

未知复杂环境下基于兴趣驱动的类型脑自主导航技术



王晨旭¹,熊智^{1,2},杨闯¹

1.南京航空航天大学,江苏 南京 211106

2.先进飞行器导航、控制与健康管理工作部重点实验室,江苏 南京 211106

摘 要:随着无人系统的应用越发广泛,传统导航技术很难满足无人系统在面对复杂任务和未知环境时对自主智能导航性能的要求。哺乳动物能够在兴趣驱动下实现高效智能且自适应环境的导航行为,受此启发的基于兴趣驱动的类型脑自主导航技术有潜力克服传统导航实时、准确和低功耗不能同时满足的缺点。本文首先阐述了哺乳动物大脑导航机理;其次,总结概括出基于兴趣驱动的类型脑自主导航技术框架;再次,从自身感知、环境认知、记忆推理和兴趣决策4个方面梳理了类型脑自主导航的关键技术和实现途径,指出了相关研究的缺陷;最后,分析了现阶段类型脑自主导航技术的不足,并对未来一体化发展做出展望。

关键词:类型脑自主导航;兴趣驱动;连续吸引子神经网络;类型脑多源融合;脉冲神经网络;类型脑芯片

中图分类号:V249.32

文献标识码:A

DOI:10.19452/j.issn1007-5453.2024.02.001

在进行地下勘探、消防救援、敌军监察等复杂任务时,无人系统会遇到卫星拒止、环境状况未知,以及对变化环境要求迅速做出决策等未知复杂环境,这对无人系统的智能自主导航性能提出了更高的要求。传统的导航方法多是预先建立精确的数学模型^[1],在几何化、结构化的测量基础上实现全局先验最优^[2-3],但由于数据处理缺乏兴趣驱动性,海量的传感信息处理和算法矩阵运算使得无人系统很难实时获取准确的导航数据,导航算法对使用场景也有着很大的限制。

随着脑与神经科学的深入研究,科学家发现哺乳动物处在拥有海量空间信息的环境时,往往只对感兴趣的部分进行处理和决策,以兴趣驱动的形式实现点到点的导航行为,具有环境适应性强、实时性和效率高等特点。受哺乳动物脑启发的类型脑自主导航技术就是利用类型脑传感器和搭载到类型脑神经芯片的类型脑智能算法,无须预先精确建模,使无人系统主动感知环境获得高维环境认知信息,并建立认知与决策地图,以此来模拟动物大脑执行自身感知、环境感知、记忆推理以及兴趣决策等行为。由于信息在系统中以异步脉冲信号形式运算处理并采用并行计算的架构,同时

利用事件驱动的感知方式及神经网络对不同环境的自适应自主学习,与传统导航方法相比,类型脑自主导航技术不依赖卫星,具有能耗低、鲁棒性强、自主学习等特点,在抗灾救援、军事监察等方面有着重要的应用价值。

当前,类型脑导航算法的研究还处于起步阶段,国内外对类型脑导航还没有统一的概念。昆士兰科技大学的 M.J. Milford 团队^[4]建立了利用海马体空间编码与视觉感知编码联合表征的基于鼠类定位与构图(RatSLAM)的导航算法,使用连续吸引子神经网络模型跟踪移动机器人的位姿,构建室内环境的拓扑地图,该系统框架侧重于认知地图的构建;A.Finkelstein 等^[5]认为动物大脑能够像航空器一样通过融合自运动信息和量测信息获得更为精确的导航信息,并分析了生物空间感知与神经编码之间的关系,从卡尔曼滤波的角度提出了3D类型脑组合导航架构;武汉大学郭迟团队^[6]通过给出定义将类型脑导航问题描述为马尔可夫决策过程(MDP),总结出了基于深度强化学习的类型脑路径决策架构,该框架科学定义了算法不同部分的职能,从而能够解构具体的算法,完成细粒度的分类和对比;空军工程大学吴德

收稿日期:2023-08-07;退修日期:2023-12-08;录用日期:2024-01-09

基金项目:航空科学基金(2020Z071052001)

引用格式:Wang Chenxu, Xiong Zhi, Yang Chuang. Interest-driven brain-inspired autonomous navigation technology in unknown complex environments[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(02): 1-13. 王晨旭, 熊智, 杨闯. 未知复杂环境下基于兴趣驱动的类型脑自主导航技术[J]. 航空科学技术, 2024, 35(02): 1-13.

伟等^[7]认为认知导航的区别于传统导航最重要的特征在于对环境和目标的“认知”能力,并给出了在这一基本内涵下的认知导航框架结构,同时从作战的角度分析了认知导航所具备的新质导航能力;清华大学余芳文等^[8]通过建立类脑形态芯片实现类脑自主导航架构,设计出了多模态混合神经网络并成功应用于天玑芯片,该算法通过实现机器人多模态感知以及神经编码和计算的方式识别位置,试验结果表明该算法在感知混联、运动模糊、光线或天气变化等复杂环境下表现出较高的鲁棒性。本文聚焦类脑自主导航技术研究的最新进展,通过分析其中的关键技术和硬件实现方法,总结出类脑自主导航技术框架更侧重兴趣驱动的感知、导航与决策一体化及其类脑计算硬件实现,并展望了未来类脑自主导航技术一体化的发展趋势。

1 哺乳动物大脑导航机理

自1948年E.C.Tolman^[9]提出认知地图理论后,越来越多的学者开始关注生物体导航机理的研究,而与空间认知和导航相关的发现大都源于海马结构。海马结构主要包括海马体和内嗅皮层(EC),其中海马体主要负责与学习记忆相关的生理活动,而内嗅皮层则主要负责对大脑新皮层接受到的环境等信息进行编码映射,和海马体共同形成对外界环境的内部表征^[4]。而参与导航的海马体又可以分为齿状回(DG)、海马区、脑下托(S)、前下托(PRS)、旁下拖(PAS)等,海马区进一步细化为海马角CA1区、海马角CA3区。导航神经信息回路如图1所示。

动物所感受的信息分成内源信息和外源信息,其中感受到的自运动信息为内源信息,而感官接收到的图像、声音等受到外界刺激的信息为外源信息。哺乳动物可以通过内

源信息进行导航。大脑前庭可以接收头部运动的角速度等自身感知的信息,经过神经编码后传递给海马区的背侧前下托,此时前下托中某些细胞会被特定的方向激活,即头朝向细胞,可以编码动物的方位信息。而位于内嗅皮层的网格细胞则在接收到大脑前庭感受到的自身的加速度和方位信息后进行路径积分,并总体呈现出六边形网格状放电结构,具有全局空间度量与表征能力。海马体中位置细胞收到网格细胞提供的路径积分信息和头朝向细胞提供的方向信息后,以细胞群共同放电为基础,逐渐形成编码稳定的位置野,呈现特异性位置放电现象。

