基于多尺度网格细胞到位置细胞的仿生 SLAM 算法

陈孟元^{1,2)}, 田德红¹⁾

¹⁾ (安徽工程大学电气工程学院 芜湖 241000)

²⁾ (高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000)
(mychen@ahpu.edu.cn)

摘 要: 针对同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)过程中定位精度较低和角度漂移等问题,受哺乳动物海马体空间认知机理的启发,提出一种构建多尺度网格细胞到位置细胞信息转换的仿生 SLAM 算法。首先,引入头方向细胞和条纹细胞感知自身运动信息,并生成多尺度网格细胞覆盖整个空间环境,减小由于角度偏移而产生的累计误差;其次,对于定位精度低问题,采用 Hebb 学习规则下的竞争型神经网络建立多尺度网格细胞到位置细胞的信息转换关系;最后,构建位置细胞与空间环境中不同地标的映射关系,通过选取最大放电率的位置细胞形成空间认知拓扑地图,实现移动机器人的自主定位。与 RatSLAM 和 ORB-SLAM2 在 KITTI 公开数据集上进行对比实验,结果表明,所提算法能够通过对位置信息进行编码实现未知环境中的自主定位和建图,同时,控制平移误差不得超过 1.50 m,旋转误差不高于 1.0°。

关键词: 认知地图; 路径整合; 位置细胞; 网格细胞; 定位精度

中图法分类号: TP391.41; TP242.6

DOI: 10.3724/SP.J.1089.2021.18407

Bionic SLAM Algorithm Based on Multi-Scale Grid Cell to Place Cell

Chen Mengyuan^{1,2)} and Tian Dehong¹⁾

¹⁾ (School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000)

²⁾ (Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control of High-end Equipment, Ministry of Education, Wuhu 241000)

Abstract: Aiming at the problems of low positioning accuracy and angle drift in the process of simultaneous localization and mapping (SLAM), inspired by the spatial cognitive mechanism of mammalian hippocampus, a bionic SLAM algorithm for constructing information conversion from multi-scale grid cell to place cell is proposed. Firstly, the proposed algorithm introduces head direction cell and stripe cell to perceive their own motion information while generating a multi-scale grid cell to cover the entire spatial environment, which can reduce the cumulative error due to angular offset. Secondly, as for the problem of low localization accuracy, the proposed algorithm uses a competitive neural network under Hebb learning rule to establish the information conversion relationship from multi-scale grid cell to place cell. Meanwhile, the mapping relationship between place cell and different landmarks in the spatial environment is constructed. Finally, the place cells with the maximum discharge rate are selected in order to form spatial cognitive topological map while realizing the autonomous localization of mobile robots. Compared with RatSLAM and ORB-SLAM2 on the KITTI public dataset, the results show that the proposed algorithm can realize autonomous localization and mapping in unknown environments by encoding the location information, while controlling the translation error at no more than 1.50 m and the rotation error at no higher than 1.0°.

收稿日期: 2020-05-28; 修回日期: 2021-03-01. **基金项目:** 国家自然科学基金(61903002); 安徽省自然科学基金(1808085QF215); 安徽省重点研究与开发计划(1804b06020375); 芜湖市科技计划(2020yf59); 安徽工程大学中青年拔尖人才项目. 陈孟元(1984—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为移动机器人 SLAM、目标跟踪及路径规划; 田德红(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人 SLAM.

Key words: cognitive map; path integration; place cell; grid cell; positioning accuracy

自然界中动物赖以生存的基本技能之一是在能够在复杂环境中进行自主导航。生理学研究发现, 哺乳动物大脑海马体及其周围区域存在一些与导航行为有关的神经元细胞^[1]。这些导航细胞包括位置细胞^[2]、网格细胞^[3]、头方向细胞^[4]和条纹细胞^[5]等, 它们都在动物探索环境时有特殊的活跃形式, 这为执行导航任务形成认知地图提供特定的信息。

动物在环境中自由运动时, 通过特定认知机理能够对巢穴或者食物保持相对的空间位置关系, 这为其归巢或觅食提供导航信息, 并且根据外界环境的改变进行实时更新, 这一过程被称为路径整合(path integration, PI)^[6]。大量神经学研究的实验结果也发现, 哺乳动物海马体内的导航细胞可以对环境中的特殊位置点进行表征, 将这些位置点关联之后, 会形成能够表示空间位置拓扑关系的认知地图^[7]。仿照大鼠的多细胞导航机制, Milford 等^[8]提出了基于啮齿类动物模型的同步定位与地图构建(simultaneous localization, mapping and path planning based on hippocampal models, Rat-SLAM), 该模型通过将路径整合和外界的视觉场景信息集中到位置细胞, 完成导航和地图构建任务。但其没有结合大鼠海马结构的生理学特性, 并且其定位精度不高、稳定性不够。Tian 等^[9]改进了 RatSLAM, 提出一种竞争吸引网络(competitive attractor networks, CAN)模型, 用于移动机器人构建认知地图和导航。Etienne 等^[10]认为, 即使在视觉环境信息缺失的情况下, 大鼠也能在空间环境中自由运动和定位的基础是其脑内有路径整合机制的存在。李伟龙等^[11]基于位置细胞的放电机理, 提出了位置细胞表征空间位置的2种方法, 借助环境路标的提取实现了对于物体空间位置的高精度表征。Barry 等^[12]介绍了各种细胞在导航过程中的特性和作用, 对动物的自我定位行为进行了解释, 但只从生物学角度进行了分析, 未能在物理层面进行相应实验。O'Keefe 等^[13]对头方向细胞和位置细胞进行建模, 构建基于任意尺度空间位置关系的认知地图, 但这种仅对单个头方向细胞和位置细胞的放电活动的表达, 难以实现在未知环境中的精确定位和地图构建的稳定性。

