DOI：10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202503002

类脑空间认知地图构建方法综述

张志豪，刘亦心，王玲玲，富　立
（北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院，北京 100191）

摘　要：为提高机器人对复杂环境的高效感知和路径规划能力，在介绍动物创建认知地图神经机理的基础上，系统梳理了国内外类脑空间认知地图构建方法的研究进展。首先，将类脑空间认知地图构建方法分为基于连续吸引子神经网络的认知地图构建方法、基于脉冲神经网络的认知地图构建方法以及基于深度强化学习的认知地图构建方法3种类型，并重点介绍了这3种方法的核心思想及其发展现状；其次，对以上3种方法的适用场景、复杂程度以及建模维度等进行横向对比，指出每种方法各自的优势与不足；最后，指出现有类脑空间认知地图构建方法的局限性，并对其未来研究的发展方向进行了探讨。

关键词：认知地图；导航细胞；神经网络；深度强化学习
中图分类号：TP183　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：2097-2741(2025)03-010-11

Review of the Methods for Constructing Brain-Inspired Spatial Cognitive Maps

ZHANG Zhihao, LIU Yixin, WANG Lingling, FU Li
(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

ABSTRACT: To enhance robotic perception and path planning ability in complex environments, this study systematically reviewed domestic and international research on brain-inspired spatial cognitive map construction methods based on neural mechanisms of animals forming cognitive maps. First, brain-inspired spatial cognitive map construction methods were divided into three types: methods based on continuous attractor neural network, methods based on spiking neural network, and methods based on deep reinforcement learning. The core ideas and development statuses of the three methods were introduced in detail. Second, the three methods were compared horizontally based on applicable scenarios, complexity, and modeling dimensions, with their respective advantages and disadvantages identified. Finally, the limitations of the existing brain-inspired spatial cognitive map construction methods were analyzed, and future research directions were discussed.

KEYWORDS: cognitive map; navigation cell; neural network; deep reinforcement learning

收稿日期：2024-11-28　　**修回日期**：2025-03-13　　**录用日期**：2025-03-18
基金项目：教育部重点实验室开放基金（AAIE-2023-0201）
第一作者：张志豪（2001—），男，硕士研究生，主要从事类脑导航研究。E-mail：m15974009910@163.com

引用格式：张志豪，刘亦心，王玲玲，等.类脑空间认知地图构建方法综述[J].火箭军工程大学学报，2025，39（3）：10-20.
ZHANG Zhihao, LIU Yixin, WANG Lingling, et al. Review of the methods for constructing brain-inspired spatial cognitive maps[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(3): 10-20.

认知地图是美国心理学家Edward Tolman于20世纪40年代首次提出的概念，用以解释动物如何在复杂环境中实现高效导航与路径规划[1]，也被称为地图表征[2-5]。Tolman提出，动物大脑中存在一种内部表征机制，能够通过神经活动将环境信息组织为空间关系网络，为导航和记忆提供支持。此理论的提出不仅为行为心理学研究开辟了新领域，也为后续神经科学、机器人学以及人工智能中的空间认知与导航研究奠定了重要基础。随着神经科学技术的进步，研究者发现了多种与空间认知密切相关的导航细胞，例如位置细胞（place gell，PC）[6]、头朝向细胞（head direction cell，HDC）[7]和网格细胞（grid cell，GC）[8]等。这些细胞的发现揭示了哺乳动物大脑在编码空间信息和认知环境中的关键神经机制，为认知地图的神经学研究提供了直接的实验证据，同时也为仿生学研究提供了丰富的灵感，尤其是在类脑导航算法和认知地图构建方面，推动了人工智能技术的发展[9-12]。

受动物大脑导航机制的启发，许多学者尝试将神经科学与机器学习相结合，提出了一系列类脑认知地图构建方法。当前，主要有以下3类研究方法：1）基于连续吸引子神经网络（continuous attractor neural network，CANN）的认知地图构建方法[13]，该方法通过模拟神经元的动力学特性表征空间信息；2）基于脉冲神经网络（spiking neural network，SNN）的认知地图构建方法[14]，通过脉冲时间依赖可塑性（spike-timing-dependent plasticity，STDP）学习规则实现在线学习和动态建图；3）基于深度强化学习（deep reinforcement learning，DRL）的认知地图构建方法[15]，该方法是通过智能体与环境的交互来学习最优行为的策略。以上方法各有优劣，在理论和应用层面均取得显著成果[16-18]。

本文旨在梳理认知地图的神经基础，重点分析基于CANN、SNN和DRL的3类认知地图构建技术的原理、优势与局限性，并探讨其在导航与环境建图中的应用潜力和未来发展方向。通过系统总结这一领域的研究进展，为构建更加高效、智能的认知导航系统提供理论参考和技术指导。

1 认知地图的神经基础

自20世纪中叶起，行为心理学家就一直致力于研究大鼠的空间学习与记忆机制，旨在揭示人类及其他动物在复杂环境中的空间认知能力。Tolman与同事观察大鼠在迷宫中的行为时发现，随着大鼠对环境熟悉程度的增加，它们能够在复杂迷宫中迅速而准确地到达多个目标位置，且在面对不同的任务时表现出灵活的空间导航行为，能够在访问较少区域的情况下，完成路径导航和捷径选择等高级认知任务。这表明大鼠大脑可能存在一种内部知识结构，能够基于空间经验存储环境信息，形成外部环境的内部认知，并指导路径规划等导航任务[19]。基于这些观察，Tolman等提出认知地图的概念，强调动物通过探索环境，能够在脑中形成一种类似地图的内部表征，用于指导其行为。这种表征并非简单的刺激-反应模式，而是一种对空间关系的整体感知，支持动物在环境变化时进行适应性决策，如捷径选择。尽管他并未详细阐述这种地图的具体机制，但这一假设为后续的大脑空间认知相关研究奠定了理论的基础。