此外,哺乳动物也可以通过外源信息进行导航。在复杂未知环境中时,感觉器官在受到外源信息的刺激后会以脉冲的形式传送到海马—内嗅皮层神经回路进行神经计算,由网格细胞和头朝向细胞将外界的刺激与内源信息融合后,转换成精度更高的运动信息,并结合环境兴趣点存储在位置细胞中,在接收类似刺激时又能根据记忆快速推理出对环境原有的认知。

然而,只靠海马体和内嗅皮层神经回路并不能控制动物到达兴趣目标位置,同时还需要与前额叶皮层和伏隔核构建特定的神经连接^[11]。兴趣目标和环境信息经过动物大脑感知后,伏隔核一方面接收海马体产生的认知地图,另一方面会接收由腹侧被盖区由多巴胺产生的奖惩调节信息。两者通过伏隔核神经元形成前馈通路,从而影响前额叶皮层动作细胞集群放电,丘脑受到动作细胞群放电影响后就会产生一组动作指令,位于大脑皮层的运动中枢在接收到指令后控制机体运动,从而到达兴趣目标的位置。哺乳动物导航行为模型如图2所示。

哺乳动物大脑里的导航神经信息回路利用大量神经元集群放电共同表征编码信息,具有吸引子动力学的抗随机噪声、抗野值等特性。与此同时,由于大脑中神经网络在经历各种复杂未知环境的同时也进行记忆学习面对不同环境的导航方法,且信息都是以脉冲信号的形式进行异步计算处理,因此哺乳动物大脑导航具有高容错能力、强学习能力以及超低功耗等特点。

2 基于兴趣驱动类脑自主导航技术框架

随着对哺乳动物大脑导航机理的深入研究,开展类脑自主导航关键技术研究具有重要意义。本文在已有研究成果的基础上,总结概括了基于兴趣驱动类脑自主导航技术框架,主要包括自身感知、环境认知、记忆推理和兴趣决策四大模块,如图3所示。

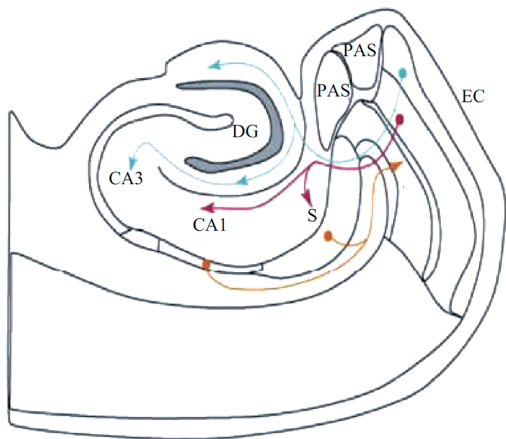


图1 导航神经信息回路^[10]

Fig.1 Navigating neuroinformational circuits^[10]

