

基于多尺度空间表征的生物启发目标指引导航模型

李伟龙^{*①} 吴德伟^① 卢虎^① 杜佳^{①②} 周阳^①

^①(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

^②(西安通信学院 西安 710106)

摘要: 为实现运行体空间认知和自主导航,借鉴生物导航机理,该文提出基于多尺度空间表征的生物启发目标指引导航模型。首先构建不同尺度位置细胞图编码空间环境,采用高斯模型模拟位置细胞放电率,并将其作为Q学习的状态输入,然后采用模拟退火方法完成行为选择,通过多次探索学习使运行体能够正确规划出一条从起始点到目标点的最短路径。仿真结果表明,该方法用于目标指引导航是可行的,相对于单尺度位置细胞空间认知模型,该方法不但符合多尺度空间表征的生物学依据,而且学习速度更快。在存在障碍物的环境中,能够顺利完成目标指引导航任务,并且当障碍物发生变化时具有较好的适应性。

关键词: 类脑导航; 空间认知; 位置细胞; 多尺度表征; Q学习

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)06-1363-08

DOI: 10.11999/JEIT160892

Bio-inspired Goal-directed Navigation Model Based on Multi-scale Spatial Representation

LI Weilong^① WU Dewei^① LU Hu^① DU Jia^{①②} ZHOU Yang^①

^①(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

^②(Xi'an Communications Institute, Xi'an 710106, China)

Abstract: In order to achieve spatial cognition and autonomous navigation, enlightened by the mechanism for biological navigation, a bio-inspired goal-directed navigation model based on a multi-scale spatial representation is proposed. First, a place cell map with different scales is constructed for encoding the space environment. Second, the firing rate of place cells in each layer is calculated by the Gaussian function as the input of Q-learning process. Third, the annealing strategy is used to choose a reasonable action. After training and learning, the robot can succeed to plan an optimal route from the starting point to the goal point. Simulation results show that, the proposed method is feasible for goal-directed navigation. Compared with the spatial cognitive model of single scale place cells, the proposed method not only meets the multi-scale spatial representation nature of place cells in hippocampus, but also has a faster learning speed. Additionally, it has good performance on completing the goal-oriented navigation in the presence of obstacles, and can adapt to the change of obstacles in the environment.

Key words: Brain-based navigation; Spatial cognition; Place cells; Multi-scale representation; Q-learning

1 引言

生物具有独特的空间自主导航能力依赖于复杂强大的大脑神经结构^[1],海马作为大脑的重要组成部分在生物实现空间认知和导航方面发挥着至关重要的作用^[2,3],它能够通过整合外部感知信息和本体信息编码空间环境,形成表征生物空间位置的内部地图,并利用经验信息规划出一条合理的到达目标的路径。

早在1948年, Tolman^[4]就提出了“认知图”的概念,他认为大鼠能够在大脑中形成表征周围空间环境的地图,并利用这个认知地图来解决空间导航问题。之后,文献[5]用电生理的方法发现 Tolman描述的空间认知地图存在于大鼠的海马体中,并且在海马中发现了能够编码大鼠空间位置的神经细胞,即“位置细胞”(Place Cell, PC),其放电所对应的环境中的范围称为该细胞的“位置野”(place field)或“放电野”(firing field)^[6]。这种特异性放电活动可以帮助动物判断自身在当前环境中所处的位置,如果每个地方都由对应的位置细胞来表示,大脑就生成了一张能够表征自身在环境中位置的“认

收稿日期: 2016-09-02; 改回日期: 2017-01-22; 网络出版: 2017-03-21

*通信作者: 李伟龙 weilongli2008@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61273048, 61473308, 61603409)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61273048, 61473308, 61603409)

知地图”。位置细胞的发现极大地推动了仿生导航的发展，头朝向细胞^[7,8]、网格细胞^[9,10]、边界细胞^[11]、速度细胞^[12]的发现更是进一步揭示了生物导航的机理，这些细胞的联合作用形成了大脑里精巧的“导航系统”，它像是一台精密的 GPS，实时给出空间导航信息，指导生物向计划的目标前进。

对于生物大脑中各种导航细胞的发现，导航研究者感兴趣的是如何将脑科学和生命科学领域中的重大发现应用到实际的导航问题中，目前也有很多学者做了相关研究^[13-16]。文献[17]通过深入分析生物导航的神经机制提出了导航细胞对空间距离和方向的编码方法；文献[18]利用头朝向细胞感知的方向和速度信息刺激位置细胞放电，提出一种基于前向线性先行探索的目标指引导航模型，等等。这些研究成果在一定程度上说明了利用脑科学领域的发现解决导航问题的可行性。但对于模拟生物位置细胞实现定位的问题，这些研究都是基于单尺度位置细胞放电特性表征运行体空间位置进行模拟的。最新资料表明，生物在空间中的位置是由海马体中多个不同尺度的位置细胞综合表征的结果^[19,20]。因此，上述研究与生物学研究结果不符，不能真实反映生物位置细胞对空间位置信息的响应。于是，考虑构建多尺度位置细胞空间认知模型，实现运行体目标指引导航，这样不仅更符合生物学依据，并且能够更好地体现生物对空间感知信息的有效处理能力。

