.01, L = 3$. DE参数为 $N_P = 30, t = 50, CR = 0.1$, 随机放置100个目标, 通信设定为理想条件.

RS不同运动步数下生物启发神经网络活性值的变化如图5和图6所示, 分别给出了4个RS起始位置为(6, 7)、(3, 17)、(16, 14)、(11, 8), 运动步数为1、10步的生物启发神经网络活性值大小. 由图5可见, 每个栅格一旦被访问, 对应的神经元活性值就会衰减, 其中障碍物栅格对应的神经元活性值衰减最快. 因此, 随着运动步数的增加, 整个生物启发神经网络活性值都在呈现下降趋势, 并且由于RS决策方向总体上是向神经元活性值较大的区域运动, RS运动时可以减少重复覆盖以及规避障碍. 4个RS运动10步的栅格地图覆盖搜索情况如图7所示, 其中 S 代表起点, E 代表当前运动位置. 可以看出, MRS能够有效实现协同覆盖搜索, 且能规避障碍物.

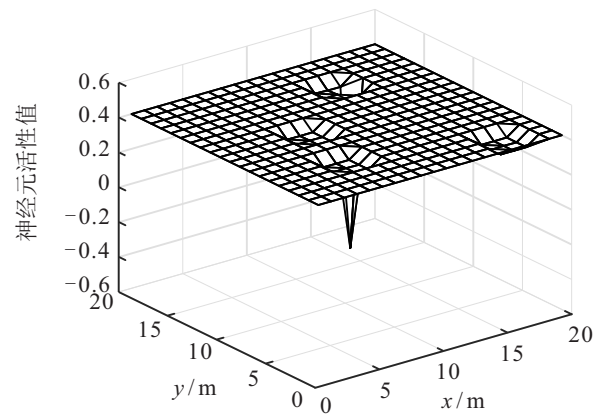


图5 MRS运动1步的生物启发神经网络活性值

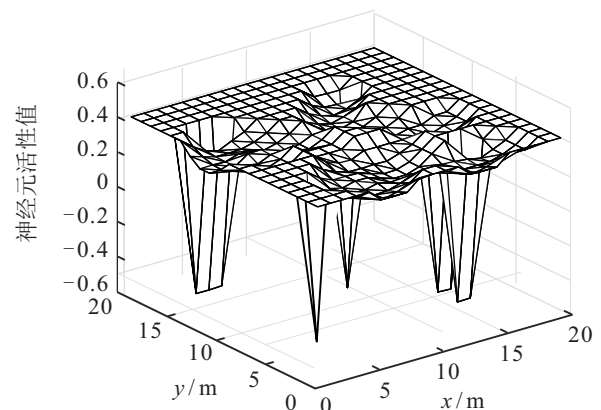


图6 MRS运动10步的生物启发神经网络活性值

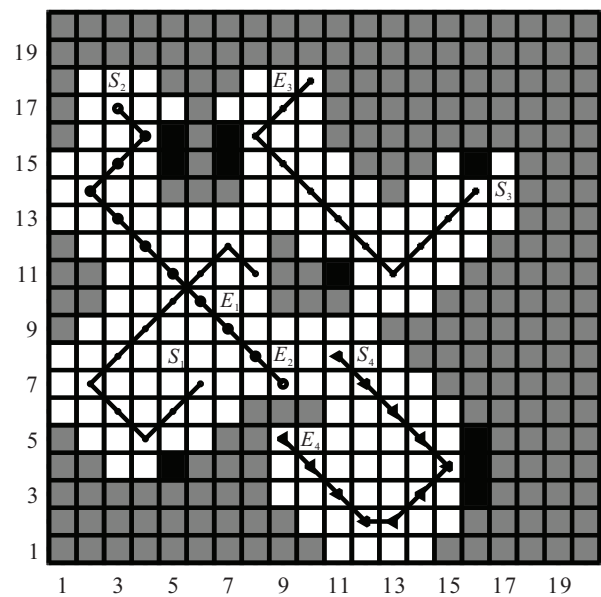


图7 20×20区域MRS运动10步的轨迹

为了消除随机误差,对4个RS随机选取50组不同起始位置,计算不同运动步数下50组位置的平均覆盖率,统计RS运动步数与覆盖率的关系.同时为了表明本文算法的优越性,将本文算法与生物启发神经网络搜索算法^[8]以及随机搜索算法的搜索过程覆盖率进行仿真比较.如图8所示,由3种算法覆盖率性能曲线对比可以看出,本文算法较后两者算法性能有明显提升,表明了本文算法的优越性.3种算法相同特点是在前中期的收敛速度较快,后期较为平缓,这是因为后期剩余未覆盖区域较少,且多位于搜索区域边