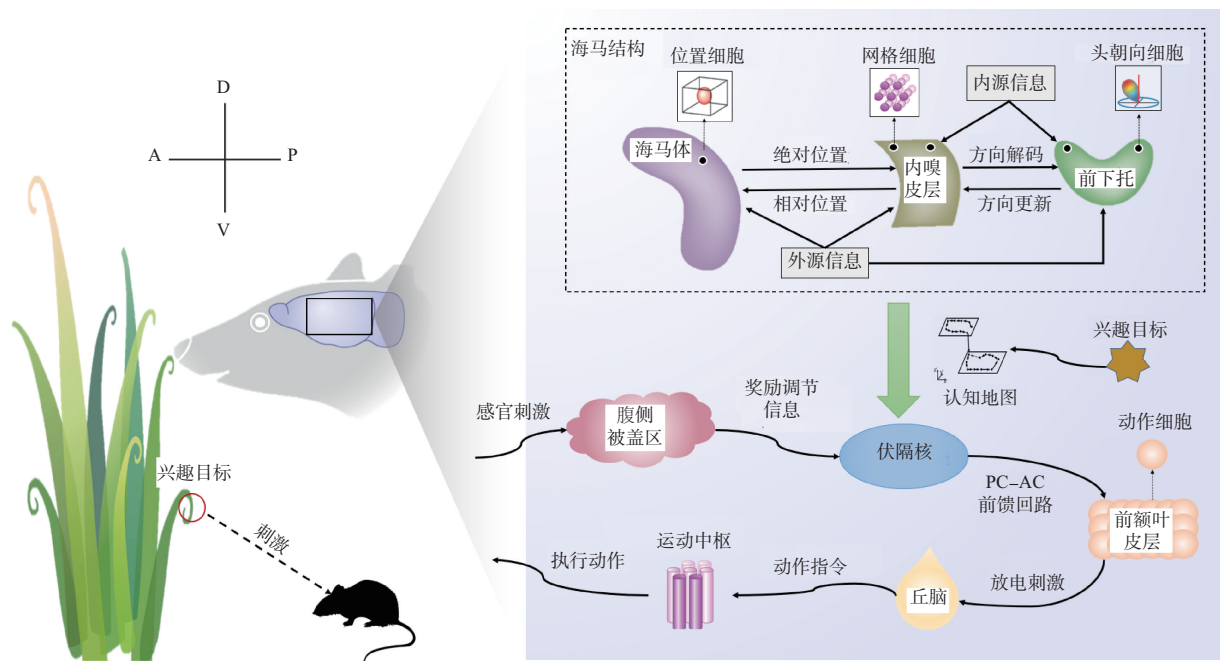


图2 哺乳动物导航行为生物回路模型

Fig.2 Biological circuit model for mammalian navigation behavior

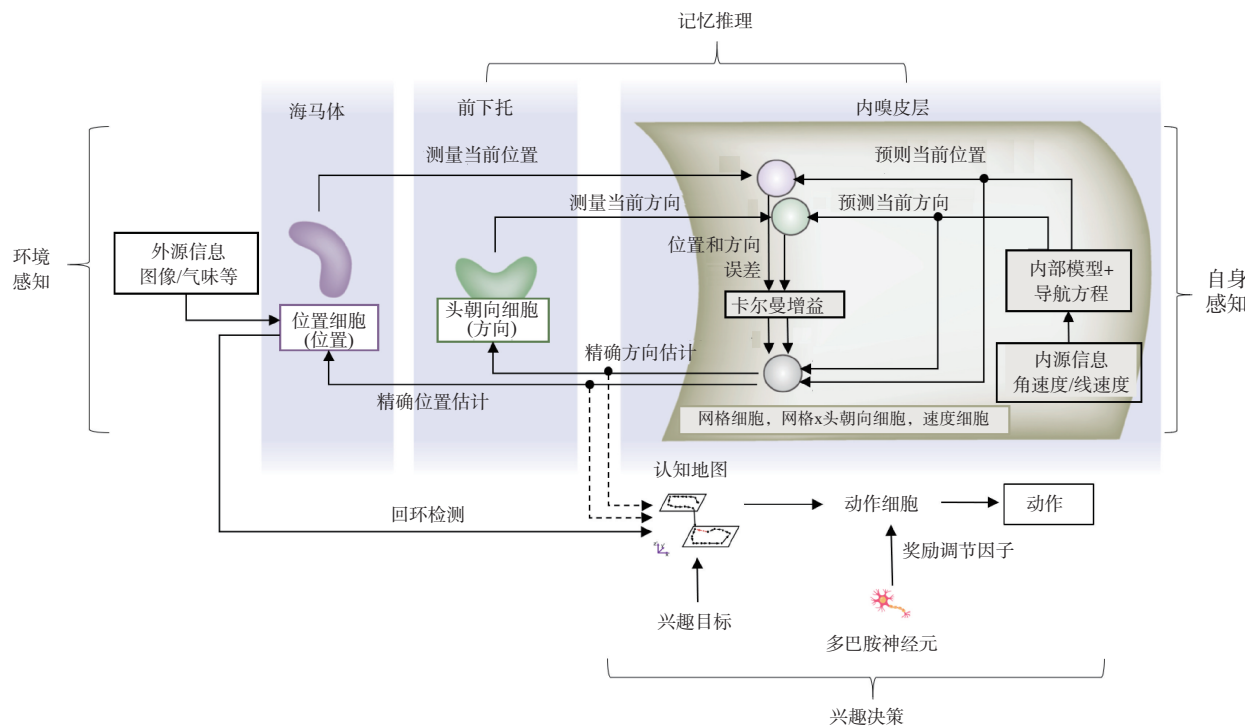


图3 基于兴趣驱动类脑自主导航框架

Fig.3 Framework for interest-driven brain-inspired autonomous navigation

(1) 自身感知模块

自身感知模块利用惯性感受器获得自身加速度、角加速度等内源信息,这些信息通过学习经验所得出的神经网络

模型以脉冲神经运算的形式进行路径积分,为生物体提供感知自身运动的信息。自身感知模块不依靠外源信息独立进行路径积分,但是误差会随时间的增长而积累。

(2) 环境认知模块

环境认知模块通过视觉、听觉、嗅觉、触觉等感受器感知外界环境的光线、声音、气味、感觉等外源信息,这些外源信息经过神经编码后刺激位置细胞及头朝向细胞放电更新,以此来获得自身的位置信息。同时,位置细胞还能将环境兴趣信息以信标的形式与即刻位置相结合,以便于后续进行回环检测。

(3) 记忆推理模块

记忆推理利用具有吸引子动力学特性的神经网络将内源信息得出的自身感知信息与外源信息得出的环境感知信息进行自适应融合,获得更加精确的认知信息并以认知地图的形式进行记忆,如遇见相似场景,便可以与其进行回环检测,并推理出对应状态信息。

(4) 兴趣决策模块

兴趣决策模块在获得兴趣目标并在认知地图中表达后,通过计算自身信息与兴趣目标的信息矢量,释放奖励调节因子刺激动作细胞集群特异性放电来获得一系列动作指令,从而指导机体完成基于兴趣目标的导航行为。

类脑自主导航技术既能使无人系统利用神经网络融合内、外源信息进行导航行为,同时又学习并训练了进行该环境导航的神经网络,还能够在感知环境的同时形成对外源信息的认知,采用事件驱动且所有信息处理都是以脉冲形式在神经元间传递异步运算。与传统导航技术相比,其具有智能性高、学习能力强、功耗低等优势。

3 类脑自主导航关键技术

1971年,J. O'Keefe等^[12]在大鼠海马体中观察到具有空间特异性放电的位置细胞,自此以后,神经学、生理学以及人工智能等领域的科学家开始研究哺乳动物大脑的导航行为。实现类脑自主导航,首先要对关键导航细胞进行建模,通过建立学习模型来模拟哺乳动物在未知复杂空间下以兴趣驱动的方式进行类脑感知定位,最后完成面向兴趣目标的路径决策及规划。

3.1 关键导航细胞建模

如何建立导航细胞空间认知神经计算模型一直是类脑自主导航的重点问题。哥伦比亚大学G. J. Cueva^[13]利用深度循环网络完成了以速度和航向为输入的二维导航模拟,并呈现出和神经生理学观察一致的放电样式;Tang等^[14]利用脉冲神经网络实现了在未知环境下的绘图和探索,并在一定程度上补偿了如视觉丢失等自身存在的硬件缺陷。Milford团队^[15]利用连续吸引子神经网络(CANN)建立了三

维网格细胞和多层头朝向细胞模型,提出了四自由度(三维位置和二维航向信息)的同步地图构建和定位系统。CANN具有系统设计简单、无须对参数进行训练、模型适用性强等优势,因此本文选用CANN对头朝向细胞、网格细胞和位置细胞进行建模分析。

CANN以吸引子动力学及循环神经网络为基础,在没有外部输入的情况下通过局部神经元之间的兴奋性递归连接和全局抑制作用维持稳态。由于利用神经元集群的稳态进行编码信息,因此对外部输入信息具有较强的抗随机噪声、鲁棒性高、自行加权融合输入信息等特点^[16],是一种当前为数不多的得到了试验验证和广泛应用的正则化神经计算模型,常用来模拟大脑编码、储存、运算及交流信息。从早期对海马结构的研究开始,CANN就成为模拟导航细胞局部放电的重要建模方法^[17]。