本文借鉴生物导航机理，提出一种基于多尺度位置细胞空间表征的目标指引导航模型。引入强化学习机制，构建多尺度位置细胞图，通过学习不断提高运行体对空间环境的理解程度，最终完成目标指引导航任务。文章其余部分安排如下：第 2 节首先介绍了位置细胞放电率模型和 Q 学习算法，然后重点对提出的多尺度空间表征目标指引导航模型进行阐述；第 3 节从模型实现和参数变化两个角度对所提方法进行了仿真分析；第 4 节总结全文。

2 空间认知模型

生物海马体中位置细胞放电时呈现不同大小的

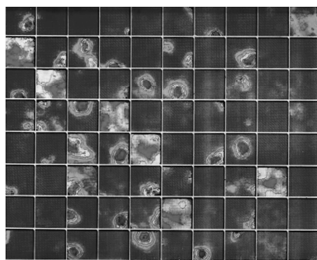


图 1 位置细胞放电响应^[6]

放电野，背侧放电野尺度小空间分辨率高，能够反映运行体的准确位置；腹侧放电野尺度较大空间分辨率低，但能够更好地反映空间环境的整体情况^[21]。于是，本文联合不同尺度位置细胞的优点，提出基于多尺度位置细胞图的空间认知模型。

2.1 位置细胞放电率模型

文献[5]中指出大鼠海马中位置细胞的放电活跃度与其在空间中的位置密切相关，每当大鼠身处鼠子的某个特定地点的时候，就会有对应的位置细胞被激活，单个位置细胞对应空间中的某一位置，特定的环境可以用许多位置细胞的放电活动进行表征^[22]。图 1 给出了一次实验中大鼠 CA3 区的位置细胞放电响应图，可以看出，在大鼠经历的区域都会有对应的位置细胞放电，放电野形状近似圆形，中间区域放电响应最大，并且放电强度逐渐向外递减。

根据实验中位置细胞放电响应图的形状，可以采用高斯函数进行模拟。设运行体所处的空间位置为 \mathbf{p} ，则第 i 个海马位置细胞的放电率 $PC_i(\mathbf{p})$ 可以表示为

$$PC_i(\mathbf{p}) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{p} - \mathbf{p}_0\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

其中， \mathbf{p}_0 为第 i 个位置细胞的参考位置， σ 为放电率调整参数。图 2 给出了 $\sigma^2 = 30$ 时位置细胞的放电率分布情况，可以看出，模拟的位置细胞中间区域放电强度最大，并且呈圆形依次向外递减，正中心放电率为 1，外部深色区域放电率几乎为 0。因此式 (1) 能够一定程度上模拟海马位置细胞特性。

2.2 Q 学习算法

Q-learning 是一种常用的强化学习算法^[23]，在运行体运动过程中，通过环境的反馈，对运行体的状态-动作对形成奖励值，正确的动作对应的 Q 值不断增加，错误的动作对应的 Q 值不断减小，通过 Q 值筛选，使运行体的动作趋向于最优行为动作。Q 学习算法的目的是在状态转移概率和获得奖惩未知的情况下来估计最优策略的 Q 值。 $Q(s_t, a_t)$ 表示在状态 s_t 下执行动作 a_t 的价值函数，它的值为从状态

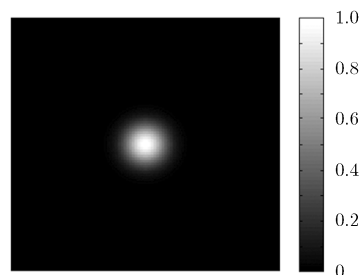


图 2 位置细胞放电模拟

s_t 开始执行动作 a_t 到达状态 s_{t+1} 的立即回报 $r(s_t, a_t)$ 加上以后遵循最优策略所产生的延时回报, 可表示为

$$Q(s_t, a_t) = r(s_t, a_t) + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) \quad (2)$$

式中, γ 为折扣因子, $\gamma \in [0, 1]$ 。 $\gamma = 0$ 时, 说明只考虑立即奖励, 随着 γ 趋向于 1, 处于未来的奖励将更多地被计算在内, 而这时我们说智能主体更有远见了。因为对于解决问题的动作序列总是会有一个时间上的限制, 所以 γ 是小于 1 的。

在学习过程中, $Q(s_t, a_t)$ 的更新迭代公式为

$$Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \eta \left(r(s_t, a_t) + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t) \right) \quad (3)$$