基于上述分析, 本文提出了一种仿生的 SLAM 算法。首先, 利用导航细胞之间存在的相互作用及特性, 构建各个导航细胞的模型, 整合角速度和线速度信息完成路径积分, 实现对移动机器人运行

状态的实时建模。然后, 建立多尺度网格细胞到位置细胞的信息转换关系, 对环境信息进行编码, 完成对空间环境的认知。最后, 结合位置细胞放电率和地标信息, 形成空间环境认知地图, 实现移动机器人在未知环境中的精确定位和地图构建。本文主要通过使用公开数据集和实际场景对所提出算法进行评估。实验结果表明, 本文算法能够实现导航细胞相互之间的信息转化, 同时提高定位精度并消除角度漂移的问题。

1 相关生理学依据

相关生理学研究发现^[14-16], 在大鼠前下托中存在一种随着大鼠头朝向变化而变得活跃的神经元细胞, 被称为头方向细胞。头方向细胞在大鼠自由运动时可以被视为一个罗盘, 提供实时方向信息, 其放电活动会跟随大鼠头的移动而变化, 当大鼠头朝向某一特定方向时, 相应头方向细胞产生最大响应值; 当头偏离这个方向时细胞放电会逐渐减弱, 这被称为头方向细胞的优先朝向。头方向细胞的放电活动可以描述成简单的高斯曲线。图 1a 所示为优先朝向为 150°的头方向细胞的放电响应曲线^[16]; 图 1b 所示为头方向细胞的放电响应示意图^[17], 其中灰色线为运动轨迹, 红色点为在对应方向的放电响应点, 可以看出沿着某一特定方向红色点有规律的排布。Mizumori 等^[18]发现, 头方向细胞的放电活动可以根据大鼠头转动方向(顺时针+逆时针)以及当前的转动速度计算出未来的头方向, 另外, 当所有头方向细胞的信息整合到一起时, 会产生一个连续的头方向信号, 可用其完成对水平方向的编码。本文通过对头方向细胞进行建模, 产生一个方向调节信号编码瞬时角速度。

Krupic 等^[5]在旁下托和内嗅皮层的第3层中发

图1 头方向细胞放电特性图

现了对速度信号有周期性条纹状放电活动的细胞群, 被称为条纹细胞. 这些细胞群有着不同的放电取向和放电宽度, 可以对特定方向上的线速度进行编码, 从而表征相对位移, 被认为是形成网格细胞的基础神经元细胞. 经傅里叶分析表明, 条纹细胞主要是通过整合大鼠的自运动信息(速度和方向信息)进行路径积分, 从而得到相应方向的条纹状放电野, 即采样得到的条纹波通过叠加可以形成具有不同空间位相、定向和间距的网格细胞野^[19-22]. 条纹细胞放电特性如图2所示, 图2a所示黄色条纹带表示沿特定方向的条纹细胞放电区域, 红色区域为响应最大值点; 图2b所示为抽象出的归一化后的条纹细胞放电模型, 其放电活动有4个参数标定, 即条纹间距 L 、条纹宽度 r 、条纹相位 (x, y) 及优先朝向 θ . 本文对条纹细胞进行建模, 用于编码头方向细胞表征的特定方向上的相对位移.

图2 条纹细胞放电特性图^[5]

Hafting等^[23]通过改变实验环境, 发现了在空间具体位置的表征过程中有一种周期性放电的神经元细胞, 它们可以形成具有高度稳定性的六边形放电野, 被称为网格细胞. 与条纹细胞类似, 网格细胞通常也有4个参数标定, 即间距, 表示邻近的网格细胞放电节点之间的距离; 方向, 2个放电节点之间的连线相对于参考坐标系的偏转角; 位相, 相对于参考系的 x 轴和 y 轴的偏移; 放电野大小, 放电节点覆盖的空间范围. 图3所示为抽象出的网格细胞放电特性图, 其中图3a所示为归一化后的单个网格细胞放电特性图, 灰色线条为运动轨迹, 红色区域为网格细胞放电响应最大区域, 较强的放电响应点形成稳定的六边形放电野; 图3b所示为网格细胞放电几何抽象示意图. 研究表明, 网格细胞的放电野不依赖于具体位置特征, 且放电活动受来自头方向细胞和条纹细胞的信号调节, 放电活动也与外源性信息, 如视觉和嗅觉等无关, 只与自身运动有关^[24-25]. Moser等^[22]发现网格细胞可以计算和整合速度和方向信息, 通过信息

转换后可以激活位置细胞响应, 为认知地图形成提供空间度量信息. 本文通过构建网格细胞模型, 整合头方向细胞和条纹细胞获取的自运动信息, 为形成网格野提供位移和方向信息.

图3 网格细胞放电特性图^[26]

O'Keefe等^[2]在海马体中发现了具有空间定位功能的位置细胞, 是大脑导航和空间表征网络的重要组成部分. 即当大鼠在空间环境中的某个特定位置时, 这些位置细胞就会变得异常活跃, 其活跃的范围叫做位置野. 其放电特性及响应图如图4所示, 图4a所示为位置细胞放电示意图; 图4b所示为归一化后单个位置细胞位置响应图, 其中黑色线为运动轨迹, 红色点为位置细胞响应点. 位置细胞能够对空间相对位置进行特征性的编码是大鼠脑内认知地图形成的基本单元, 其放电活动的联合响应能够产生一个空间环境的离散和动态的位置表达, 这说明位置细胞地图本质上属于地标地图^[27]. 位置细胞的放电活动在没有外部线索可用时, 只取决于自身运动信息, 而且通过使用 PI, 大鼠也能够返回起点(即归航)^[10]. 本文通过竞争型神经网络对网格细胞到位置细胞的信息进行转换, 实现对环境位置信息的表征.