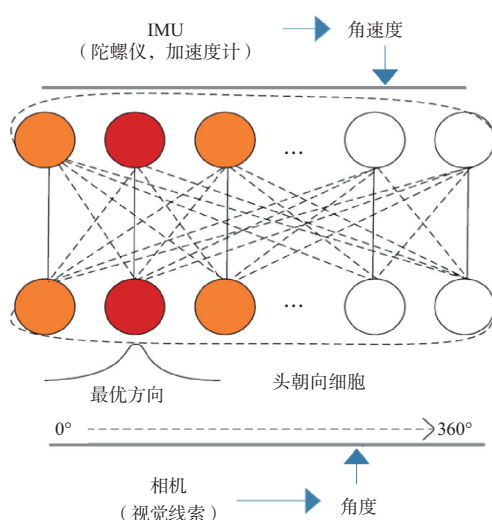
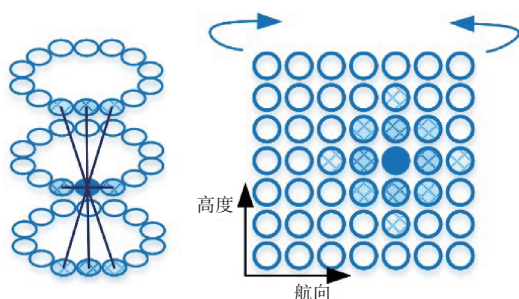
3.1.1 头朝向细胞

头朝向细胞是哺乳动物感知头部朝向的重要导航细胞。当哺乳动物面对一个方向时,对特定方向敏感的头朝向细胞会产生最高的发射率,发射形态为高斯活动包,在大脑导航中充当“指南针”的角色。20世纪70年代,S. Amari等^[18]提出神经元如果排列成墨西哥帽状的圆环,网络中神经元就可以维持局部放电,从理论上证实了CANN建模头朝向细胞的合理性。2002年,S. M. Stringer等^[19]通过编码自运动输入,提出了一种头朝向细胞的自组织CANN。该模型将放电行为与头部当前朝向的变化联系起来。Xie Xiaohui等^[20]设计了一套头朝向系统,通过将两群神经元组织成环状网络结构来模拟头朝向细胞,该系统被证明可以整合大范围的前庭输入。本文作者团队^[21]建立了一个基于头朝向细胞模型的视觉和惯性信息整合架构,如图4所示,每个头朝向细胞都预设一个首选的发射方向,并将由视觉线索所计算的角度和惯性测量单元(IMU)所计算的角速度进行了融合。

除此之外,还可以利用多维CANN对头朝向细胞进行建模,能够高度模拟哺乳动物的三维方向认知机理。如图5所示,在CANN中用二维矩阵来表示多层头朝向细胞,模型中的上下和左右侧的神经元之间为环状包络连接,可以周期表示头部方向和高度。为了更有效地表示四自由度的位姿信息,可以利用多层头朝向细胞模型表示三维空间中的航向角信息。另外,头朝向细胞与位置细胞相结合还可以进行回环校正以提高导航精度。

3.1.2 网格细胞

生物学研究发现大鼠的网格细胞在探索环境中六边形

图4 头朝向细胞信息整合示意图^[21]Fig.4 Schematic representation of information integration in head direction cells^[21]图5 多维头朝向细胞神经网络模型^[22]Fig.5 Multidimensional head direction cell neural networks model^[22]

网格顶点区域时会发生放电效应, T. Hafting 等^[23]发现网格细胞在动物身处黑暗环境下仍能在一段时间内保持稳定, 由此科学家们猜想网格细胞可以看成局部环境分辨率的度量工具, 且对内源信息具有路径积分作用。2006年, B.L. McNaughton 等^[24]通过将一维 CANN 扩展到二维来建立网格细胞模型, 该模型实现了二维空间路径积分的功能, 也表现出了六边形网格顶点放电的现象。2022年, 挪威科技大学 R. J. Gardner^[25]用电生理方法在鼠脑中观察到了网格细胞的二维环状空间选择性放电现象, 证明了网格神经网络和吸引子动力学拓扑结构一致。余芳文等^[26]提出了一种基于三维网格细胞、头朝向细胞和局部视图细胞的仿生 SLAM 系统 (NeuroSLAM), 通过利用三维 CANN 对三维网格细胞进行建模, 模拟了哺乳动物大脑中的三维空间神经表示。该神经网络模型展示了三维路径积分所需的三维位置、方向和度量信息的规律性三维网格放电模式, 并且在无

外部传感信息输入的情况下能够维持动物的四自由度位姿信息。网络中神经元对三维环境中特定的区域进行编码表征, 同时该模型还能够对动物的自身信息进行三维路径积分, 其中局部场景细胞可以和特定的三维网格细胞相结合, 当出现熟悉场景时, 三维 CANN 模型可以实现三维位置回环校准。然而, 构建的三维网格细胞仅在一定范围内进行短程路径积分, 而无法独立进行大范围路径积分。为了弥补这一不足, 本文作者团队^[27]对这一模型进行改善, 提出了一种新的基于指数型增益 CANN 的多尺度三维网格细胞类脑路径积分模型, 如图 6 所示。通过建立多尺度网格细胞可以减少网格细胞编码大尺度空间范围所需网格细胞数量, 提升了空间表征鲁棒性和位置解算精度。随着以色列魏茨曼研究所 D. B. Omer 等^[28]首次在蝙蝠大脑中发现了敏感同伴距离的社交位置细胞, 受此启发, 本文作者团队^[29]提出了基于社交位置细胞/网格细胞的类脑相对导航方法, 利用各向同性高斯函数构建了社交位置细胞网络模型, 和构建的网格细胞共同处理融合内源性和外源性相对位置信息后得到无人机之间的相对距离, 如图 7 所示。