式中, η 为学习率, 控制这学习的速度, η 的值越大则收敛越快, 但是过大的 η 可能会引起不成熟的收敛, 所以选择合适的学习率对于学习速度起着重要的作用。

2.3 基于 Q 学习的多尺度目标指引导航

位置细胞产生放电效应的刺激来源主要包含两种, 一种是外部感知信息, 如视觉信息, 利用局部视图匹配程度获得放电率大小^[24]; 另一种是本体自运动信息, 如运动速度、方向等信息, 通过网格细胞路径整合刺激位置细胞放电^[25]。本文的重点在于如何利用位置细胞的放电响应表征运行体的位置, 并给出合理的动作指示信息, 因此在后续分析过程中采用 2.1 节介绍的高斯模型计算位置细胞放电率, 也就是说, 直接利用模拟的位置信息刺激位置细胞放电, 而不采用局部视图匹配和路径整合的方式。

2.3.1 构建多尺度位置细胞图 假设运行体在空间中的运动区域可用一个 $a \times a$ 的正方形覆盖, 以一定的距离间隔在空间中均匀构建位置细胞, 使其能够覆盖整个环境空间, 即运行体在空间环境中任一位置都能找到相应的位置细胞放电, 从而可以用一组放电的位置细胞表征运行体的空间位置。通过调整位置细胞放电野的大小可以得到不同尺度下的位置细胞图, 这样第 l 层第 i 个位置细胞放电率可表示为

$$PC_{il}(x, y) = \exp \left\{ -\frac{(x - x_{il})^2 + (y - y_{il})^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (4)$$

式中, (x, y) 表示运行体在空间中的真实位置, (x_{il}, y_{il}) 表示第 l 层第 i 个位置细胞中心, σ 为放电率调整参数。

图 3 给出了其中一层构建的位置细胞示意图, 图中黑色圆圈表示位置细胞, 灰色三角形代表运行体当前所处位置, 黑色粗体圆圈表示当前处于放电

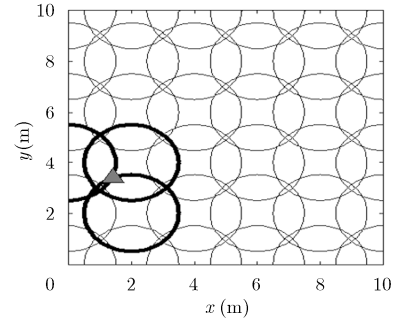


图 3 单层位置细胞示意图

状态的位置细胞。可以看出, 运行体在当前位置有 3 个对应位置细胞放电, 同样, 在其他层中也可找到对应的位置细胞放电。这样, 运行体在空间中的位置即可用每一层中放电的位置细胞进行综合表征。

2.3.2 动作选择策略 在强化学习中, 智能体在利用当前状态-动作值选择最优动作使折扣累积的奖赏和最大的同时, 需要不断探索当前非最优动作以选择最优策略, 即所谓的探索和利用的平衡问题。本文采用模拟退火方法进行动作选择, 定义状态 s 下执行动作 a 的概率为

$$P(a | s) = \frac{\exp[Q(s, a) / T]}{\sum_{b \in A} \exp[Q(s, b) / T]} \quad (5)$$

$$T_{k+1} = \lambda^k T_0 \quad (6)$$

其中, T 是温度参数, 采用式(6)等比降温策略, T_0 为温度控制参数 T ($k = 0, 1, 2, \dots$) 的初始值, λ 为降温参数 ($0 < \lambda < 1$)。

在学习的开始阶段, 温度控制参数 T 值较大, 所有动作概率几乎相等, 更倾向于随机探索; 随着学习周期逐渐增多, T 值逐渐减小, 接受随机动作的概率逐渐减小, 更好的动作将受青睐; 在学习后期, 当 T 减小到接近 0 时, 此时相当于贪婪策略, 选择最优动作。

2.3.3 Q 学习过程 针对每一层构建的位置细胞图, 首先利用式(4)计算运行体处于当前位置时各层位置细胞的放电率 $PC_{il}(x, y)$ 。考虑到各层位置细胞图中可能同时会有多个位置细胞放电, 定义 s_i 为第 i 个放电的位置细胞所处的状态, $\text{act}(s_i)$ 为状态 s_i 时的活跃度参数, 如式(7)所示, 它表示运行体在当前位置处于状态 s_i 的概率 $p(s_i | (x, y))$ 。然后计算当前状态的 Q 值按照式(8)进行动作选择, 执行动作后进入下一状态按照式(9)和式(10)对 Q 值进行更新。与经典 Q 学习算法相比, 本文方法引入位置细胞活跃度作为 Q 学习的输入, 不同位置细胞对应不同的 Q 值, 当只有一个位置细胞放电时, 活跃度 $\text{act}(s_i)$ 等于 1,