图4 位置细胞的放电特性^[27]

2 路径整合与认知地图构建

基于网格细胞放电特性只与动物自运动感知信息(速度和方向)有关, 位置细胞的放电野与空

间环境中特定位置点存在一一对应的关系, 并且多尺度网格细胞通过路径整合之后可以激活位置细胞放电, 本文提出一种基于网格细胞的路径整合机制和网格细胞到位置细胞信息转换的环境认知地图构建方法. 该方法由运动状态感知、空间环境探索与记忆和认知地图构建组成. 整个过程如图 5 所示, 环境认知地图构建过程为: 首先, 移动机器人在环境中任意探索学习与记忆, 将实时感知的自运动状态信息输入到网格细胞路径整

合模块中, 构建多尺度网格细胞, 并计算网格细胞的放电率; 然后, 将多尺度网格细胞作为竞争型神经网络的输入, 输出为对特定空间位置点响应的位置细胞放电率, 形成对空间环境的学习与记忆; 最后, 当移动机器人在已探索的环境中运行时, 将实时获得的网格细胞放电率输入到空间环境记忆中, 通过位置细胞之间的相互竞争作用激活位置细胞放电, 形成表征当前空间位置的具有最大放电率的位置细胞, 进而构建环境认知地图.

图 5 路径整合和认知地图构建过程

2.1 基于多尺度网格细胞模型的路径整合

2.1.1 方向编码

引入头方向细胞产生一个角速度调节信号, 为移动机器人在探索环境时生成多尺度网格细胞提供运动方向信息, 并限制移动机器人在探索环境时的角度漂移. 移动机器人的最优方向 θ 和第 i 个头方向细胞的优先方向分别为

$$\begin{cases} \theta^{\text{HD}}(t) = \cos(\varphi(t) - \delta_i) \\ \delta_i = -\frac{2\pi i}{N} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $N \geq 1$ 为头方向细胞最优方向的个数; δ_i 为第 i 个头方向细胞的最优方向, $\delta_i \in [0, 2\pi)$, $i = 1, 2, \dots, N$, 保证生成的多尺度网格细胞可以覆盖整个环境的空间方向; $\varphi(t)$ 为移动机器人当前移动方向.

2.1.2 位移编码

引入条纹细胞对特定方向上的位移进行编码, 其中条纹间距决定网格细胞间距, 调整条纹朝向可以使网格细胞族的放电活动覆盖整个待探索环

境. 移动机器人的最优方向 θ 与头方向细胞的优先方向保持一致, γ 为速度平衡因子, 平衡神经板中网格细胞兴奋性输入叠加水平. 在 t 时刻移动机器人沿着 $\varphi(t)$ 方向上的移动速度为 $v(t)$, 那么沿着 θ 方向的速度表示为

$$v_{\theta}(t) = \gamma \cos(\theta - \varphi(t))v(t) \quad (2)$$

沿上述移动方向进行积分, 得到位移向量为

$$l_{\theta}(t) = \int_0^t v_{\theta}(\tau) d\tau \quad (3)$$

随着移动机器人的不断探索, 不同方向的条纹波即位移矢量叠加为路径整合提供距离信息.

2.1.3 路径整合编码

通过对空间的探索学习与记忆生成多尺度网格细胞, 计算不同位置处各网格细胞的放电率为

$$R_{\text{GC}}(r, \lambda, \theta_{\text{GC}}, r_i) = g \left[\sum_{k=1}^3 \cos \left(\frac{4}{\sqrt{3}\lambda} u(\theta_k - \theta_{\text{GC}})(r - r_i) \right) \right] \quad (4)$$

其中, $r = [x, y]$ 为空间环境中移动机器人的当前位

置; λ 为网格细胞 i 的网格间距; θ_{GC} 为网格细胞的网格方向且与头方向细胞保持一致; r_i 为网格细胞的位相; $R_{GC}(r, \lambda, \theta_{GC}, r_i)$ 为网格细胞 i 在位置 r 处的放电率, $i=1, 2, \dots, N_{GC}$, N_{GC} 为网格细胞的总数; $u(\theta_k - \theta_{GC})$ 为沿着不同头方向细胞表示方向的投影, $k=1, 2, 3$, $\theta_k = \{-60^\circ, 0, 60^\circ\}$. 网格细胞的网格模式是由 3 个不同方向的平面正弦条纹波叠加构成的, 但进行叠加时可能得到具有多个放电率网格细胞网格野.

本文通过引入高斯分布函数, 利用其局部化滤波特性对低放电率的网格细胞进行处理, 得到稳定的网格细胞放电野. 高斯函数表示为

$$g(x) = \exp[a(x-b)-1] \quad (5)$$

其中, $a=0.3$; $b=-1.5$. 通过调整式(4)中 λ 和 θ 可以得到不同间距和方向的网格细胞, 即生成多尺度的网格细胞, 并得到不同位置处各网格细胞的放电率.