随着生物科学研究的发展，科学家们逐渐揭示了大脑构建空间表征的神经机制。O'Keefe等[6]在大鼠海马体中首次发现了位置细胞，该类神经元在动物处于特定空间位点时呈现特征性放电活动，揭示了大脑如何编码环境中的位置[20-22]。这项里程碑式的发现不仅为认知地图理论提供了直接的神经生物学证据，同时也确立了海马体作为空间定位与导航核心脑区的功能地位。在此基础上，Taube等[7]发现的头朝向细胞进一步完善了空间认知理论，头朝向细胞对动物头部的朝向方向高度敏感，并在特定方向范围内表现出显著的空间调谐性[23-24]。后续研究中，Hafting等[8]发现了网格细胞，这些细胞在大鼠的内嗅皮层中表现出规则的六边形激活模式，帮助大脑进行精确的距离计算和位置更新，从而增强了空间路径规划的能力[25-27]。这3类神经元的相继发现，共同构建了哺乳动物空间认知神经回路的完整图谱，深刻揭示了大脑处理空间信息的细胞机制。

生物体构建认知地图的过程通常包含以下3个步骤。1）运动数据和视觉信息通过大脑的感知系统输入，为环境表征提供基础数据支持，这些多模态信息通过神经网络融合加工后，进而激活特定的神经元类型。2）不同类型的相关神经元对空间信息进行编码，例如：头朝向细胞负责编码动物在空间中的方向信息，为认知地图提供方向性

参考[23]；网格细胞以六边形网格的形式对空间进行规则化编码，用于位置估计和路径规划[25]；位置细胞则通过记录动物在特定位置时的神经活动，提供具体的位置信息支持[20]。3）上述神经元在精细协同下共同参与空间信息的整合处理，使生物体能够在复杂的环境中准确构建认知地图，从而实现高效的空间导航与记忆存储。

已有研究表明，认知地图的神经基础来源于海马-内嗅皮层神经回路中不同类型导航细胞的相互协作[9]，从而形成外部空间信息的灵活内部表示，为动物在复杂环境中的导航和路径选择提供了信息基础。这些发现不仅揭示了哺乳动物空间认知的神经机制，还为类脑导航模型和人工智能中的认知地图构建设计提供了重要参考。

2 类脑空间认知地图构建方法

通过模拟大鼠等动物处理空间信息的过程，可以归纳出基于类脑空间认知构建认知地图的大致流程。以机器人探索环境为例，机器人首先通过运动感知系统获取自运动信息，包括角速度和线速度，并结合视觉传感器采集的环境图像数据，将其输入到导航细胞模型中（如头朝向细胞、网格细胞和位置细胞），用于实时估计未知朝向和位置。同时，利用视觉信息辅助修正位置估计，生成高精度的空间表征，并逐步构建认知地图[28]，其构建框架如图 1 所示。

2.1 基于 CANN 的认知地图构建方法

吸引子的概念最初来自于动力系统理论[29]，由数学家庞加莱在 19 世纪末研究天体力学时提出的相关思想逐渐发展而来。吸引子是动力系统中一种特殊的状态或状态集合，系统的状态轨迹会随着时间演化趋于这些状态或在其附近振荡，代表系统的稳定行为。吸引子按结构分为点吸引子、极限环和连续吸引子等，在神经网络中，吸引子通常用于描述网络的稳定活动模式，例如记忆存储（点吸引子）或空间表示（连续吸引子）[30]。

CANN 通过组合一系列连续的吸引子，能够在连续变量空间中形成平滑活动分布，被广泛应用于模拟空间导航、记忆存储和感知等大脑功能。通过整合外部输入和内部连接权重，CANN 可稳定表示和更新变量，如位置或方向。因为 CANN 结构简单高效，Zhang 等[31]认为 CANN 可以作为神经细胞建模的一种标准范式，图 2 中左侧为一维 CANN 结构示意图，它在 $(-\pi, \pi]$ 的区域编码一个具有周期性的连续变量 x，神经元根据其偏好的刺激在网络中进行排列，神经元连接权重 $J(x, x')$ 在空间中具有平移不变性，该网络可以保存一系列连续的凹凸状稳态。图 2 右边展示了一簇连续的吸引子在能量空间中构成一个一维的平滑子空间，在其上系统随遇平衡，每个吸引子对应于一个高斯波包活动状态。

基于导航细胞编码空间信息的生物启发式方法，许多学者将 CANN 应用于认知地图构建，通

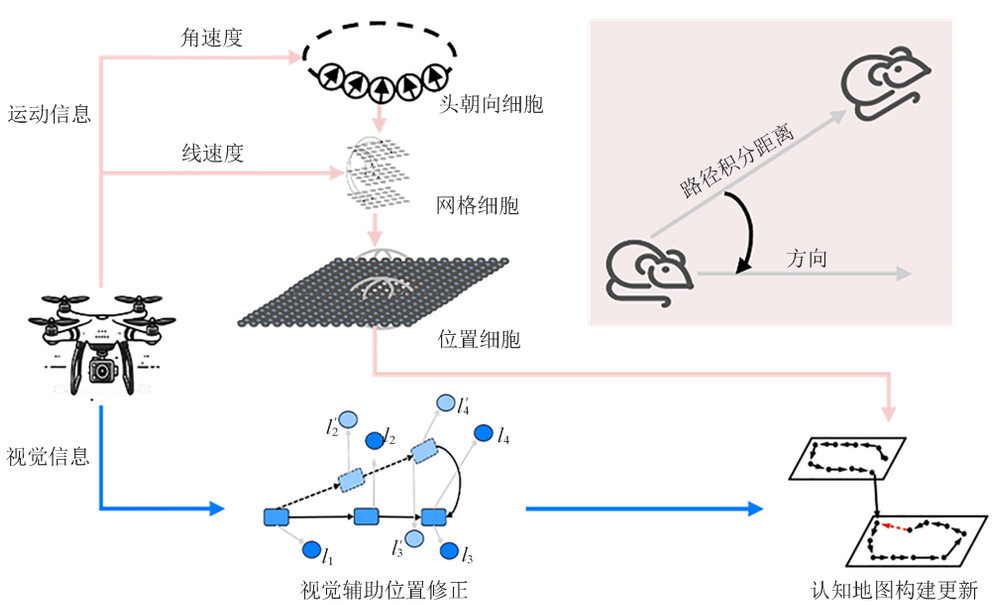

图 1 认知地图构建框架[28]