此时式(9)变为式(3),也就是说,经典 Q 学习算法是本文算法的一种特殊情况。

$$\text{act}(s_i) = \frac{PC_{ii}(x,y)}{\sum_{i=1}^n PC_{ii}(x,y)} \quad (7)$$

式中, n 表示处于放电状态位置细胞的个数。

$$a = \arg \max_a \left(\sum_{i=1}^n Q(s_i, a) \cdot \text{act}(s_i) \right) \quad (8)$$

$$Q(s_i, a) = \text{act}(s_i) \cdot (Q(s_i, a) + \Delta Q(s_i, a)) + (1 - \text{act}(s_i)) \cdot Q(s_i, a) \quad (9)$$

$$\Delta Q(s_i, a) = \eta \cdot \left(r + \gamma \cdot \max_{a'} \left(\sum_{i=1}^n Q(s'_i, a') \cdot \text{act}(s'_i) \right) - Q(s_i, a) \right) \quad (10)$$

对于每一层放电的位置细胞都按照式(7)和式(8)得到动作 a_i , 采用贪婪算法比较不同层位置细胞图中运行体当前状态的 Q 值, 然后利用模拟退火方法选择合适的动作 a 。图 4 给出了运行体在空间中根据多尺度位置细胞图进行行为选择的过程, 灰色阴影填充的圆圈表示处于放电状态的位置细胞, 阴影部分的深浅程度表示细胞的活跃度, 颜色越深放电强度越大, 箭头表示当前状态的建议动作, 通过整合不同尺度位置细胞图给出的行为信息做出判断决策, 选定动作。一旦执行动作 a , 则每层位置细胞图中 Q 值的更新都应按照动作 a 根据式(9)和式(10)进行计算。通过不断迭代学习, 运行体能够有效综合不同尺度位置细胞图给出的动作信息, 在当前状态下执行合理的动作, 从而规划出一条到达目标的最优路径。

图 5 给出了一次探索学习整个算法的流程图。首先构建多尺度位置细胞图, 计算运行体当前状态各层位置细胞的放电率, 将结果作为 Q 学习的输入, 然后计算比较可采取动作的 Q 值, 利用模拟退火方法选择合适的动作并控制运行体移动到下一位置, 更新 Q 值表, 判断运行体是否到达目标可视区域, 若到达则一次探索学习结束, 若未到达则对当前状态继续进行同样的步骤。经过多次探索学习, 运行

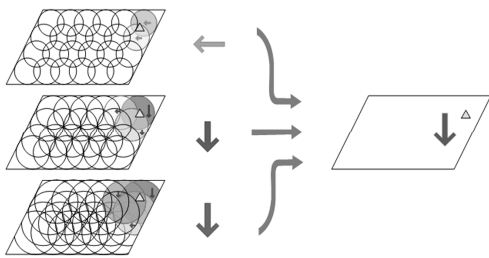


图 4 多尺度位置细胞图行为选择过程

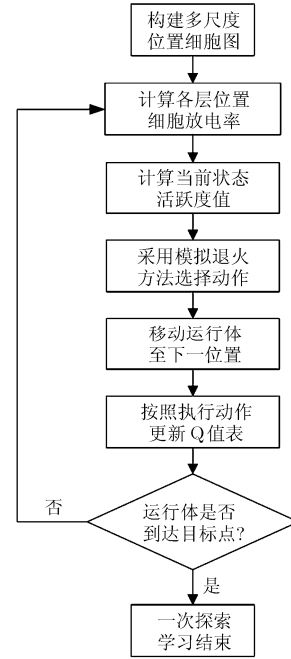


图 5 算法流程图

体不断积累经验知识即可找到一条到达目标的优化路径。

3 仿真分析

目标指引导航要求移动机器人从起始状态到目标状态运动过程中不碰到障碍物, 并且路径尽可能地短而平滑。这就要求奖赏函数能够及时准确地反映每个状态下不同动作的执行效果。为此本文从到达目标状态和碰撞障碍物两个角度考虑设计奖赏函数, 定义 $d_{\text{goal}}(t)$ 为 t 时刻运行体到目标的距离, d_0 为最大目标可探测距离, $d_{\text{obs}}(t)$ 为 t 时刻运行体与障碍物之间的距离, d_{min} 为最小危险距离, d_{max} 为最大安全距离, 则奖赏函数 R 表示为

$$R = \begin{cases} 10, & d_{\text{goal}}(t) < d_0 \\ -10, & d_{\text{obs}}(t) < d_{\text{min}} \\ 2, & d_{\text{min}} < d_{\text{obs}}(t) < d_{\text{max}}, d_{\text{obs}}(t-1) < d_{\text{obs}}(t) \\ -2, & d_{\text{min}} < d_{\text{obs}}(t) < d_{\text{max}}, d_{\text{obs}}(t-1) \geq d_{\text{obs}}(t) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

当运行体进入目标的可探测区域, 给以一个大的正奖赏值; 对于避碰行为, 当下一时刻运行体到障碍物的距离小于最小危险距离时将给一个大的负奖赏值, 而当运行体到障碍物的距离在最小危险距离与最大安全距离之间时, 根据下一时刻运行体靠近或远离障碍物给以对应的小的奖赏值。