缘;不同之处在于采用生物启发神经网络搜索算法决策时,只是选择RS覆盖范围内神经元活性值最大的栅格作为下一步运动方向,存在未能向周围存在的未覆盖区域运动的情况,覆盖效果不能达到最优.本文算法考虑了RS覆盖搜索过程中的短期收益和长期收益,有效解决了这一点;而对于随机搜索算法,由于未对已覆盖区域进行标记,容易造成较大面积重复覆盖,性能相对较差.

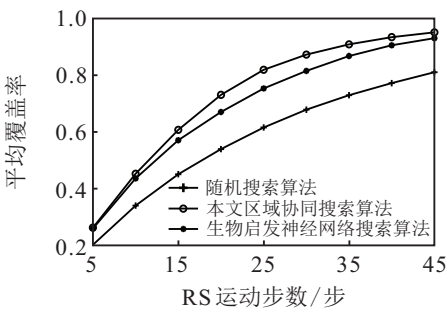


图8 20×20区域3种搜索算法平均覆盖率对比

20×20区域50组不同起始位置、RS运动步数为45步时的平均覆盖率及其标准差、平均搜索效率如表1所示.可以看出,本文算法不仅在覆盖率和搜索效率上高于其他两种算法,验证了本文算法的有效性,且覆盖率的标准差也小于其他两种算法,表明本文算法在MRS不同起始位置得到的覆盖率波动范围相对更小,更能适应不同起始位置对MRS覆盖搜索性能的影响,鲁棒性更好.

表1 20×20区域MRS50组不同起始位置运动45步时的实验指标

指标	随机搜索算法	生物启发神经网络搜索算法	本文区域协同搜索算法
平均覆盖率/%	81.05	93.05	95.71
标准差	0.058 6	0.051 1	0.024 3
平均搜索效率/%	79.80	93.64	96.36

此外,在计算资源消耗方面,本文算法50次实验单个RS的平均决策时间为2.27 s,其他两种算法单个RS的平均决策时间均在0.5 s,相较而言,本文算法虽然由于算法复杂度提高导致计算量有所增加,但对实际系统的运行影响较小.

4.2 40×40栅格区域覆盖搜索仿真实验

为了验证本文算法在大范围区域的有效性,将任务覆盖区域大小改为40×40个栅格,区域扩大4倍,随机放置400个目标,其他实验参数不变进行仿真实验,观察实验效果.绘制4个RS起始位置为(40,38)、(1,14)、(36,4)、(38,1),运动步数为100步时的生物启发神经网络活性值如图9所示.可以看出,当RS搜索

步数为100时,生物启发神经网络中大多数神经元活性值已经低于0.4,表明MRS已经完成大部分区域覆盖搜索.

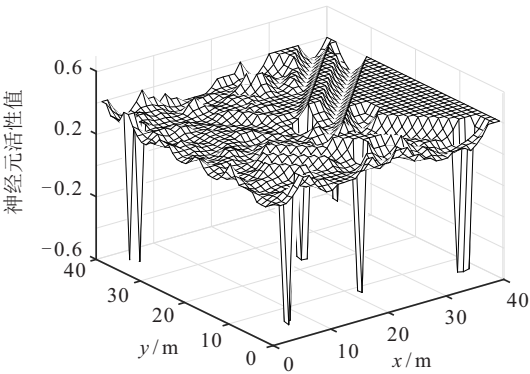


图9 MRS运动100步的生物启发神经网络活性值

同样为了消除随机误差,对4个RS随机选取50组不同起始位置,计算不同运动步数下的平均覆盖率,统计RS运动步数与覆盖率的关系。同时,为了表明本文算法的优越性,将本文算法与生物启发神经网络搜索算法^[8]以及随机搜索算法进行仿真比较,结果如图10所示。