Fig. 1 Framework of cognitive map construction[28]

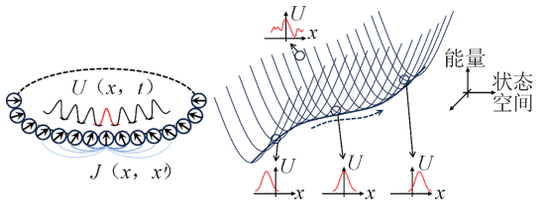

图2 一维连续吸引子神经网络模型[31]

Fig. 2 One dimensional continuous attractor neural network model [31]

过对动物导航细胞的建模构建认知地图以增强机器人的环境感知能力。具体而言，大致可以分为2个阶段：第一阶段的研究聚焦于利用CANN建模二维导航细胞，通过对海马体-内嗅皮层的导航细胞建模，创建二维认知地图。第二阶段的研究突破维度限制，通过多模态传感器融合技术实现三维空间导航细胞建模，创建三维认知地图。

在第一阶段，主要是围绕海马体-内嗅皮层的导航细胞进行建模，包括位置细胞、网格细胞以及头朝向细胞。Milford等[32]利用CANN建模大鼠位置细胞，来表征二维平面的位置信息，首次提出融合单目视觉的RatSLAM算法，生成空间稀疏但拓扑一致的特征点地图。然而，该算法在大尺度环境中误差较大。为弥补这一缺陷，提高位姿编码和路径积分的精度，Edvardsen等[33]利用CANN建模网格细胞，编码机器人在环境中的位姿并与外部视觉信息匹配，在杂乱环境下构建了能够自动进行环路检测和校正的认知地图。此外，为结合多模态信息构建认知地图，Zeng等[34]提出NeuroBayesSLAM算法，利用贝叶斯吸引子网络建模头朝向细胞和网格细胞，融合视觉与前庭感知输入，成功在室内外异构环境中构建出半度量拓扑地图。受动物和昆虫在大规模环境中强大导航能力的启发，Joseph等[35]提出多尺度CANN，将理论模型的多尺度并行空间神经网络与机器人目标系统的真实世界鲁棒性相结合，在城市环境下实现大速度范围内的轨迹跟踪及认知地图构建。2023年，Rivero等[36]通过基于环状CANN建模智能体的感知模块来获取环境信息，并集成到制图环节，提高了认知地图构建的稳定性，为复杂环境下多智能体安全导航提供了研究思路。这些研究证明了基于CANN构建的导航细胞网络可以准确地整合自运动信息并生成认知地图，但是吸引子固有的不稳定性及其外部状态会影响认知地图构建的效果。尽管二维脑导航细胞模型能够解决许多二维场景下的认知地图构建问题，但是哺乳动物具有在三维环境中进行精确导航的卓越能力，而将二维脑导航细胞模型应用到三维导航任务时，会丢失大量维度信息，因此许多研究者开始讨论三维环境下的认知地图构建问题。

第二阶段的研究开始探索利用CANN建模三维导航细胞实现智能制图。Silveira等[37]首次基于CANN构建三维位置细胞，提出开源Dolphin-SLAM，综合视觉、声呐和加速度等信息，生成水下某一深度的二维平面轨迹，构建水下三维场景的认知地图。为探究DolphinSLAM的具体实现，Ma等[38]开发了具有动力学模型的仿生机器海豚作为DolphinSLAM的自主载体，在海豚执行直线、圆周、螺旋等多种生物运动时构建认知地图并对路径进行规划，以验证该方法的有效性。为将三维认知地图的应用场景从水下环境拓展到其他复杂三维环境中，Yang等[39]通过CANN建模多尺度网格细胞，实现三维环境中基于路径整合的度量导航，能够克服惯性导航在缺乏外界感觉线索时出现的严重漂移，生成的认知地图的鲁棒性较好。为进一步提升三维认知地图构建的精度，余芳文[40]基于CANN，提出了结合局部视图细胞、三维位置细胞和多层头朝向细胞的NeuroSLAM系统，利用三维细胞模型编码无人系统的航向角、位置和方向等三维导航信息以及自运动信息，并进行路径积分，同时接受外部视觉信息，进行三维位置校准，能够高效地生成高精度、拓扑正确的三维认知地图。但是NeuroSLAM系统的视觉信息处理以及回环检测方法与RatSLAM一致，计算复杂且功耗高。为了应对这些挑战，2024年，Shen等[41]提出ORB-NeuroSLAM方法，利用摄像机图像的ORB特征来计算机器人的自运动和视觉信息，然后通过CANN建模多层头朝向细胞和三维网格细胞，所构建的认知地图在三维环境中具有更高的鲁棒性。

总体而言，CANN可解释性强、鲁棒性高，具有丰富的动力学特征，在模拟动物神经机制方面具有独特优势。基于CANN的认知地图构建方法通过将导航细胞引入到地图构建过程中，同时融合多模态信息，能够构建低功耗、高鲁棒性且环境适应性强的认知地图。然而，目前基于CANN的制图精度仍未达到传统SLAM系统的水平，且其泛化能力也存在一定的局限性。此外，基于CANN的方法仍面临一系列技术挑战，包括如何确保吸引子系统的稳定性、准确模拟不同导