2.2 基于网格细胞模型的环境学习

采用Hebb学习规则下的竞争型神经网络^[28]建立多尺度网格细胞到位置细胞的关系. 模型如图6所示, 在模型中对突触权值向量进行归一化处理, 可以有效地解决死神经元和经常获胜神经元的问题. R_{GC}^i 为第 i 个网格细胞的放电率输入; f_j^{PC} 为第 j 个位置细胞的兴奋性输出; w_{ij} 为第 i 个网格细胞到第 j 个位置细胞的连接权值. 空间环境中位置细胞的放电活动是由来自随机网格细胞子集的兴奋性输入叠加所激活(网格细胞放电野重叠); 由于兴奋程度不同, 兴奋性最大的1个神经元细胞对周围神经元细胞的抑制作用最强, 从而使其他神经元细胞的兴奋受到最大程度的抑制或者完全被抑制, 并将战胜其他神经元细胞的抑制作用, 从而取得竞争的胜利; 进一步加强兴奋程度, 形成位置细胞在特定环境位置点处的响应; 最后, 计算竞争获胜的位置细胞在当前位置处的放电率.

图 6 竞争型神经网络结构

2.2.1 空间环境兴奋性输入

输入层为网格细胞层, 输出层为位置细胞层, 当移动机器人在空间环境中活动时, 网格细胞按振荡干涉模型激活^[29], 计算在空间环境中不同位置处的放电率, 激活后的网格细胞层的信息传递至位置细胞层, 在第 m 个空间尺度模块下网格细胞对位置 r 处的兴奋性输入为

$$I_{i,m}(r) = \xi \left[\sum_{j=1}^{N_{GC}} w_{ij} R_{GC}(r) + \sum_{k=1}^{N_{GC}} w'_{ik} R'_{GC}(r) \right] \quad (6)$$

其中, $I_{i,m}(r)$ 表示在第 m 个空间尺度模块下网格细胞对第 i 个位置细胞的兴奋性输入; ξ 为增益常量, 用来调节位置野的大小和数量, 保证在竞争过程中网格细胞群的子集生成足够数量的位置细胞和位置野覆盖范围; $R_{GC}(r)$ 为网格细胞的放电率; N_{GC} 为网格细胞的数量; $w_{ij} \geq 0$; w'_{ik} 为相邻的第 k 个网格细胞和第 i 个位置细胞的抑制连接权值, $w'_{ik} \leq 0$; $R'_{GC}(r)$ 为网格细胞的抑制性输入.

2.2.2 竞争后权值调整及归一化

竞争后胜出的位置细胞, 通过联想 Hebb 学习规则加强网格细胞与位置细胞的连接强度, 更新后的连接权值为

$$\Delta w_{ij} = \eta [R_{GC}(r) f_i^{PC}(r) - (f_i^{PC}(r))^2 w_{ij}] \quad (7)$$

其中, η 为学习速率, 需要设置较低的值, 防止在训练早期学习到的权重在训练结束后被覆盖. 为了防止在竞争学习中出现少数位置细胞总是胜出的情况, 突触权值向量在每个位置学习后进行归一化, 即

$$\sqrt{\sum_i^j (w_{ij})^2} = 1 \quad (8)$$

2.2.3 位置细胞兴奋性水平

输出层的位置细胞接受来自输入层网格细胞的信息传入, 各个位置细胞利用自身的兴奋突触对自身进行刺激促使其兴奋, 通过抑制性突触抑制其他位置细胞兴奋, 确保只有少部分位置细胞在竞争过程中胜出. 位置细胞在位置 r 处的兴奋性水平定义为

$$f_i^{PC}(r) = I_i(r) - (1-E)I_{\max}(r) \quad (9)$$

其中, $I_{\max}(r)$ 为在位置 r 处所有位置细胞的兴奋性最大值; $E=0.1$ ^[29] 用来判断该处的细胞是否为激活的, 即当且仅当细胞接收到的抑制性输入量小于所有位置细胞最大兴奋量的10%时, 细胞才会在 r 点被激活. 为了确保需要探索的空间环境中有足够的位

对每个位置点的输入都增加一个正常数 C 。调整后的位置细胞兴奋性水平由

$$\begin{aligned} f_i^{\text{PC}}(r) &= (I_i(r) + C) - (1 - E) \max_i (I_i(r) + C) \\ &= I_i(r) - (1 - E) \max_i (I_i(r)) + EC \end{aligned} \quad (10)$$

计算。乘积 EC 是一个正调节因子, 以保证获胜的位置细胞更有可能被激活, 避免出现全抑制和活跃位置细胞数量少的问题。

2.3 基于位置细胞模型的位置估计

通过建立移动机器人在空间环境中的位置与移动机器人和不同地标之间距离的相对关系, 构建基于位置估计的环境认知地图, 即可以通过计算移动机器人与不同地标之间的距离关系估计某一时刻的位置信息。

2.3.1 获取空间环境地标

通过视觉传感器在待探索空间环境中选取 M 个特征显著且稳定的地标信息进行编码, 即某一时刻移动机器人在空间中的参考位置, 可根据移动机器人与不同地标之间的距离关系 L 以及二维坐标 $D = [x_n, y_n]$ 来表示, 与 M 个地标之间的相对距离分别为 $(L_{1n}, L_{2n}, L_{3n}, \dots, L_{Mn})$, 建立位置坐标与地标之间的映射关系 f 为

$$D(x_n, y_n) \rightarrow L(L_{1n}, L_{2n}, \dots, L_{Mn}) \quad (11)$$

2.3.2 计算位置细胞放电率

位置细胞在空间环境中某一位置处的放电率定义为

$$P_i(r) = \exp\left(-\frac{\|r - r_o\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