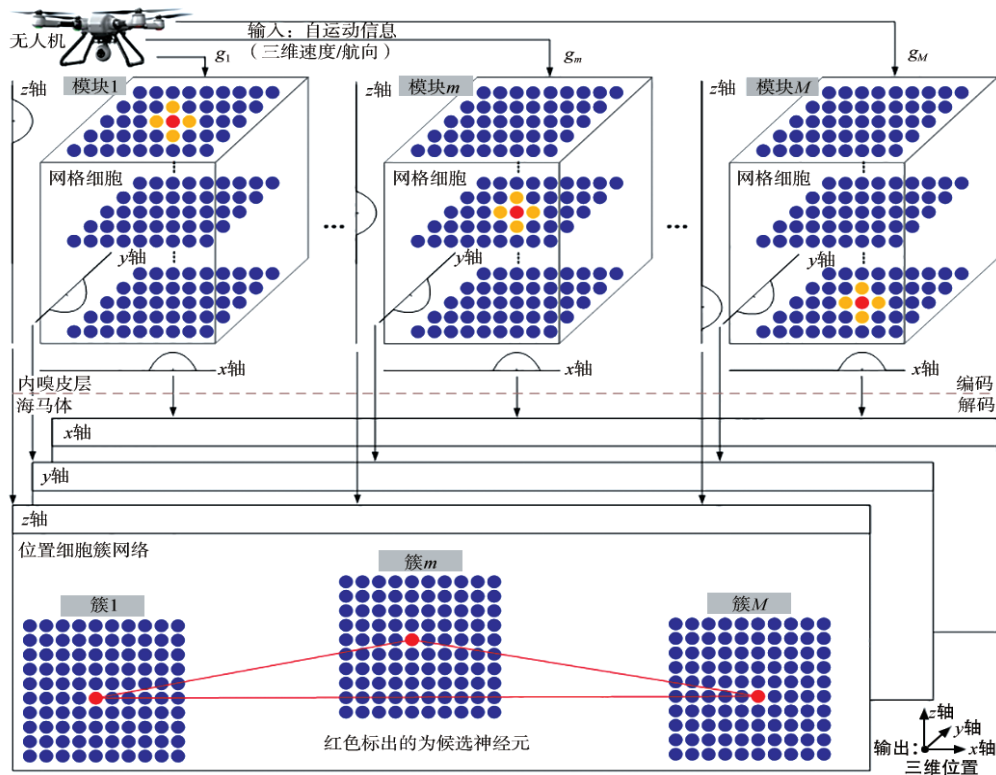
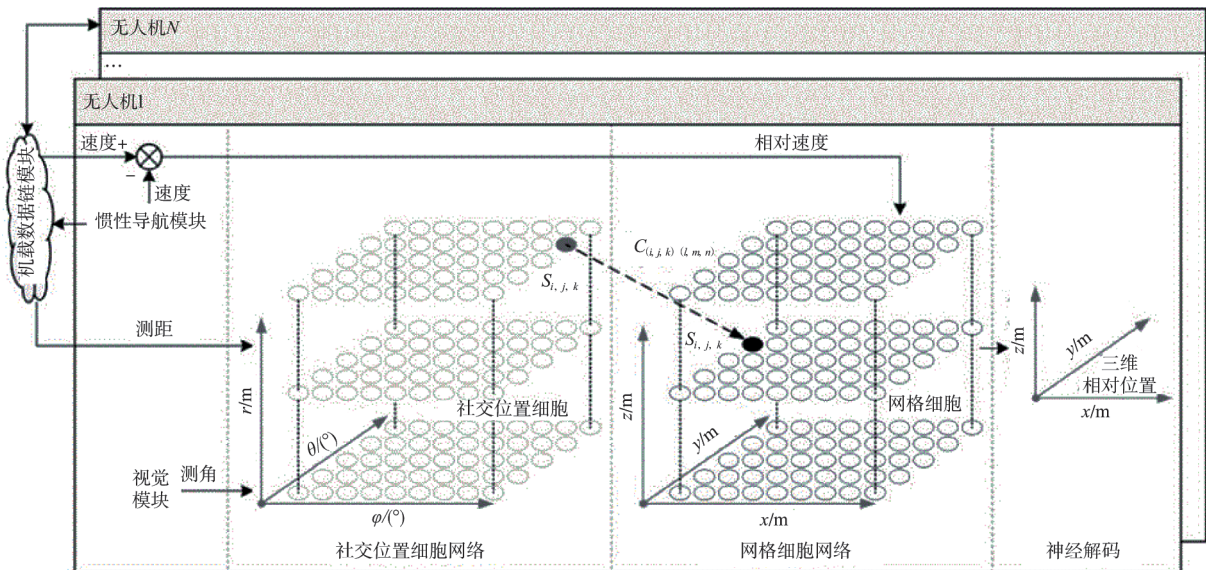
3.1.3 位置细胞

位置细胞是动物在空间中被位置特异性激活的关键导航细胞, 位置细胞的输入有两类: 一类是已知环境的位置信息, 另一类是来自网格细胞路径积分系统。A. Samsonovich 等^[30]利用二维 CANN 对位置细胞进行建模, 该模型通过神经元之间的兴奋性循环侧枝连接来反映状态空间中神经元之间的距离, 可以在连续二维物理空间的任何位置保持神经元的放电, 然而尚不清楚神经元之间怎样建立必要的突触连接。而后, S. M. Stringer 等^[31]受一维头朝向细胞自组织连接的启发, 设计出二维自组织连接的位置细胞模型, 并解决了 CANN 建模如何在黑暗通过头部方向和自运动信号进行更新。总之, 位置细胞建模充分利用了 CANN 的神经元群信息编码和多模态信息融合的特点, 同时也拥有充分的生理学依据。

3.2 基于兴趣驱动类脑感知定位技术

传统导航算法在处理海量传感器的数据时往往会因其冗余而大大增大系统的负担。为了高效、迅速、准确地处理外界环境信息, 哺乳动物往往会把注意力放在比较显著的部分, 即兴趣点。兴趣点对认知场景起着重要的导引作用, 基于兴趣驱动类脑感知定位技术就模仿了这一机制。

类脑自主导航系统在感知环境时, 会提取环境中的兴趣点并和历史记忆的兴趣点进行对比, 常见的兴趣点检测方法有 Harris 的角检测器等, 但在移动的场景中检测到的

图6 多尺度网格细胞定位模型^[27]Fig.6 Multi-scale grid cell localization model^[27]图7 基于社交位置细胞/网格细胞的类脑相对定位方法^[29]Fig.7 Relative brain-inspired localization method based on social location cells/grid cells^[29]

位置非常不稳定,难以作为稳定的路标。为了减少图像中提取兴趣点的时间,提高识别算法的实时性,E. Rosten等^[32]利用分割提取设计出FAST特征点提取算法,加快了识别速度。而后,E. Rublee^[33]结合FAST特征提取和BRIEF特征描

述设计出了ORB图像特征提取算法,由于处理迅速以及具有旋转不变性和一定的尺度不变性等特点,该算法被广泛应用在即时定位与地图构建(SLAM)及视觉处理领域。然而,这种提取方法往往会提取过多的冗余信息,造成进行视

觉回环时大量时间和资源的浪费。陈孟元等^[34]在提取视觉模板时,先利用卷积神经网络(CNN)提取图像中的显著性区域,然后通过兴趣倾向函数对提取的信息进行兴趣赋值,兴趣值越大的显著性区域匹配时所占的权重就越高,如图8所示。在公开TUM数据集中与RatSLAM和ORB-SLAM算法对比,在时间和准确率上有着明显的提升。