航细胞间交互机制以及提高吸引子网络在表征环境信息时的精度等[12]。同时，关于大脑如何基于神经动力学处理三维旋转和三维平移等信息并在此基础上构建认知地图的问题仍未得到充分解释[40]。对于这些问题的解决，还有待深入的研究和探索。

2.2 基于SNN的认知地图构建方法

受大脑神经元通过脉冲信号编码信息的启发，Maass等[42]通过模拟生物神经元的离散脉冲传递机制，提出SNN网络模型。与人工神经网络（artificial neural network，ANN）和深度神经网络（deep neural network，DNN）相比，SNN保留了包括多输入单输出机制等更多生物神经元的特性，并以脉冲时间间隔或频率编码信息，使得单个脉冲的时间信息能够被有效地编码和表达，具有更强的时空信息处理能力[42-43]。此外，与DNN相比，SNN通过稀疏激活方式显著减少了使用的神经元数量，降低了计算能耗，能够更加高效地完成学习任务[44]，其结构如图3所示。其中，S_0和S是由0/1序列构成的输入和输出信号，w_i是前神经元向后神经元传递时所占的权重。

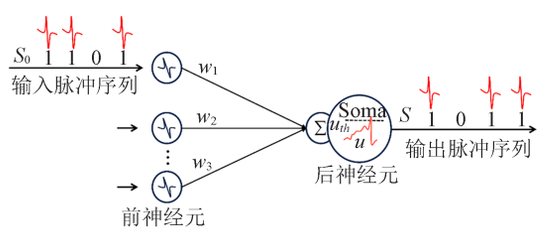

图3 脉冲神经网络[9]

Fig. 3 Spiking neural network[9]

SNN通过抽象大脑的计算原理，模拟神经处理的分层结构，能够将已识别的环境特征映射到有限的神经表征，同时探索未知环境区域，避免了直接复制大脑的行为。基于SNN的类脑认知地图构建系统采用STDP学习规则[45]，实现在线学习，无需预先的离线训练，可以动态地从输入数据中提取特征。在感官输入缺失的情况下，系统可以通过构建决策网络执行定位和路径规划，提供稳定的方向编码和定位制图能力[46]。

鉴于SNN算法以脉冲信号编码信息，类似大脑的信息处理机制，许多学者对基于SNN构建认知地图的方法展开研究。其中，Kreiser等[14]将SNN引入SLAM算法，利用 SNN处理视觉数据并获取机器人的角速度和方向信息，在神经形态硬件上实现认知地图构建。考虑到SNN模型在信息处理方面与导航细胞的相似性，Kreiser等[47]基于SNN建模头朝向细胞，实现路径整合并校正累计误差，提出一种低功耗的认知地图构建方法。2023年，Chao等[48]基于SNN建模位置细胞，编码无人机的位置和方向等信息，在实验环境下成功构建认知地图，为无人机进行避障寻路提供信息基础，同时充分利用SNN的特性，提高了制图的鲁棒性以及效率，但该方法仅在静态实验环境下表现突出，实时性仍有待提高。为进一步提高认知地图构建的时效性，Tang等[49]利用SNN模拟大脑导航机理，建模位置细胞和网格细胞，并采用WTA（winner-take-all）学习规则，响应最强的“胜者”参与权重更新，保证了网络的稀疏激活，在减少计算量的同时，成功构建了实时认知地图系统。该方法解决了以往基于SNN构建认知地图方法存在的计算效率低、速度慢的问题，并为其他信息处理细胞的引入提供了参考。为解决三维环境下认知地图构建问题，Komer 等[50]利用SNN处理局部信息，在三维环境中进行空间推理，提出了用于无人机导航的BatSLAM系统，在室内环境下成功构建认知地图。但是，该方法主要在受控或简化的环境中进行测试，无法很好地泛化到复杂的真实世界场景，并且依赖特定的感知输入，在条件变化时性能可能会受到影响。Steffen等[51]基于SNN建模三维位置细胞，使用STDP作为神经元的学习规则，实现对环境的学习并构建认知地图。虽然该方法在三维认知地图构建与路径规划方面取得了一定的进展，但由于突触连接构建效率较低，且尚未在硬件上实现，因而限制了其大规模应用。考虑到大脑中不同脑区的协同作用，Xing等[52]基于SNN模拟多个脑区，包括视觉皮层、小脑以及前额叶皮层3个模块，将接收到的图片信息作为输入，通过视觉皮层模块进行感知，并利用小脑模块进行计算和规划，最后通过前额叶皮层模块进行预测，成功生成了认知地图。

综上所述，基于SNN的认知地图构建方法借鉴动物大脑编码信息的机制，能够有效编码时序信息，且信息交流快速、功耗低，在认知地图构造方面取得了长足的进步。但是由于脉冲编码的复杂性，以及SNN网络的稀疏性，导致SNN中的动态神经元活动需要在长时间的训练中保持稳定，并且由于SNN的时序性，难以直接使用反向传播训练算法。虽然近年来有一些改进算法（如脉冲反向传播和基于梯度的优化方法），但仍然面临梯

度消失、计算复杂度高的问题。目前，对SNN算法的训练仍然具有较大的难度。

2.3 基于DRL的认知地图构建方法

深度学习是一种基于人工神经网络的机器学习方法，通过构建多层网络结构，可以从原始数据中自动提取特征；强化学习则是一种决策学习框架，通过与环境交互，不断优化策略，以最大化累积奖励，主要用于解决动态规划和多步决策问题。DRL将深度学习与强化学习相结合，兼具深度学习的感知能力和强化学习的决策能力，具有更强的解决实际问题的能力，非常适合用于构建类脑认知地图。通过将深度强化学习引入导航细胞建模，同时结合地标感知与学习模块，能够模拟大脑中网格细胞、位置细胞和头朝向细胞等导航细胞的功能，实现对空间位置、方向以及关键环境特征的高效表征[53]，其构建认知地图的流程如图4所示。这种方法不仅可以增强系统对环境的感知能力，还能通过学习复杂环境中的动态特征，逐步优化认知地图的构建过程，从而有效建立具备自适应性和鲁棒性的类脑认知地图，为智能体在未知环境中的自主导航提供技术支撑。