其中, $P_i(r)$ 为竞争获胜的位置细胞 i 在位置 r 处的放电率; $i = 1, 2, \dots, N_{\text{PC}}$, N_{PC} 表示位置细胞的总数; $r = [x, y]$ 为位置细胞坐标点; r_o 为第 i 个位置细胞的放电野中心; σ^2 为放电野调节因子。

2.3.3 位置编码

构建位置细胞与地标关系进行位置编码。移动机器人实时获取空间环境信息, 空间环境中移动机器人的真实位置 $r = [x, y]$, $D = [x_n, y_n]$ 为第 n 个参考位置。根据建立的位置细胞放电率与移动机器人和不同地标之间的距离关系, 分析全体位置细胞的放电情况, 移动机器人第 n 个位置细胞放电率为

$$P_n(r) = \exp\left(-\frac{\|r - D\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

选取具有最大放电率的位置细胞表征当前位置的估计值, 实现移动机器人在环境中的自主定

位, 最大放电率的位置细胞将映射出已探索过空间环境的认知地图。

3 本文算法流程

3.1 基于网格细胞的环境学习算法流程

输入。多尺度网格细胞放电率 $R_{\text{GC}}(r)$ 和网格细胞抑制性输入 $R'_{\text{GC}}(r)$, 网格细胞数量 N_{GC} , 初始权值 w_{ij} 和抑制连接权值 w'_{ik} 。

输出。空间位置 r 处第 i 个网格细胞对第 j 个位置细胞的兴奋性输出 $I_{i,m}(r)$, 竞争胜出后位置 r 处的位置细胞的兴奋性水平 f_i^{PC} 。

Step1. 输入相邻2个网格细胞的放电率, 利用式(5)计算叠加后的兴奋性输出 $I_{i,m}(r)$ 。

Step2. 通过权值调整及归一化得到新的权值矩阵 Δw_{ij} 。

Step3. 通过竞争网络计算位置细胞在空间 r 处的兴奋性水平:

Step3.1. 联合 $I_{\text{max}}(r)$ 和常数 E 判断该处位置细胞是否被激活;

Step3.2. 设置常数 C 调整激活的位置细胞数量, 避免全抑制和活跃位置细胞数量少。

3.2 基于位置细胞的位置估计算法流程

输入。移动机器人在空间中的参考位置坐标 D , 与地标之间的相对距离 L 。

输出。位置细胞与地标关系 $P_n(r)$ 。

Step1. 选取 M 个特征显著且稳定的地标, 构建移动机器人与每个地标的映射关系。

Step2. 计算位置 r 处的位置细胞放电率, 通过式(10)得到 $P_i(r)$ 。

Step3. 通过获取机器人实时位置 $r = [x, y]$ 和参考位置 $D = [x_n, y_n]$, 建立位置细胞放电率与移动机器人和不同地标之间的距离关系, 利用式(13)得到全体位置编码信息 $P_n(r)$ 。

4 实验结果与分析

4.1 实验环境及参数设置

仿真环境大小为 $100\text{m} \times 100\text{m}$, 所设障碍物均为静态的, 且实验过程中光照强度保持不变; 仿真过程中各参数如表1所示; 实验所用硬件平台的操作系统为 Windows10 (CPU 为 Intel Core i5-9 400F @2.90 GHz 2.90 GHz), 实验过程中未使用 GPU 加速。为验证本文算法的有效性, 分别利用数据集和实际场景数据进行实验。视觉传感器选择 Kinect

V1, 分辨率为 640×480 , 位姿输出频率为30 Hz, 用于采集环境图像信息; 姿态测量模块的IMU为MPU6050, 其输出频率为150 Hz, 在机器人开始运行初始阶段为视觉传感器提供位姿信息, 运行平稳后为路径整合模块提供自运动信息。

表 1 仿真实验参数设定

参数	描述	数值
v	运行速度范围	0.50~10 m/s
θ^{HD}	头方向细胞角度范围	$0 \sim 2\pi$
N_{GC}	网格细胞总数	200
λ	间距取值范围	[10 m, 60 m]
θ_{GC}	网格方向	$[0, 60^\circ]$
$\Delta\lambda$	网格间距差值	0.50 m
$\Delta\theta$	网格方向差值	6°
σ^2	调节因子	200
η	学习速率	0.01
w_{ij}	初始权值	0.01
ξ	增益常量	0.50
E	激活阈值	0.10
C	兴奋性常数	0.02

4.2 基于多尺度网格细胞到位置细胞的分析

从生物学角度考虑, 模拟动物在环境中自由运动, 通过网格细胞到位置细胞的信息转换模型, 生成覆盖整个环境的多尺度网格细胞, 从而对空间环境信息进行学习和记忆。图7给出了归一化后的部分网格细胞的放电情况, 其中放电率最大值位于圆形的中心位置, 圆形边缘对应的放电率最低几乎为0。仿真结果表明, 输入不同参数的自运动信息可以生成不同尺度的网格细胞, 并且其放电活动表现为周期性的网格状结构, 与生物网格细胞放电特性表现出类似的结果。

随机选取200个具有相同间距、不同位相和不同网格方向的网格细胞作为网络输入, 位置细胞随机接受来自200个网格细胞输入, 初始连接权值设定为0.01, 变化范围为 $[0, 1]$, 同时对网格细胞的激活率和突触权值向量进行归一化处理。图8所示为竞争后从200个位置细胞中选取的6个位置细胞在不同位置处的放电响应图。由图8可知, 竞争后能产生具有对特定位置响应的细胞, 表现出类似与海马体中位置细胞的放电特性。改变相关的仿真参数能生成多尺度网格细胞和位置细胞, 表明了模型构建的有效性。

图 7 $\theta = 60^\circ$ 时部分网格细胞放电率情况

图 8 $\lambda = 10$ 位置细胞在不同位置处的放电情况

为了进一步体现本文算法对位置表征的有效性, 在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的仿真环境中进行位置表征实验。图9给出了 $\lambda = 10$, $r = [55, 90]$, $\theta = 60^\circ$ 下位置细胞响应图, 其中黑色圆圈表示移动机器人在空

间环境中运行时对某个区域的特定响应(对应于位置细胞的放电野), 黑色线为运行轨迹.