为了在复杂未知环境下获得较为精确的导航信息,多源融合系统对各类导航源提供的兴趣信息进行融合。以卡尔曼滤波器(KF)及其延伸算法为代表的集中式传统融合算法在观测维数逐渐增大时,会出现系统运算急剧增大、融合效率下降等问题^[35]。哺乳动物通过将视觉、听觉、嗅觉和触觉等多感官提取的兴趣信息与多尺度、同质的环境神经地图相结合来进行实时、高效的融合,摆脱了传统集中式的限制。2004年,Milford及其团队^[36]研发了RatSLAM模型,利用车轮编码信息来执行路径整合,然后与视觉信息通过回环校正来融合自运动信息和视觉信息。除了通过回环校正以外,2014年陈泽涛等^[37]提出了模仿啮齿动物启发的多

尺度映射系统,将传感器采集的兴趣信息映射到用支持向量机训练成的不同尺度的地图上,然后结合不同尺度的位置假设来进行对位置的识别。而后,A. Jacobson等^[38]将这种方法扩展到多传感器、多尺度,将相机、Wi-Fi和气压传感器集成在一起,在多尺度同质制图框架下产生不同空间分辨率的定位结果,然后在这多个尺度上进行识别,最后将单个尺度的地点匹配假设结合起来,形成一个全局的地点匹配假设,以此来获得比较精确的位置识别结果。余芳文等^[8]设计出多模态混合神经网络(MHNN)模型,这种混合神经网络模型在兴趣信息的激励下实现了IMU、RGB-D和事件相机信息的异步融合,同时在部分模态信息缺失或变化的情况下也能鲁棒工作。其系统结构图如图9所示。

3.3 面对兴趣目标的类脑决策方法

在未知复杂环境中实现到兴趣位置的最优无碰撞路径决策和规划,特别是要满足针对执行消防救援、敌军监察、地下勘探等复杂任务的低功耗、高实时、装备轻量化等要求。传统方法在解决面对兴趣目标导航的问题时往往忽视

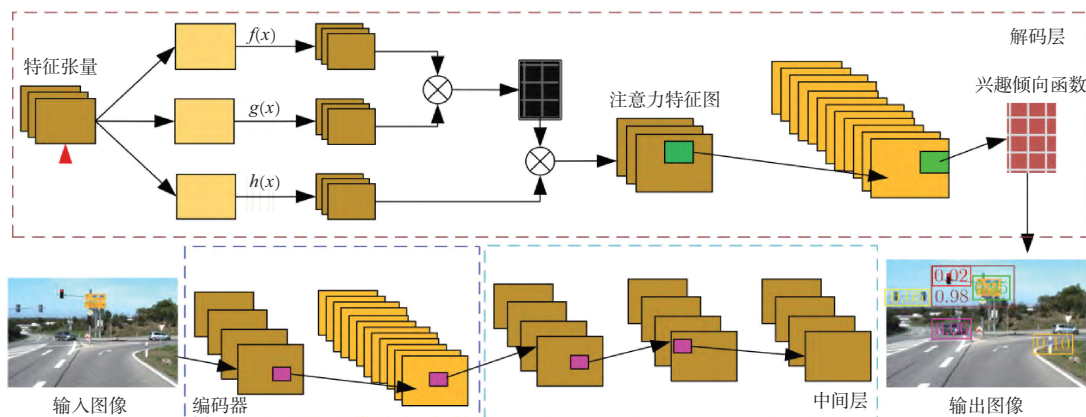


图8 融合兴趣驱动的卷积神经网络结构^[34]

Fig.8 Incorporating interest-driven convolutional neural network architecture^[34]

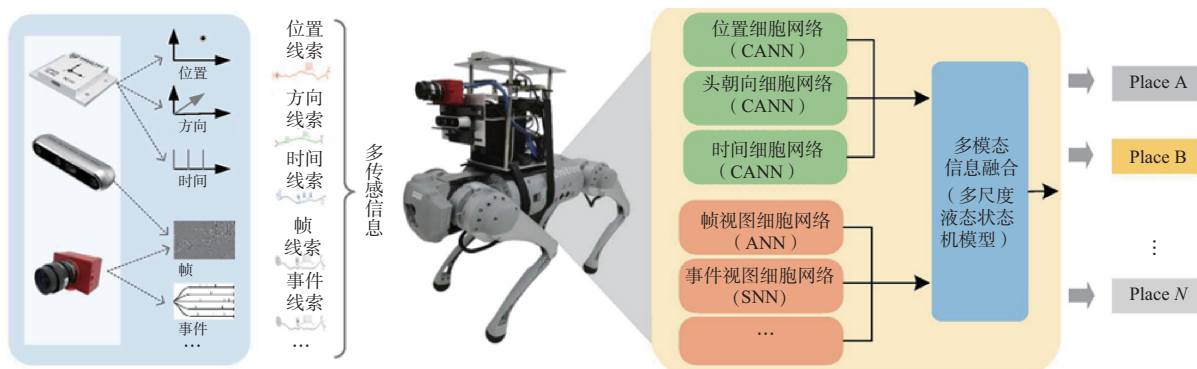


图9 类脑多模态混合神经网络系统结构^[8]

Fig.9 Brain-inspired architecture for multimodal hybrid neural network systems^[8]

了兴趣目标的驱动作用,在未知复杂环境中容易陷入局部最小值等问题^[39-41]。基于优化深度Q网络算法^[42]的全局路径规划模型虽然可以解决传统方法的路径冗余问题,但是会出现可移植性差、训练过程复杂等问题。哺乳动物在未知复杂环境执行复杂任务时能够做到迅速、准确地执行决策行为,这种决策机制为无人系统自主导航方法提供了很好的借鉴。A. A. Saputra等^[43]通过模拟大脑中神经元发育过程,利用模拟神经元的神经信息传递技术开发了基于类脑脉冲神经网络(SNN)的动态路径决策规划模型,该模型利用前向传递构造神经元连接以找到兴趣目标导航的可能决策规划路径,而后向传递活动对效率低下的神经元进行优化,并分别在网格地图模型和拓扑地图模型中实现无人系统的路径决策规划。德国L. Gönner等^[44]利用LIF神经元的SNN生成海马结构中的位置细胞和前额叶皮层的动作细胞,通过学习奖励和突触可塑性机制生成以兴趣目标为导向的位置细胞序列,并通过动作启发层生成动作指令,实现简单无障碍仿真环境中老鼠觅食的路径决策规划任务。针对利用类脑脉冲神经元建模的面向兴趣目标的无人系统路径决策规划任务,大多数只是采用高度仿生的基于突触可塑性方式进行离散权值更新。为解决无地图下连续导航问题,戴嘉伟等^[45]将深度强化学习引入SNN权值训练,提出了位置细胞前馈连接和动作细胞横向连接机制的无人系统类脑决策规划算法,该模型能够在无地图环境下记忆障碍物以及兴趣目标的位置,通过建立动作细胞群来实现面对兴趣目标的路径决策与规划,并对多种复杂陌生的环境具有一定的模型泛化能力。