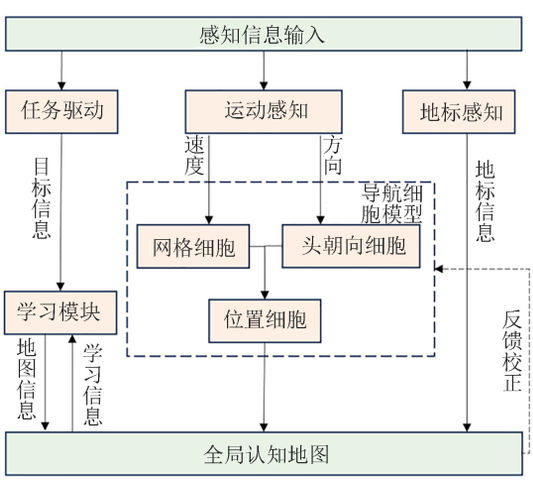

图4 基于DRL的类脑认知地图构建流程[53]

Fig. 4 Process of constructing brain-inspired cognitive maps based on DRL[53]

随着DRL的发展，Kanitscheider等[54]提出了第一个基于DRL的认知地图构建方案，利用仿真老鼠探索环境所采集的速度、角度以及边界信息作为输入，并使用循环神经网络构建二维平面认知地图。其中，隐藏节点能够模拟位置细胞的放电特性。随后，基于对海马体-内嗅皮层神经编码机制的深入解析，Banino等人[55]创新性地构建了一个融合多模态感觉输入的神经计算框架，通过卷积神经网络对视觉运动信号进行时空解码，并结合强化学习中的actor-critic架构进行策略优化，成功开发出具备路径积分能力的认知地图生成系统，能够实时预测自位觉信号并更新环境认知。在此基础上，Cueva等[56]利用循环神经网络模拟动物大脑的网格细胞等导航细胞，实现与动物导航细胞类似的放电模式，在实际环境下构建认知地图。He等[57]系统地应用强化学习模型来表征人类的空间导航，比较了不同导航需求下的各种强化学习模型的表现，证明混合模型（结合无模型学习和基于模型的学习）能更好地拟合人类的导航行为，适用于构建认知地图及预测导航行为。

DRL模型通过模仿动物导航行为，从机理上具备实现认知地图自主构建能力，体现了动物智能认知的部分功能。但是由于DRL模型的“黑箱”特性，使得其决策过程难以解释，在认知地图构建任务中，不利于解释所提取的特征，导致模型泛化能力变差。同时，DRL模型需要大量高精度数据来学习有效策略，但高质量的数据在认知地图构建任务中通常难以获得。此外，DRL算法的高计算成本以及强环境依赖性也限制了其在认知地图构建方面的进一步应用。

3 类脑空间认知地图构建方法对比与展望

3.1 类脑空间认知地图构建方法对比

表1系统梳理了近年来典型的类脑认知地图构建方法，涵盖了所采用的神经元类型、建模维度以及所使用的构建方法，全面展示了不同技术路径下的代表性研究方法，主要包括基于CANN的类脑建模、基于SNN的生物神经模拟技术以及基于DRL的智能体学习模式。这些方法通过模拟海马体-内嗅皮层神经编码机制，构建多层级神经表征系统，采用脑启发的神经网络方法对导航信息进行处理，从而实现认知地图的构建。随着神经科学和人工智能技术的发展，建模方法对PC、HDC和GC等导航细胞动态特性的解析更加精准，建模维度从二维向三维发展，传感器从单一的视觉向多模态融合，即使在复杂的环境下，也能构建低功耗且高鲁棒性高的空间认知地图，拓宽了认知地图的应用场景，为机器人自主导航提供新的解决方法。

3种认知地图构建方法均有其独特的优势与各自的局限性，适用于不同的应用场景。基于

表 1 类脑认知地图构建方法

Table 1 Methods for constructing brain like cognitive maps

研究作者	导航细胞	建模维度	神经网络	参考文献
Milford,et al.	PC	2D	CANN	[32]
Edvardsen,et al.	GC	2D	CANN	[33]
Zeng,et al.	HDC,GC	2D	CANN	[34]
Joseph,et al.	PC,GC	2D	CANN	[35]
Rivero,et al.	PC,GC,HDC	2D	CANN	[36]
Silveira,et al.	PC	2D	CANN	[37]
Ma,et al.	PC,GC	2D	CANN	[38]
Yang,et al.	PC,GC	2D	CANN	[39]
余芳文	HDC,GC	2D	CANN	[40]
Shen,et al.	HDC,GC	2D	CANN	[41]
Kreiser,et al.	HDC	2D	SNN	[47]
Chao,et al.	PC	2D	SNN	[48]
Tang,et al.	PC	2D	SNN	[49]
Komer,et al.	PC,GC	2D	SNN	[50]
Steffen,et al.	PC	2D	SNN	[51]
Xing,et al.	PC,GC,HDC	2D	SNN	[52]
Kanitscheider,et al.	PC	2D	LSTM	[54]
Banino,et al.	PC,GC,HDC	2D	DRL	[55]
Cueva,et al.	GC	2D	RNN	[56]
He,et al.	PC,GC,HDC	2D	DRL	[57]

CANN的方法通过模拟神经元的动力学系统，实现路径积分和位置编码，可解释性强，训练简单且稳定性高，特别适合处理连续空间中的定位任务。CANN 模型通常利用吸引子网络表征机器人在环境中的位置和方向，从而实现环境的持续感知和记忆。这种方法的优势在于其对空间位置的平滑编码和动态适应性，可以在较小规模的环境中高效运作。然而，CANN模型的计算复杂度较高，且难以扩展到大规模环境或复杂任务中，并且吸引子自身的稳定性也限制了其应用范围。另外，利用CANN建模导航细胞时所依赖的部分神经机理是否存在于哺乳动物大脑中还有待进一步考证，所以仍存在完备性问题[12]。