图9 $\lambda=10$, $r=[55, 90]$, $\theta=60^\circ$ 下位置细胞响应图

对于每个给定间距 λ , 随机统计200个位置细胞的定位误差, 取平均值作为输出结果, 结果如图10所示. 由图10可以看出, 网格细胞数量过多(大于100)或者过少(小于30)时定位精度误差都较大; 而在网格细胞数量为30~100时, 位置细胞放电率的误差平均值及定位精度的标准差分别为1.32 m和0.40 m, 定位精度误差较小且能够稳定地对空间环境进行表征.

图10 不同数量对位置细胞定位精度的影响($\lambda=30$)

图11所示为相同数量($N_{GC}=40$)、不同间距下生成的位置细胞定位精度误差. 仿真结果表明, 随着网格间距变大, 放电率误差估计值也逐渐增大, 并且间距越小生成的位置细胞数量也越多, 定位精度误差越小, 网格细胞路径整合过程中的误差累积也越小. 即竞争获胜生成的位置细胞越多, 定位精度越高; 图11中可以看出在间距 $\lambda=30$ m左右时误差值出现较大转折, 说明随着间距变大生成的位置细胞数量增多, 位置野出现重叠现象影响

定位精度.

图11 不同间距对位置细胞定位精度的影响

4.3 基于位置细胞的位置估计分析

当移动机器人第2次到达已探索过的环境中的某一位置时, 可以通过计算位置细胞的放电率估计当前所处空间位置. 本节将分析移动机器人运行过程中位置细胞的放电率对位置估计性能的影响. 位置估计精度的性能指标为当前位置细胞放电率表征的位置估计值与真实位置值的欧几里得度量差值, 表示为

$$\Delta d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (P_n(r) - r_i(x, y))^2} \quad (14)$$

仿真参数设置移动机器人运行速度为0.5 m/s, 运行总时间为2000 s, 位置细胞竞争更新周期为2 s, 总更新次数为1000.

在不同距离阈值 Δd 和运行时间情况下, 构建的位置细胞位置估计的结果如图12所示. 其中黑色线为运动轨迹, 圆圈为位置细胞放电野覆盖范围. 由图12a和图12b对比可知, 运行时间相同的情况下, $\Delta d=2$ m和 $\Delta d=6$ m时都能进行位置估计, 但位置细胞之间对同一位置的表征存在大量的重叠区域; 由图12b和图12c对比可知, 位置细胞数量和运行时间呈正比关系, 运行时间越长, 构建的位置细胞数量越多, 可以对空间环境实现全覆盖, 但运行时间过长会对定位精度产生误差, 且导致定位周期变长. 因此, 为了保证移动过程中位置细胞放电野空间覆盖重叠区域变小, 设定1个距离阈值降低重叠率, 设定原则为当移动机器人当前位置与之前的位置细胞放电野中心的距离大于阈值时, 重新生成新的位置细胞表征当前位置区域; 若小于阈值, 则记录当前位置细胞的放电率, 继续在环境中运动.

图 12 不同距离阈值 Δd 和运行时间 t 下的位置估计

图13所示为相同运行时间下设定距离阈值后移动机器人在仿真环境中的运行轨迹图,黑色圆圈为位置细胞的放电野,黑色线为运行轨迹.仿真结果表明,筛选前位置细胞数量为600个,筛选后位置细胞数量为320个,数量上减少接近1/2,但仍能实现对环境的全覆盖,即生成的位置细胞可以表征整个空间环境位置,实现移动机器人自主定位;通过设定合适的阈值可以降低位置野重叠率,通过比较图像相似度度量判断是否为已到访位置,若是,再通过放电率大小进行重定位,反之,机器人继续运动.

图 13 相同时间不同距离阈值 Δd 筛选后位置估计

位置细胞数量对定位精度的影响主要表现为,当前位置细胞所记录的位置信息与经过路径整合

输入信息激活后的位置细胞所记录的位置信息的位置野中心的距离关系.图14所示为位置细胞数量对当前位置的估计值与真实位置的定位误差绝对值.可以看出,经过阈值筛选处理后,筛选后的定位误差均值为0.56m,标准差低于1.0m.

图 14 位置细胞数量对定位误差的影响

4.4 基于位置细胞的认知地图构建分析

实验场景选择在第4.1节中静态环境下的室内会议室进行,实际场景选择大小为10 m×10 m的会议室,所设障碍物均为静态的且实验过程中光照强度保持不变,场景平面图以及设定的运行轨迹如图15所示.其中五角星为起点,黑色实线为设定的运行轨迹,虚线为会议桌边缘.实验过程中,移动机器人在室内围绕会议桌运行一周回到起点.