为了评估本文方法用于完成目标指引导航任务

的有效性，主要从两个方面进行仿真分析，首先从模型实现的角度进行仿真，分析方法的可行性；然后针对模型中涉及的相关参数和空间环境变化对定位结果的影响进行仿真分析。所有仿真均是基于 Matlab R2010a 平台进行的。

3.1 模型实现

首先对仿真中涉及的参数进行设置和说明。(1)空间环境：假定运行体在 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的空间区域中运动；(2)位置细胞尺度设置：仿真中采用 3 个不同尺度下的位置细胞构建多层位置细胞图，放电野半径分别设置为 0.8 m , 1.4 m , 2.0 m ；(3)起始点和目标点分别设置为 $(1.5, 8.5)$ 和 $(8, 2)$ ，目标点可探测范围设置为半径 1 m 的圆形空间区域，即当运行体进入该区域内则认为到达目标点；(4)动作设置：运行体在任意状态下有 5 个动作可选择，分别为左转 $\pi/6$ ，左转 $\pi/3$ ，方向不变，右转 $\pi/3$ ，右转 $\pi/6$ ，每个方向选择完成后沿当前方向前进 1 m ，当运行体到达环境区域边界或碰到障碍物时，则运动方向按照镜面反射原理进行改变；(5)学习率和折扣因子分别设置为 $\eta = 0.8$ ， $\gamma = 0.9$ ；(6)最小危险距离 d_{\min} 为 0.1 m ，最大安全距离 d_{\max} 为 1 m 。当运行体到达目标点可探测范围内时，认为一次探索学习结束，通过多次学习后，该算法能够规划出一条起点到目标的优化路径。

图 6 分别给出了经过单次、3 次、6 次、8 次和 10 次探索学习前后运行体路径规划结果。从图 6 中可以看出，单次探索中运行体由于缺少对环境认识，没有关于环境和任务的先验信息，所以经常处在随机选择动作的状态；随着探索次数的增加，运行体会不断积累关于目标点位置的经验信息，更新位置细胞图中各状态的 Q 值，进而对规划的路径不断进行优化，经过 10 次探索学习后，运行体能够以最少的步数从起始点到达目标点。从仿真结果看，该方法能够较好完成目标指引导航任务。

为了说明多尺度位置细胞图用于目标指引导航的优势，分别对 3 个不同尺度的单层位置细胞图和多尺度位置细胞图进行仿真分析，尺度参数分别为尺度 $1 = 2.0\text{ m}$ ，尺度 $2 = 1.4\text{ m}$ ，尺度 $3 = 0.8\text{ m}$ ，其他参数设置相同。图 7 给出了运行体从起始点到目标点所需的平均步数随探索学习次数的变化规律，不同探索学习次数条件下都进行 100 次重复实验，然后对得到的所需步数取平均值。

从图 7 中可以看出，随着探索学习次数的不断增大，运行体从起始点到目标点所需步数在迅速减少。对于大尺度位置细胞图，路径优化所需的探索学习次数较多，收敛较慢，并且未能规划出起点到目标点的最短路径；对于尺度 2 和尺度 3 以及多尺度位置细胞图，运行体通过探索学习后均能较好地