3.4 基于兴趣驱动类脑自主导航实现途径

中央处理单元(CPU)和图形处理单元(GPU)等通用处理器具有高度的灵活性,然而由于其具有能耗高、计算量大、效率低等弊端^[46],无法将类脑自主导航算法优势发挥出来。大自然中动物普遍拥有包含视觉、触觉、听觉等敏锐的知觉,在兴趣驱动下能够做到对自身运动和环境感知产生的海量信息进行实时、准确的处理。受此启发,研究人员发明了能够对生物能量转换和信息处理过程进行模拟的类脑传感器和神经形态芯片,在硬件结构基础上充分发挥类脑自主导航算法的优势。未来,利用感知自运动信息的类脑传感器测量的内源信息激励构建的CANN实现自身感知,其他感知光线、声音、图像等环境信息的类脑传感器将兴趣信息进行脉冲编码,利用搭建的SNN实现对外源信息的环境感知,并建立认知地图数据库,使无人系统具有记忆推理能力。最后,认知地图库中兴趣目标信息及当前认知地图

的自身信息输入类脑决策模块后获得运动指令,通过传达运动指令给机械控制系统实现无人系统的兴趣决策,并实时更新兴趣目标。同时,实时响应使无人系统拥有更好的环境适应性,其实现框架如图10所示。

3.4.1 类脑传感器

生物通过长期演变逐渐形成与环境相适应的优秀感知能力,类脑传感器就是借鉴了动物大脑感知自然环境以及对感知信息进行处理机制,能够像生物一样在兴趣驱动下进行环境信息采集,类脑传感器及其借鉴的生物结构如图11所示。

惯性传感阵列是测量自运动信息的类脑传感器,通过单片机利用并行数据总线对多个IMU的信息进行采集融合,相较于传统的IMU,惯性传感阵列因其提供多个IMU的信息,能够更有效地模拟哺乳动物内耳前庭系统对高维度自运动信息实时与准确的感知能力。通过将惯性传感阵列的输出进行脉冲时序编码,类脑自主系统可以像大脑处理内耳前庭系统信息一样处理这些信息,从而为无人系统提供实时准确的内源信息。事件相机又被称为“硅视网膜”,借鉴了人视网膜接收信息及初步编码部分原理,通过异步方式测量每个像素变化实现对事件、位置以及符号的编码,从而使无人系统能像人一样高效捕捉视觉信息,以实现无人系统的感知、导航以及避障,与传统相机相比,其具有高动态范围、高时间分辨率以及低功耗等特点^[47]。类脑声传则是在电路层面上借鉴动物听觉系统的功能,实现从真实听觉声音激励变成电脉冲信号的过程,使无人系统能够从声音事件中获得激励进行对环境及自运动信息的感知。与事件相机类似,类脑声传所采集到的信息并不是完整的音频声音,而是包含发生事件的通道、时间戳以及能量的极性的事件信号。与传统音频传感器相比,其事件触发的特性使其具有高动态范围、超低功耗等特性^[48]。仿生复眼相机则是基于昆虫复眼的结构和原理,利用多个不同朝向的子眼对大视角的环境进行信息采集,然后集成到一张图片上进行输出,并利用众多子眼形成的视差及方向感知能力实现目标的三维定位,与传统的单孔径相比,其具有视野广、畸变小、灵敏度高优势。此外,通过融合使用上述传感方法设计出的多模态仿生导航传感器还可以感知不同尺度层级的内源信息和外源信息^[49]。

当前,类脑传感器技术尚未成熟。为满足类脑自主导航模型的激励需求,可将部分传统传感器输出数据进行脉冲编码,模拟相应脉冲体制传感器的功能,实现类脑传感器与神经形态芯片的有机结合。同时,类脑传感器在信息获