图 15 实际场景及平面图

图16所示为认知地图构建流程图. 实验过程中导航细胞的相关参数的选取与第4.1节的参数设置保持一致, 移动机器人的移动速度为0.50 m/s, 初始转动角速度为0.05 rad/s. 实验中用视觉传感器采集环境图像信息, 与激活后的位置细胞相关联后进行相似性度量, 即当再次检测到与环境信息库图像相似的场景图像时, 使用该图像关联的视觉位置细胞信息纠正当前位置误差, 记录当前位置信息形成认知轨迹; 否则, 将更新当前位置细胞的放电率重新生成新的位置点, 对认知轨迹进行更新. 其次, 由姿态测量模块为机器人在环境中运行时提供实时速度和方向信息, 分别输入至位移编码和方向编码模块, 用于多尺度网格细胞路径整合模块的计算. 通过外界视觉信息与位置细胞的关联程度, 可以对网格细胞路径整合带来的误差进行校正.

图16 认知地图构建过程

图17所示为认知地图构建结果, 其中黑色线为里程计信息, 即探索学习轨迹; 黑色带圆圈线为本文算法获得的认知轨迹, 左右两侧为运行过程中特定位置的位置细胞响应图. 可以看出, 在开始运行的一段时间内, 认知轨迹与探索轨迹基本重合, 然而在第1次转弯时发生了轨迹偏移现象. 这是由于在转弯处可能出现相机抖动导致相机位姿跟踪失败, 但经过路径整合模块的校准又重新实现跟踪.

图17 认知地图构建结果

图18所示为运行过程中网格细胞与位置细胞之间的连接权值矩阵. 图中对角线表示网格细胞

与位置细胞最大连接权值, 即在认知轨迹形成过程中, 位置细胞关联的环境信息与环境位置识别成功.

图18 连接权值分布

4.5 与其他算法进行实验对比分析

在KITTI^[30]公开数据集的01, 06, 07及10序列上对本文算法与ORB-SLAM2^[31], RatSLAM^[32]进行评估测试. KITTI数据集中包含相机运动的真实轨迹, 其中01, 06和07序列数据集都为1100幅图像, 10序列为1200幅图像, 对比结果如图19所示; 各算法性能对比分析如表2所示. 图19a中给出了3种算法在01序列上的运行结果, 01序列图像采集过程中存在真实环境特征稀疏、车速过快等情况, 3种算法开始阶段在该序列上与真实轨迹重合度都较好, 但随着路径长度的增加, 都发生了轨迹偏移, 本文算法旋转误差仅为0.94°, 位移误差均小于对比算法. 在行进了220m左右, RatSLAM由于累计误差较大, 出现跟踪失败现象; 而ORB-SLAM2在发生跟踪失败后, 由于并行闭环线程可以进行闭环校正, 在300m左右又重新定位, 但系统偏移逐渐增大, 与真实轨迹重合度也发生较大偏差. 本文算法虽然存在里程计漂移, 但有路径整合模块的实时校正, 也可以消除部分累计误差, 成功地复现真实轨迹.

图19b所示为3种算法在06序列上的运行结果, 06序列存在多处闭环现象, RatSLAM在跟踪过程中由于发生闭环错误导致轨迹偏离, 本文算法与ORB-SLAM2均能很好地实现轨迹的跟踪. 图19c给出了更大场景下3种算法的运行结果, 可以看出, 本文算法在长时间的路径跟踪中, 与真实轨迹的重合度最高; ORB-SLAM2与RatSLAM基本可以复现轨迹, 但都存在偏移现象, 其中ORB-SLAM2的平移误差2.46 m, 接近本文算法的2倍, RatSLAM的旋转误差1.36°与本文算法0.94°较为接近.

图 19 KITTI 数据集轨迹对比结果

表 2 不同算法在 KITTI 数据集上的性能对比

序列	ORB-SLAM2 ^[31]		RatSLAM ^[32]		本文	
	平移误差/m	旋转误差/(°)	平移误差/m	旋转误差/(°)	平移误差/m	旋转误差/(°)
01	1.73	4.65	3.25	1.84	4.47	0.94
06	3.89	1.58	1.32	3.53	0.95	1.72
07	2.46	3.27	8.35	1.36	1.34	0.94
10	5.26	7.31	5.32	2.71	1.05	0.69

图19d所示为3种算法在10序列上的运行结果, 10序列不包含闭环现象但存在多处角度变化, ORB-SLAM2与RatSLAM均出现较大的位移偏移与方向偏移; 本文算法的平移误差仅为1.05 m, 旋转误差不足1.0°, 对比算法构建的环境认知地图更接近机器人运行的实际路径, 有效地提高了在未知环境中定位的精度和认知地图构建的稳定性.

5 结 语

基于对哺乳动物导航细胞路径整合和自主导航定位机制的认识, 本文提出了仿鼠脑海马体认知机理的一种融合多细胞的移动机器人环境认知地图构建算法. 仿真实验结果表明, 该算法利用空

间导航细胞的放电特性校准路径整合产生的累积误差, 提高了环境认知地图构建的稳定性和自主定位的精度. 在生物导航的认知机理上, 扩展了生物空间导航细胞在移动机器人导航与定位领域的应用.