基于SNN的方法通过模拟神经元的脉冲发放和脉冲时间依赖可塑性进行学习。SNN方法的优势在于其生物学启发性强，可以更真实地模拟生物神经系统的学习和信息处理机制，尤其在动态环境中具有较强的鲁棒性。SNN模型通过在线学习从传感器输入中提取特征，能够处理复杂的时间序列数据，有利于实现实时导航和目标追踪。然而，SNN的训练过程较为复杂，需要长时间的收敛，而且对硬件要求较高，特别是在处理大规模数据时面临较高的计算需求，限制了其推广应用。

基于DRL的认知地图构建方法依赖于智能体与环境的交互，通过奖励信号引导学习过程。这种方法的最大优势在于其强大的适应能力和灵活性，可以在不依赖先验地图或明确规则的情况下，通过与环境的反复互动，学习最优的行为策略。在动态、复杂的环境中，DRL算法能够持续优化策略，实现高效的路径规划和环境建图。尽管如此，该方法的训练过程通常需要大量的交互数据和计算资源，且训练过程较为缓慢。此外，由于其主要依赖奖励信号，因此在长时间训练和探索未知环境情况下，可能难以获得准确的地图建构。并且深度学习模型的可解释性是一直存在的问题，尽管文献[15]和文献[56]等研究证明了RNN等网络隐藏节点的激活特性类似于脑导航细胞的感受野，但其建模原理和过程仍缺乏相应的生物学与

脑科学支持。

3.2 类脑空间认知地图构建展望

目前，构建类脑认知地图的技术难点主要是如何利用计算机技术模拟大脑接收和处理环境信息的方式。随着人工智能的发展，类脑认知地图构建已经取得了一定的进展，能够初步模拟大脑的多种功能，如高维多模态信息的捕获和处理、空间记忆的形成与更新以及认知地图的调用和反馈等。但是，由于目前对大脑中导航系统的认知有限，对大脑各部分以及导航细胞之间信息交互的研究并不深入，所以类脑认知地图在工作机理上缺乏可解释性。从神经动力学以及神经网络角度模拟大脑中认知地图的创建过程，仅能模拟出大脑环境认知系统的部分功能，难以确保制图的稳定性及精确性，尤其在复杂高动态环境下，类脑认知地图的构建缺乏快速响应能力。鉴于此，基于类脑认知的认知地图构建方法目前存在的技术难点及其发展方向归纳如下。

1）大脑认知地图构建机理研究。目前，大部分的研究都是对大脑局部功能的模拟，如基于PC、GC的认知地图构建模型，这类模型虽然能够在部分实验和真实环境下完成地图构建任务，但其性能与动物感知外部环境信息的真实能力相差甚远。未来，随着对哺乳动物大脑认知机理的进一步研究，将注重对大脑整体功能的模拟，以实现更加准确和高效的信息耦合，提高认知地图构建的准确性、实时性。此外，目前所构建的认知地图仍然以视觉信息为主，但自然界中许多生物能够利用不同的信息完善认知地图，如磁感应、超声波与嗅觉信息等。未来，将提升导航细胞模型对这些信息的感知能力，借鉴其他生物处理信息的方式以及丰富的导航机理，进一步提高认知地图构建的完备性与稳定性。

2）高维导航细胞模型建模技术研究。目前的研究大多是建模二维导航细胞，基于三维导航细胞模型构建三维认知地图的研究相对较少。但是在真实环境中，二维认知地图的应用场景十分有限。因此，未来需要探索高维导航细胞建模技术，以支持三维认知地图的构建。在三维导航细胞建模方面，许多问题需要考虑，如是否需要多细胞协同表征三维信息、如何衡量三维空间中信息的重要性以及如何高效整合导航细胞所获取的信息[9]等。

3）类脑认知地图构建与大模型技术的融合研究。近年来，大模型的研究与应用日益广泛，具身智能成为无人系统实现自主环境交互、感知、认知及决策一体化的必要途径[57]。未来，类脑认知地图构建方法可以与大模型相结合，利用大模型强大的认知和规划能力，实现高效的认知地图构建，甚至可以从语义级别生成认知地图，实现更智能的认知地图构建。

4 结论

基于对类脑认知的深入探讨，本文总结了基于类脑认知的认知地图构建方法研究进展与应用前景。通过模仿动物大脑的时空信息处理机制，类脑认知地图构建方法展示了在复杂环境中的自适应性和低能耗优势，弥补了传统认知地图构建方法在功耗、鲁棒性和泛化能力方面存在的不足。本文在分析生物构建认知地图机制的基础上，从生物基础、导航细胞建模以及类脑神经网络算法的角度出发，系统梳理了当前类脑认知地图构建方法的核心技术和研究成果，表明基于类脑认知的空间地图构建方法通过运用神经网络模拟大脑来处理时空信息，能够有效整合多模态感知信息，实现空间认知和地图构建的有机结合，为无人系统在复杂环境中的高效导航提供类脑认知基础。然而，尽管当前的研究已取得了显著进展，类脑认知地图构建在信息融合精度、制图鲁棒性以及实时性等方面仍存在诸多挑战。未来的研究应着眼于探索生物导航机理，增强高维信息感知能力，结合大模型等新兴技术，提升导航细胞模型的信息处理和整合能力，以构建真正符合生物大脑认知特性的认知地图。

参考文献

[1] WHITTINGTON J C R，MCCAFFARY D，BAKERMANS J J W，et al. How to build a cognitive map[J]. Nature Neuroscience，2022，25(10)：1257-1272.