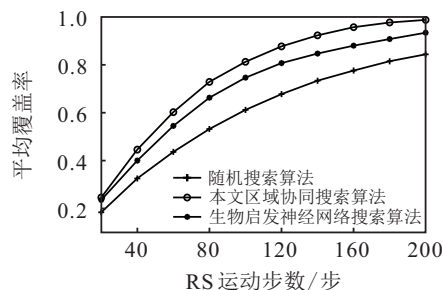


图10 40×40区域3种搜索算法平均覆盖率对比

表2 40×40区域MRS50组不同起始位置运动180步时的实验指标

指标	随机搜索算法	生物启发神经网络搜索算法	本文区域协同搜索算法
平均覆盖率/%	81.52	90.81	97.36
标准差	0.044 1	0.046	0.018 2
平均搜索效率/%	79.72	90.08	97.44

此外,在将搜索区域扩大4倍后,本文算法50次实验单个RS的平均决策时间为12.27s,但考虑到实际系统搜索过程中所花费的总时间一般较长,相比之下RS的决策时间可以忽略不计。

5 结 论

本文对MRS在未知区域的覆盖搜索问题进行研究,提出了一种基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法。首先对任务搜索区域用栅格地图划分,然后与栅格地图对应构建生物启发神经网络,用来表示覆盖搜索过程中的动态环境。为提升覆盖搜索性能并贴合实际情况,选择RS搜索覆盖过程神经元活性值增量作为主要覆盖搜索激励函数,并考虑转弯能耗和碰撞风险,组成覆盖搜索效能函数,在DMPC框架下使用DE算法滚动优化求解RS下一步运动方向。分别在20×20栅格区域和40×40栅格区域随机选取一组MRS起始位置进行仿真实验,分析了生物启发神经网络活性值的变化与覆盖搜索过程的关系,验证了所提出算法的有效性。最后,为了消除单次仿真实验的随机误差,随机选取50组不同MRS起始位置进行仿真实验,得到的平均覆盖率曲线和实验指标结果验证了所提出算法在小范围和大范围区域执行覆盖搜索任务的有效性和稳定性。本文目前将覆盖搜索过程中的通信条件设定为理想情况,下一步将考虑MRS在覆盖搜索过程中通信出现中断时的覆盖搜索策略。

如图10所示,可以看出在将任务覆盖区域面积提高4倍后,本文算法相较于其他两种算法平均覆盖率仍有显著提升,且与4.1节实验相比,将区域扩大后本文算法相较于后两种算法在平均覆盖率上提升更显著,表明了本文算法相比其他两种算法在大范围区域执行覆盖搜索任务更具优越性。

40×40区域50组不同起始位置、RS运动步数为180步时的平均覆盖率及其标准差、平均搜索效率如表2所示,可以看出本文算法在区域扩大后,同样不仅在覆盖率和搜索效率上高于其他两种算法,且覆盖率的标准差也远小于其他两种算法,表明本文算法相比其他两种算法在大范围区域执行覆盖搜索任务依然更具稳定性。

参考文献(References)

- [1] 彭辉, 沈林成, 霍霄华. 多UAV协同区域覆盖搜索研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(11): 2472-2476.
(Peng H, Shen L C, Huo X H. Research on multiple UAV cooperative area coverage searching[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(11): 2472-2476.)
- [2] 符小卫, 魏广伟, 高晓光. 不确定环境下多无人机协同区域搜索算法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(4): 821-827.
(Fu X W, Wei G W, Gao X G. Cooperative area search algorithm for multi-UAVs in uncertainty environment[J]. System Engineering and Electronics, 2016, 38(4): 821-827.)
- [3] 郝宗波, 洪炳镕. 多简单机器人协作覆盖规划研究[J]. 机器人, 2007, 29(1): 18-22.
(Hao Z B, Hong B R. On cooperative coverage planning by multi-simple-robot[J]. Robot, 2007, 29(1): 18-22.)
- [4] Mirzaei M, Gordon B, Rabbath C A, et al. Cooperative multi-UAVs search problem with communication delay[C]. Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference. Toronto: AIAA, 2010: 1-11.
- [5] Jin X, Ray A. Cooperative multi-UAVs search problem with communication delay[J]. International Journal of Control, 2014, 87(4): 787-801.
- [6] 张国育, 曾建潮. 基于黄蜂群算法的群机器人全区域覆盖算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(3): 431-437.
(Zhang G Y, Zeng J C. Area coverage algorithm in swarm robotics based on wasp swarm algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 24(3): 431-437.)