本文算法仍有一些可以继续改进的工作: (1) 在机器人移动过快导致相机抖动以及环境纹理特征突然稀疏时, 对于单纯的视觉匹配会出现相机位姿跟踪丢失, 影响运动轨迹的恢复与精确定位; 而 IMU 的快速测量速率及短时间的准确估计刚好能弥补视觉传感器的这一缺点, 后续考虑利用 IMU 惯性数据与视觉信息进行融合, 加强对相机位姿(方向和速度)的约束. (2) 在识别时采用的单幅图像匹配容易出错, 特别是在环境特征比较相

似的区域,若采用序列图像进行识别,能够有效地提升识别的准确性。(3)在提高定位精度的前提下,针对复杂场景下的避障与运动控制还缺乏一定的实践性,将进一步提升系统鲁棒性的条件下,展开对移动机器人路径规划方面的研究。

参考文献(References):

- [1] Steffenach H A, Witter M, Moser M B, *et al.* Spatial memory in the rat requires the dorsolateral band of the entorhinal cortex[J]. *Neuron*, 2005, 45(2): 301-313
- [2] O'Keefe J, Dostrovsky J. The hippocampus as a spatial map preliminary evidence from unit activity in the freely-moving rat[J]. *Brain Research*, 1971, 34(1): 171-175
- [3] Bush D, Barry C, Manson D, *et al.* Using grid cells for navigation[J]. *Neuron*, 2015, 87(3): 507-520
- [4] Keinath A T. The preferred directions of conjunctive grid X head direction cells in the medial entorhinal cortex are periodically organized[J]. *PLoS One*, 2016, 11(3): e0152041
- [5] Krupic J, Burgess N, O'Keefe J. Neural representations of location composed of spatially periodic bands[J]. *Science*, 2012, 337(6096): 853-857
- [6] Mittelstaedt M L, Mittelstaedt H. Homing by path integration in a mammal[J]. *Naturwissenschaften*, 1980, 67(11): 566-567
- [7] Yuan M L, Tian B, Shim V A, *et al.* An entorhinal-hippocampal model for simultaneous cognitive map building[C] //Proceedings of the 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2015: 586-592
- [8] Milford M J, Wyeth G F, Prasser D. RatSLAM: a hippocampal model for simultaneous localization and mapping[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004: 403-408
- [9] Tian B, Shim V A, Yuan M L, *et al.* RGB-D based cognitive map building and navigation[C] //Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 1562-1567
- [10] Etienne A S, Jeffery K J. Path integration in mammals[J]. *Hippocampus*, 2004, 14(2): 180-192
- [11] 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(in Chinese)
(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)
- [12] Barry C, Burgess N. Neural mechanisms of self-location[J]. *Current Biology*, 2014, 24(8): 330-339
- [13] O'Keefe J, Burgess N. Geometric determinants of the place fields of hippocampal neurons[J]. *Nature*, 1996, 381: 425-428
- [14] Skaggs W E, Knierim J J, Kudrimoti H S, *et al.* A model of the neural basis of the rat's sense of direction[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1995, 7: 173-180
- [15] Raudies F, Brandon M P, William Chapman G, *et al.* Head directional is coded more strongly than movement direction in a population of entorhinal neurons[J]. *Brain Research*, 2015, 1621: 355-367
- [16] Taube J S. Head direction cells recorded in the anterior thalamic nuclei of freely moving rats[J]. *Journal of the Society for Neuroscience*, 1995, 15(1): 70-86
- [17] Giocomo L M. Environmental boundaries as a mechanism for correcting and anchoring spatial maps[J]. *The Journal of Physiology*, 2016, 594(22): 6501-6511
- [18] Mizumori S J, Williams J D. Directionally selective mnemonic properties of neurons in the lateral dorsal nucleus of the thalamus of rats[J]. *The Journal of Neuroscience*, 1993, 13(9): 4015-4028
- [19] Mhatre H, Gorchetnikov A, Grossberg S. Grid cell hexagonal patterns formed by fast self-organized learning within entorhinal cortex[J]. *Hippocampus*, 2012, 22(2): 320-334
- [20] Castro L, Aguiar P. A feedforward model for the formation of a grid field where spatial information is provided solely from place cells[J]. *Biological Cybernetics*, 2014, 108(2): 133-143
- [21] Tocker G, Barak O, Derdikman D. Grid cells correlation structure suggests organized feedforward projections into superficial layers of the medial entorhinal cortex[J]. *Hippocampus*, 2015, 25(12): 1599-1613
- [22] Moser E I, Roudi Y, Witter M P, *et al.* Grid cells and cortical representation[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2014, 15(7): 466-481
- [23] Hafting T, Fyhn M, Molden S, *et al.* Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex[J]. *Nature*, 2005, 436(7052): 801-806
- [24] Juavinett A L, Callaway E M. Pattern and component motion responses in mouse visual cortical areas[J]. *Current Biology*, 2015, 25(13): 1759-1764
- [25] Couey J J, Witoelar A, Zhang S J, *et al.* Recurrent inhibitory circuitry as a mechanism for grid formation[J]. *Nature Neuroscience*, 2013, 16(3): 318-324
- [26] Giocomo L M, Moser M B, Moser E I. Computational models of grid cells[J]. *Neuron*, 2011, 71(4): 589-603
- [27] Moser E I, Kropff E, Moser M B. Place cells, grid cells, and the brain's spatial representation system[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 2008, 31(1): 69-89
- [28] Stepanyuk A. Self-organization of grid fields under supervision of place cells in a neuron model with associative plasticity[J]. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 2015, 13: 48-62
- [29] Lyttle D, Gereke B, Lin K K, *et al.* Spatial scale and place field stability in a grid-to-place cell model of the dorsoventral axis of the hippocampus[J]. *Hippocampus*, 2013, 23(8): 729-744
- [30] Geiger A, Lenz P, Stiller C, *et al.* Vision meets robotics: the KITTI datasets[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(11): 1231-1237
- [31] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262
- [32] Ball D, Heath S, Wiles J, *et al.* OpenRatSLAM: an open source brain-based SLAM system[J]. *Autonomous Robots*, 2013, 34(3): 149-176