[2] PEER M，BRUNEC I K，NEWCOMBE N S，et al. Structuring knowledge with cognitive maps and cognitive graphs[J]. Trends in Cognitive Sciences，2021，25(1)：37-54.

[3] ZENG T P，SI B L. A brain-inspired compact cognitive mapping system[J]. Cognitive Neurodynamics，2021，15(1)：91-101.

[4] HU B，GUAN Z H，CHEN G R，et al. Neuro-

science and network dynamics toward brain-inspired intelligence[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(10): 10214-10227.

[5] BANKER S M, GU X S, SCHILLER D, et al. Hippocampal contributions to social and cognitive deficits in autism spectrum disorder[J]. Trends in Neurosciences, 2021, 44(10): 793-807.

[6] 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: 171-175.

[7] TAUBE J S, MULLER R U, RANCK J B. Head-direction cells recorded from the postsubiculum in freely moving rats. I. description and quantitative analysis[J]. Journal of Neuroscience, 1990, 10(2): 420-435.

[8] HAFTING T, FYHN M, MOLDEN S, et al. Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex[J]. Nature, 2005, 436(7052): 801-806.

[9] 朱祥维，沈丹，肖凯，等. 类脑导航的机理、算法、实现与展望[J]. 航空学报，2023，44(19)：6-38.
ZHU X W, SHEN D, XIAO K, et al. Mechanisms, algorithms, implementation and perspectives of brain-inspired navigation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(19): 6-38.

[10] 陈雨荻，熊智，刘建业，等. 基于海马体的面向未知复杂环境类脑导航技术综述[J]. 兵工学报，2022，43(11)：2965-2980.
CHEN Y D, XIONG Z, LIU J Y, et al. Review of brain-inspired navigation technology based on hippocampal formation for unknown complex environments[J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(11): 2965-2980.

[11] 杨闯，刘建业，熊智，等. 由感知到动作决策一体化的类脑导航技术研究现状与未来发展[J]. 航空学报，2020，41(1)：35-49.
YANG C, LIU J Y, XIONG Z, et al. Brain-inspired navigation technology integrating perception and action decision: a review and outlook[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(1): 35-49.

[12] 李卫斌，秦晨浩，张天一，等. 综述：类脑智能导航建模技术及其应用[J]. 系统工程与电子技术，2024，46(11)：3844-3861.
LI W B, QIN C H, ZHANG T Y, et al. Review: brain-inspired intelligent navigation modeling technology and its application[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(11): 3844-3861.

[13] CHU T, JI Z, ZUO J, et al. Oscillatory tracking of continuous attractor neural networks account for phase precession and procession of hippocampal place cells[C]//KOYEJO S, MOHAMED S, AGARWAL A, et al. Advances in Neural Information Processing Systems. New York: Curran Associates, Inc., 2022: 33159-33172.

[14] KREISER R, WAIBEL G, ARMENGOL N, et al. Error estimation and correction in a spiking neural network for map formation in neuromorphic hardware[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 6134-6140.

[15] ZHU K, ZHANG T. Deep reinforcement learning based mobile robot navigation: a review[J]. Tsinghua Science and Technology, 2021, 26(5): 674-691.

[16] 郭迟，罗宾汉，李飞，等. 类脑导航算法：综述与验证[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2021，46(12)：1819-1831.
GUO C, LUO B H, LI F, et al. Review and verification for brain-like navigation algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(12): 1819-1831.

[17] 斯白露，罗壹凡. 空间记忆与类脑导航研究进展[J]. 人工智能，2020(1)：16-31.

[18] 阮晓钢，柴洁，武悦，等. 基于海马体位置细胞的认知地图构建与导航[J]. 自动化学报，2021，47(3)：666-677.
RUAN X G, CHAI J, WU Y, et al. Cognitive map construction and navigation based on hippocampal place cells[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(3): 666-677.

[19] DE COTHI W, NYBERG N, GRIESBAUER E M, et al. Predictive maps in rats and humans for spatial navigation[J]. Current Biology, 2022, 32(17): 3676-3689.

[20] BROUSSARD J I, REDELL J B, MAYNARD M E, et al. Impaired experience-dependent refinement of place cells in a rat model of Alzheimer's disease[J]. Journal of Alzheimer's Disease, 2022, 86(4): 1907-1916.

[21] DONG C, MADAR A D, SHEFFIELD M E J. Distinct place cell dynamics in CA1 and CA3 encode experience in new environments[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 2977.

[22] MADHAV M S, JAYAKUMAR R P, LI B Y, et al. Control and recalibration of path integration in place cells using optic flow[J]. Nature Neuroscience, 2024, 27(8): 1599-1608.

[23] LACHANCE P A，DUMONT J R，OZEL P，et al. Commutative properties of head direction cells during locomotion in 3D：are all routes equal?[J]. Journal of Neuroscience，2020，40(15)：3035-3051.

[24] GINOSAR G，ALJADEFF J，BURAK Y，et al. Locally ordered representation of 3D space in the entorhinal cortex[J]. Nature，2021，596(7872)：404-409.

[25] BABIKER I，LIAO J，XIE W F. Grid cell detection of dandelion weed centers via convolutional neural network[C]//2022 4th International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI). Piscataway，NJ，USA：IEEE，2022：1-6.

[26] SORSCHER B，MEL G C，OCKO S A，et al. A unified theory for the computational and mechanistic origins of grid cells[J]. Neuron，2023，111(1)：121-137.

[27] MORRIS G，DERDIKMAN D. The chicken and egg problem of grid cells and place cells[J]. Trends in Cognitive Sciences，2023，27(2)：125-138.

[28] 王继茹. 基于大脑空间认知机制的认知地图构建方法及应用研究[D]. 成都：四川大学，2021：26-27.
WANG J R. Research and application of cognitive map building based on brain spatial cognition mechanism[D]. Chengdu：Sichuan University，2021：26-27.