- [7] Cai Y F, Yang S X. An improved PSO-based approach with dynamic parameter tuning for cooperative multi-robot target searching in complex unknown environments[J]. *International Journal of Control*, 2014, 86(10): 431-437.
- [8] 曹翔, 孙长银. 栅格地图中多机器人协作搜索目标[J]. *控制理论与应用*, 2018, 35(3): 273-282.
(Cao X, Sun C Y. Cooperative target search of multi-robot in grid map[J]. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(1): 273-282.)
- [9] 侯岳奇, 梁晓龙, 何吕龙. 未知环境下无人机集群协同区域搜索算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2019, 45(2): 347-356.
(Hou Y Q, Liang X L, He L L, et al. Cooperative area search algorithm for UAV swarm in unknown environment[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(2): 347-356.)
- [10] Elisabetta Fabrizi, Alessandro Saffiotti. Augmenting topology-based maps with geometric information[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, 40(2/3): 91-97.
- [11] Nicola T, Illah N, Roland S. Simultaneous localization and map building: A global topological model with local metric maps[C]. *Proceeding of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE, 2001: 421-426.
- [12] Bourgault F, Makarenko A A, Williams S B. Information based adaptive robotic exploration[C]. *2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Lausanne: IEEE, 2002: 540-545.
- [13] 曹勇, 肖人彬. 蜂群激发抑制与刺激响应相结合的群机器人区域覆盖算法[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2019, 16(4): 1-12.
(Cao Y, Xiao R B. Swarm robot region coverage algorithm combined with bee colony activator inhibition with stimulus response[J]. *Complex Systems and Complex Science*, 2019, 16(4): 1-12.)
- [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.
(Zhu D Q, Liu Y, Sun B, 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.)
- [15] Yang S X, Meng M. 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.
- [16] 孙奥林, 曹翔, 肖旭. 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.
(Sun A L, Cao X, Xiao X. Multi-AUV target searching based on the biologically inspired neural network[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2019, 39(3): 32-36.)
- [17] Ni J J, Yang S X. Bio-inspired neural network for real-time cooperative hunting by multi-robots in unknown environments[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(12): 2062-2077.
- [18] 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*, 2006, 30(2): 84-88.
(Fan L L, Wang Q Z, Sun F C. Simulation research and improvement on biologically inspired neural network path planning[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2006, 30(2): 84-88.)
- [19] 张云正, 薛颂东, 曾建潮. 群机器人多目标搜索中的合作协同和竞争协同[J]. *机器人*, 2015, 37(2): 142-151.
(Zhang Y Z, Xue S D, Zeng J C. Cooperative and competitive coordination in swarm robotic search for multiple targets[J]. *Robot*, 2015, 37(2): 142-151.)
- [20] Mayne D Q. Model predictive control: Recent developments and future promise[J]. *Automatica*, 2014, 50(12): 2967-2986.
- [21] Giovanini L. Game approach to distributed model predictive control[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2011, 5(15): 1729-1739.
- [22] Camponogara E, Jia D, Krogh B H, et al. Distributed model predictive control[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2002, 22(1): 44-52.
- [23] 周少武, 张鑫, 张红强, 等. 基于简化虚拟受力模型的群机器人多目标搜索协调控制[J]. *机器人*, 2016, 38(6): 641-650.
(Zhou S W, Zhang X, Zhang H Q, et al. Coordinated control of swarm robots for multi-target search based on a simplified virtual-force model[J]. *Robot*, 2016, 38(6): 641-650.)
- [24] 朱梦圆, 吕娜, 陈柯帆, 等. 航空集群协同搜索马尔可夫运动目标方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2019, 41(9): 2041-2047.
(Zhu M Y, Lyu N, Chen K F, et al. Collaborative aeronautic swarm search of Markov moving targets[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, 41(9): 2041-2047.)
- [25] Liang J J, Qiao K J, Yuan M H. Evolutionary multi-task optimization for parameters extraction of photovoltaic models[J]. *Energy Conversion and Management*, 2020, 207: 1-15.

作者简介

张方方(1986—), 男, 副教授, 博士, 从事多机器人控制、多智能体系统等研究, E-mail: zhangfangfang@zzu.edu.cn;

陈波(1997—), 男, 硕士生, 从事多机器人区域覆盖搜索的研究, E-mail: cbc233@gs.zzu.edu.cn;

班旋旋(1997—), 男, 硕士生, 从事进化计算、约束优化的研究, E-mail: banxuan@gs.zzu.edu.cn;

霍本岩(1989—), 男, 讲师, 博士, 从事机器人控制、软体机器人等研究, E-mail: huoby@zzu.edu.cn;

彭金柱(1980—), 男, 副教授, 博士, 从事机器视觉、机器人控制等研究, E-mail: jzpeng@zzu.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)