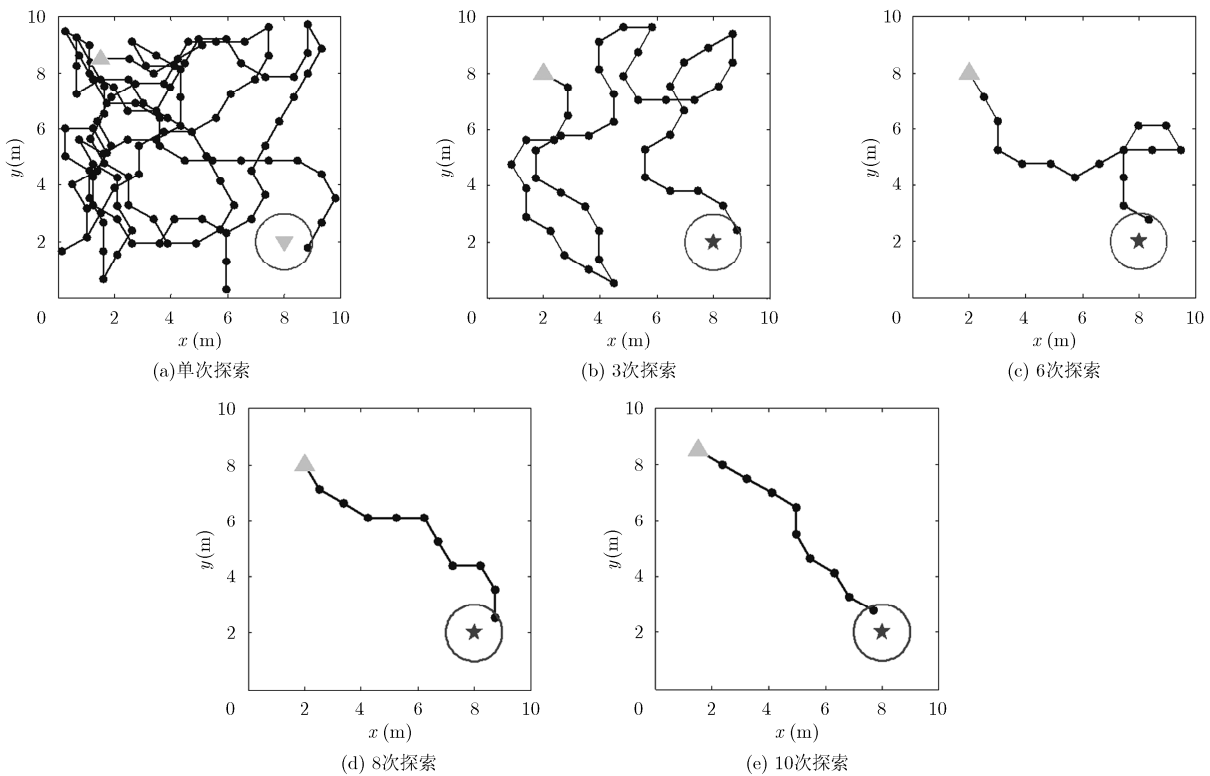


图 6 不同探索次数下路径规划结果

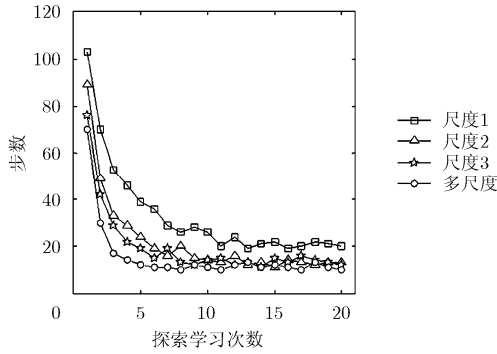


图 7 到达目标所需步数随探索学习次数的变化规律

规划出一条最优路径，但利用多尺度位置细胞图能够在相同探索学习次数的条件下，规划出较短的路径，并且学习速度更快，能够以更少的探索学习次数规划出到达目标的最优路径。因此，多尺度空间表征方法在完成目标指引导航任务时具有更强的学习能力。

3.2 参数分析

本节重点对学习率变化和空间环境变化对本文方法的影响进行仿真分析。参数设置同 3.1 节。图 8 给出了学习率 η 分别为 0.8, 0.6, 0.3 时到达目标所需步数随探索学习次数的变化规律，不同探索学习次数条件下都进行 100 次重复实验，然后对得到的路径所需步数取平均值。从图 8 中可以看出，随着探索学习次数逐渐增大，运行体到达目标所需步数的平均值逐渐减小，同时方差也迅速减小，当探索学习次数到达一定数值时，到达目标所需步数的平均值和方差基本不再变化，此时表示已找到最优路径。对比来看，学习率 η 越大，收敛越快，运行体能够更快地找到到达目标的最优路径。

为了检验本文方法在障碍物环境中运行体执行目标指引导航任务的可行性。图 9 给出了空间环境中存在障碍物时运行体经过 30 次探索学习后路径规划的结果。从图 9 中可以看出，在遇到障碍物时，

运行体能够做出合理的动作选择，避免发生碰撞，并且通过 30 次探索学习后能够正确规划出到达目标的较短路径。为了进一步观察在空间环境中障碍物分布情况发生变化后本文方法在完成目标指引导航任务的效果，在空间环境中增加两处障碍物，如图 10 所示，同时图 10 也给出了增加障碍物后运行体新的路径规划结果。该路径是在图 9 的基础上运行体又经历了 50 次探索学习过程后路径优化的结果，由于图 10 相对图 9 中的环境更加复杂，因此需要更多的探索过程增强运行体对空间环境的进一步认识。另一方面，由于图 10 中有 4 个障碍物分布是与图 9 相同的，因此基于图 9 的路径规划结果对图 10 有一定的指导作用，运行体需要做的就是如何通过学习顺利地绕开新增的中间两个障碍物，并且以较少的步数到达目标区域，从仿真结果，运行体通过探索学习较好地规划出了一条从起始点到目标点的路径。因此，本文方法能够在存在障碍物的环境中完成目标指引导航任务，并且当障碍物发生变化时依然具有较好的适应性。