[29] FINKELSTEIN A，FONTOLAN L，ECONOMO M N，et al. Attractor dynamics gate cortical information flow during decision-making[J]. Nature Neuroscience，2021，24(6)：843-850.

[30] KHONA M，FIETE I R. Attractor and integrator networks in the brain[J]. Nature Reviews Neuroscience，2022，23(12)：744-766.

[31] ZHANG W，WU Y N，WU S. Translation-equivariant representation in recurrent networks with a continuous manifold of attractors[C]//KOYEJO S，MOHAMED S，AGARWAL A，et al. Advances in Neural Information Processing Systems. New York：Curran Associates，Inc.，2022：15770-15783.

[32] MILFORD M J，WYETH G F，PRASSER D. RatSLAM：a hippocampal model for simultaneous localization and mapping[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway，NJ，USA：IEEE，2004，1：403-408.

[33] EDVARDSEN V，BICANSKI A，BURGESS N. Navigating with grid and place cells in cluttered environments[J]. Hippocampus，2020，30(3)：220-232.

[34] ZENG T P，TANG F Z，JI D X，et al. Neuro-BayesSLAM：neurobiologically inspired Bayesian integration of multisensory information for robot navigation[J]. Neural Networks，2020，126：21-35.

[35] JOSEPH T，FISCHER T，MILFORD M. Trajectory tracking via multiscale continuous attractor networks[C]//2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway，NJ，USA：IEEE，2023：368-375.

[36] RIVERO O，MOSQUERA M，PARDO C，et al. Ring attractor bioinspired neural network for social robot navigation[J]. Frontiers in Neurorobotics，2023，17：1211570.

[37] SILVEIRA L，GUTH F，DREWS-JR P，et al. An open-source bio-inspired solution to underwater SLAM[J]. IFAC-PapersOnLine，2015，48(2)：212-217.

[38] MA S X，WANG J，YAN S Z，et al. Underwater SLAM implementation for a bionic robotic dolphin[C]//2023 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR). Piscataway，NJ，USA：IEEE，2023：268-273.

[39] YANG C，XIONG Z，LIU J Y，et al. A path integration approach based on multiscale grid cells for large-scale navigation[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems，2021，14(3)：1009-1020.

[40] 余芳文. 面向三维环境的类脑同步定位与制图系统[D]. 武汉：中国地质大学，2020：15-53.
YU F W. Brain inspired SLAM system for 3D environments[D]. Wuhan：China University of Geosciences，2020：15-53.

[41] SHEN D，LIU G L，LI T C，et al. ORB-NeuroSLAM：a brain-inspired 3D SLAM system based on ORB features[J]. IEEE Internet of Things Journal，2024，11(7)：12408-12418.

[42] MAASS W. Networks of spiking neurons：the third generation of neural network models[J]. Neural Networks，1997，10(9)：1659-1671.

[43] SHEN J R，ZHAO Y，LIU J K，et al. Hybrid-SNN：combining bio-machine strengths by boosting adaptive spiking neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems，2023，34(9)：5841-5855.

[44] YAMAZAKI K，VO-HO V K，BULSARA D，et al. Spiking neural networks and their applica-

tions: a review[J]. Brain Sciences, 2022, 12(7): 863.

[45] SAFA A, VERBELEN T, OCKET I, et al. Fusing event-based camera and radar for SLAM using spiking neural networks with continual STDP learning[C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 2782-2788.

[46] SHI X Y, HAO Z C, YU Z F. SpikingResformer: bridging resnet and vision transformer in spiking neural networks[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2024: 5610-5619.

[47] KREISER R, RENNER A, LEITE V R C, et al. An on-chip spiking neural network for estimation of the head pose of the iCub robot[J]. Frontiers in Neuroscience, 2020, 14: 551.

[48] CHAO Y X, AUGENSTEIN P, ROENNAU A, et al. Brain inspired path planning algorithms for drones[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2023, 17: 1111861.

[49] TANG G Z, MICHMIZOS K P. Real-time mapping on a neuromorphic processor[C]//Proceedings of the 2020 Annual Neuro-Inspired Computational Elements Workshop. New York, USA: ACM, 2020: 1-3.

[50] KOMER B, JAWORSKI P, HARBOUR S, et al. BatSLAM: neuromorphic spatial reasoning in 3D environments[C]//2022 IEEE / AIAA 41st Digital Avionics Systems Conference (DASC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 1-8.

[51] STEFFEN L, DA SILVA R K, ULBRICH S, et al. Networks of place cells for representing 3D environments and path planning[C]//2020 8th IEEE RAS/EMBS International Conference for Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1158-1165.

[52] XING D P, LI J L, ZHANG T L, et al. A brain-inspired approach for collision-free movement planning in the small operational space[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(5): 2094-2105.

[53] LIU D, LYU Z, ZOU Q, et al. Robotic navigation based on experiences and predictive map inspired by spatial cognition[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(6): 4316-4326.

[54] KANITSCHEIDER I, FIETE I. Training recurrent networks to generate hypotheses about how the brain solves hard navigation problems[C]// GUYON I, VON LUXBURG U, BENGIO S, et al. Advances in Neural Information Processing Systems. New York: Curran Associates, Inc., 2017, 30: 4529-4538.

[55] BANINO A, BARRY C, URIA B, et al. Vector-based navigation using grid-like representations in artificial agents[J]. Nature, 2018, 557(7705): 429-433.

[56] CUEVA C J, SAEZ A, MARCOS E, et al. Low-dimensional dynamics for working memory and time encoding[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2020, 117(37): 23021-23032.

[57] HE Q, LIU J L, ESCHAPASSE L, et al. A comparison of reinforcement learning models of human spatial navigation[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 13923.

[58] GUPTA A, SAVARESE S, GANGULI S, et al. Embodied intelligence via learning and evolution[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 5721.

（编辑：刘建民）