4 结束语

作为人类空间认知功能的突破口，海马位置细胞对空间信息的处理机制受到越来越多的关注。受生物多尺度空间表征现象启发，本文提出基于多尺度空间表征的生物启发目标指引导航模型。采用强化学习算法将位置细胞放电情况与运行体行为直接联系起来，通过多次训练学习规划出起始点到目标点的优化路径。仿真结果表明，本文提出的多尺度空间认知模型学习速度快，并且在存在障碍物的环境中能够较好地完成目标指引导航任务。该方法采用多尺度位置细胞表征空间环境，同时将学习机制引入感知-行为模式中指导运行体进行导航，既符合位置细胞生物学依据，又赋予了运行体类似于生物大脑的综合信息处理能力，为仿生自主导航的发展提供了一定的借鉴。下一步将在真实环境中测试算

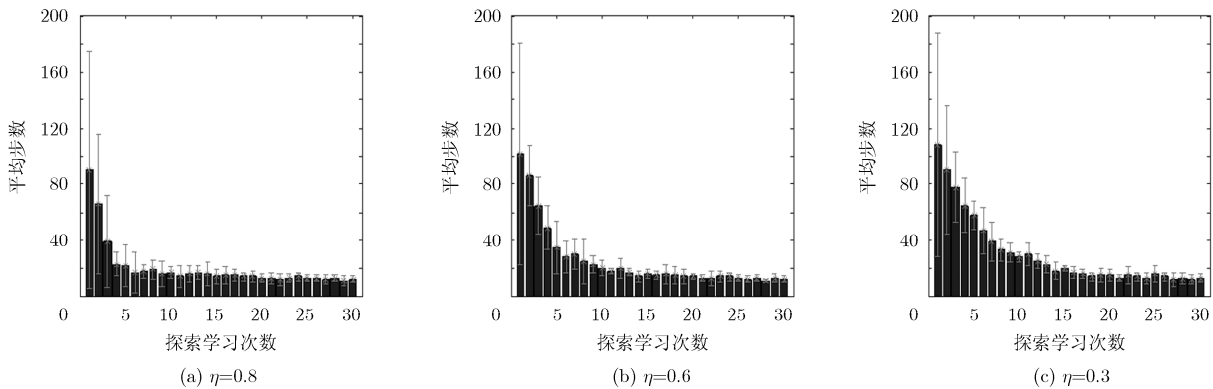


图 8 不同学习率下到达目标所需步数随探索学习次数的变化规律

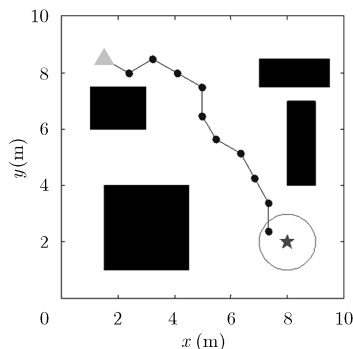


图9 有障碍物情景下学习后规划的路径

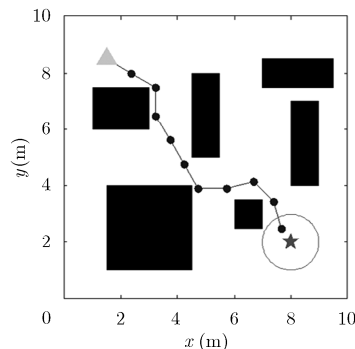


图10 障碍物发生变化后规划的路径

法的适用性, 通过整合外部感知信息和生物自运动信息驱动位置细胞放电, 然后采用增强学习算法完成目标指引导航任务。同时, 对头朝向细胞、速度细胞、网格细胞、位置细胞的信息处理和转换机制进行研究, 更加真实地模拟生物大脑空间导航功能, 从而提升运行体的智能自主导航能力。

参考文献

- [1] ALEJANDRA B, GONZALO T, MARTIN L, *et al.* Learning spatial localization: From rat studies to computational models of the hippocampus[J]. *Spatial Cognition and Computation: An Interdisciplinary Journal*, 2015, 15: 27-59. doi: 10.1080/13875868.2014.961602.
- [2] FABIAN C and BURGESS N. The Cognitive architecture of spatial navigation: Hippocampal and striatal contributions[J]. *Neuron*, 2015, 88(1): 64-77. doi: 10.1016/j.neuron.2015.09.021.
- [3] RAYMOND P K and EDMUND T R. A computational theory of hippocampal function, and tests of the theory: New developments[J]. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 2015, 48(1): 92-147. doi: 10.1016/j.neubiorev.2014.11.009.
- [4] TOLMAN E C. Cognitive maps in rats and men[J]. *Psychological Review*, 1948, 55(1): 189-208. doi: 10.1037/h0061626.
- [5] O'KEEFE J and DOSLROVSKV J. The hippocampus as a spatial map[J]. *Brain Research*, 1971, 34(1): 171-175. doi: 10.1016/0006-8993(71)90358-1.
- [6] O'KEEFE J and BURGESS N. Geometric determinants of the place fields of hippocampal neurons[J]. *Nature*, 1996, 381(6581): 425-428. doi: 10.1038/381425a0.
- [7] BJERKNES T, LANGSTON R, KRUGE I, *et al.* Coherence among head direction cells before eye opening in rat pups[J]. *Current Biology*, 2015, 25(1): 103-108. doi: 10.1016/j.cub.2014.11.009.
- [8] GIOCOMO L M, STENSOLA T, BONNEVIE T, *et al.* Topography of head direction cells in medial entorhinal cortex[J]. *Current Biology*, 2014, 24(3): 252-262. doi: 10.1016/j.cub.2013.12.002.
- [9] HAFTING T, FYHN M, MOLDEN S, *et al.* Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex[J]. *Nature*, 2005, 436(7052): 801-806. doi: 10.1038/nature03721.
- [10] DANIEL B, CASWELL B, DANIEL M, *et al.* Using grid cells for navigation[J]. *Neuron*, 2015, 87(3): 507-520. doi: 10.1016/j.neuron.2015.07.006.
- [11] SOLSTAD T, BOCCARA C N, KROPFF E, *et al.* Representation of geometric borders in the entorhinal cortex[J]. *Science*, 2009, 322(5909): 1865-1868. doi: 10.1126/science.1166466.
- [12] EMILIO K, JAMES E C, MOSER M B, *et al.* Speed cells in the medial entorhinal cortex[J]. *Nature*, 2015, 523(7561): 419-424. doi: 10.1038/nature14622.
- [13] TAVARES R M, MENDELSON A, GROSSMAN Y, *et al.* A map for social navigation in the human brain[J]. *Neuron*, 2015, 87(1): 231-243. doi: 10.1016/j.neuron.2015.06.011.
- [14] IOANNIS K, KONSTANTINOS C, ANTONIOS G, *et al.* Robot navigation via spatial and temporal coherent semantic maps[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 48(1): 173-187. doi: 10.1016/j.engappai.2015.11.004.
- [15] 曾毅, 刘成林, 谭铁牛. 类脑智能研究的回顾与展望[J]. *计算机学报*, 2016, 39(1): 212-222. doi: 10.11897/SP.J.1016.2016.00212.
- ZENG Yi, LIU Chenglin, and TAN Tieniu. Retrospect and outlook of brain-inspired intelligence research[J]. *Chinese Journal of Computer*, 2016, 39(1): 212-222. doi: 10.11897/SP.J.1016.2016.00212.
- [16] 李伟龙, 吴德伟, 周阳, 等. 基于生物位置细胞放电机理的空间位置表征方法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(8): 2040-2046. doi: 10.11999/JEIT151331.
- LI Weilong, WU Dewei, Zhou Yang, *et al.* A method of spatial place representation based on biological place cells firing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(8): 2040-2046. doi: 10.11999/JEIT151331.
- [17] SPIERS H J and BARRY C. Neural systems supporting navigation[J]. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 2015,

- 1(1): 47–55. doi: 10.1016/j.cobeha.2014.08.005.
- [18] ERDEM U M, MILFORD M J, and HASSELMO M E. A hierarchical model of goal directed navigation selects trajectories in a visual environment[J]. *Neurobiology of Learning and Memory*, 2015, 117(1): 109–121. doi: 10.1016/j.nlm.2014.07.003.
- [19] GEVA-SAGIV M, LAS L, YOVEL Y, *et al.* Spatial cognition in bats and rats: from sensory acquisition to multiscale maps and navigation[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2015, 16(2): 94–108. doi: 10.1038/nrn3888.
- [20] KEINATH A T, WANG M E, WANN E G, *et al.* Precise spatial coding is preserved along the longitudinal hippocampal axis[J]. *Hippocampus*, 2014, 24(12): 1533–1548. doi: 10.1002/hipo.22333.
- [21] LONG L L, BUNCE J G, and CHROBAK J J. Theta variation and spatiotemporal scaling along the septotemporal axis of the hippocampus[J]. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 2015, 37(9): 1–14. doi: 10.3389/fnsys.2015.00037.
- [22] ROBITSEK R J, WHITE J A, and EICHENBAUM H. Place cell activation predicts subsequent memory[J]. *Behavioural Brain Research*, 2013, 254(4): 65–72. doi: 10.1016/j.bbr.2012.12.034.
- [23] KONAR A, CHAKRABORTY I G, SINGH S J, *et al.* A deterministic improved q-learning for path planning of a mobile robot[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2015, 43(5): 1141–1153. doi: 10.1109/TSMCA.2012.2227719.
- [24] CUPERLIER N, QUOY M, and GAUSSIER P. Neurobiologically inspired mobile robot navigation and planning[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2007, 1(3): 1–15. doi: 10.3389/neuro.12.003.2007.
- [25] GIOVANNI P, MATTHIJS A A, MEER V D, *et al.* Internally generated sequences in learning and executing goal-directed behavior[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2014, 18(12): 647–657. doi: 10.1016/j.tics.2014.06.011.
- 李伟龙: 男, 1989年生, 博士生, 研究方向为智能自主导航。
吴德伟: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为导航定位理论、技术及应用, 智能自主导航、量子导航。