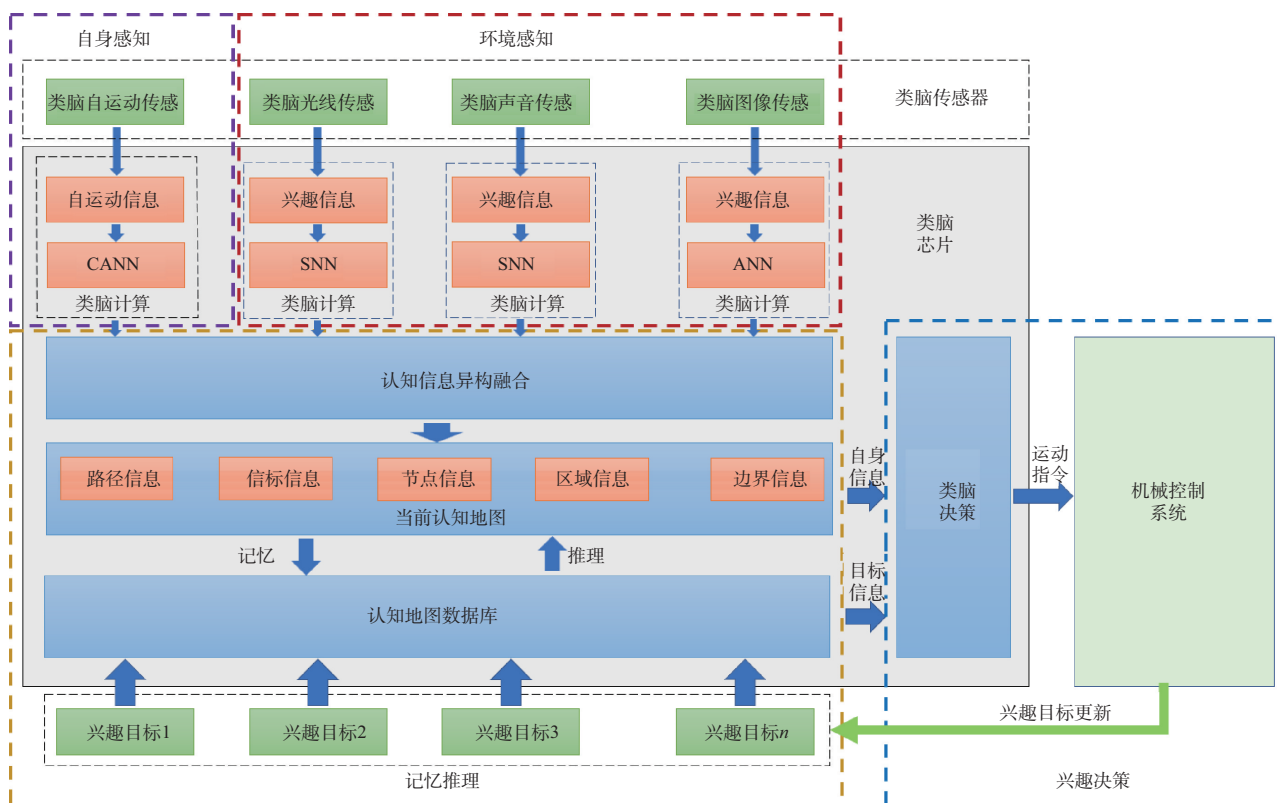


图10 基于兴趣驱动类脑自主导航实现框架

Fig.10 Framework for interest-driven brain-inspired autonomous navigation implementation

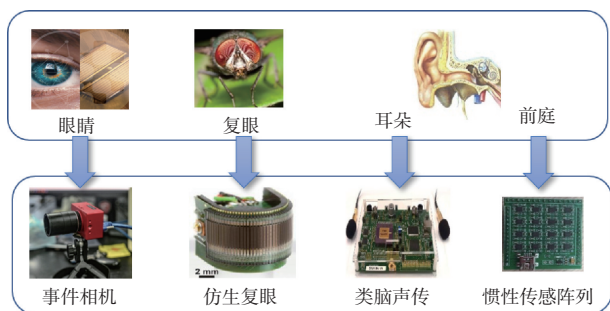


图11 类脑传感器及其借鉴的生物结构

Fig.11 Brain-inspired sensors and the biological structures they draw on

取方式、数据处理方式、系统自适应性以及应用领域的扩展等方面逐步接近生物对环境的感知能力。类脑传感器和算法正在不断发展与进步,逐步实现更加智能、高效的自主导航。

3.4.2 类脑计算

面对大规模神经网络的学习模型,传统计算芯片常常更注重其通用性而导致在训练某种具体网络时存在低能效等缺点。人的大脑能够实时、准确、鲁棒地处理各种感觉器

官接收的环境信息,而功耗平均只有约为15W。通过借鉴大脑神经元信息处理机制,利用脉冲的形式对信息进行编码,并采用存算一体、众核并行的架构设计出来的类脑计算芯片,具有处理速度快、体积小、能耗低等特点。

结合类脑传感器的优势,目前基于兴趣驱动类脑自主导航实现途径有两种:第一种是首先根据传感器的特点,设计出不同的神经网络并搭载到异构融合类脑芯片上,用于处理类脑传感器采集的环境信息;然后利用设计出的多模态混合神经网络将各种神经网络输出不同类型的信息进行算法层面的融合^[8],在类脑自主导航算法的处理下进而得到导航信息并输出下一步运动指令,以实现类脑自主导航。这种方法很好地利用了各种类脑传感器以及人工神经网络的特性,具有误差小、鲁棒性高等优势,然而与动物大脑以脉冲编码的处理机制相比,这种方法仍然存在效率低、能耗高等问题。第二种方法是先将类脑传感器接收的环境信息以脉冲的形式进行编码,然后根据学习模型原理将其其他训练好的神经网络转换成脉冲神经网络^[50],通过这种类型的转化来实现从信息编码到硬件结构层面高度模拟大脑的信息处理机制。本文作者团队通过搭载DAVIS346事件

相机和DYNAP-CNN类脑芯片,将训练好的CNN转换成SNN并实现了手势识别功能,如图12所示。该方法具有能耗低、速度快等优势,然而由于类脑传感器采集的连续信号被编码成脉冲信号后会损失一部分精度,如今还没有形成比较完备的SNN体系,仍需进行大量的探索研究。

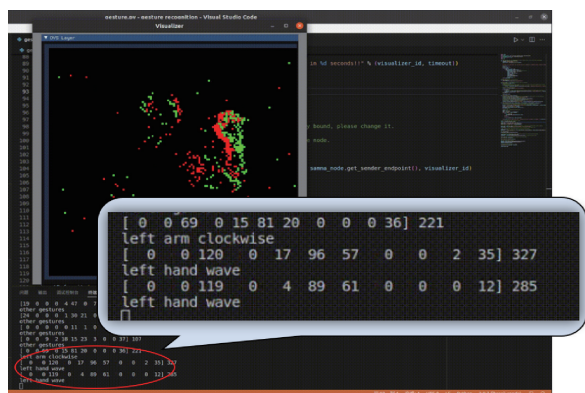


图12 基于CNN转换SNN的手势识别

Fig.12 Gesture recognition based on CNN-transformed SNN

4 结论和展望

本文首先介绍了哺乳动物的大脑导航机理,通过对哺乳动物大脑导航机理的认识,总结概括出了基于兴趣驱动的大脑自主导航技术框架,引出了基于兴趣驱动的大脑自主导航的关键技术,从模型构建到途径实现,从软件算法到硬件分析,最后进行了总结和展望。总之,类脑自主导航技术的特点在于能够在使用低成本、低精度传感器的同时拥有比较高的环境认知能力,并实现到兴趣目标点的路径决策与规划。

目前,类脑自主导航技术已经建立了一个综合的研究体系,包括机理分析、建模仿真和试验验证,展示了一定的自主智能特性。然而,这种技术目前只是对动物大脑导航机制的部分发现进行了借鉴,尚未能从整个系统的层面模拟这种机制。尽管在实现过程中还存在许多挑战,但类脑自主导航技术通过环境感知、空间认知和路径决策的一体化设计^[51],为导航制导技术在无人系统中的应用提供了巨大的潜力。随着脑与神经科学、人工智能和神经形态计算等技术的不断发展,类脑自主导航系统有望在智能无人系统中发挥出更强大的作用。

AST

参考文献

- [1] 刘莎,张硕,刘禄. 基于动态非零和博弈的无人机集群协同对抗方法研究[J]. 航空科学技术, 2022, 33(2): 75-83.
Liu Sha, Zhang Shuo, Liu Lu. Research on cooperative

confrontation of UAV cluster based on dynamic non-zero-sum game[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(2): 75-83. (in Chinese)

- [2] 张炯,牛欢,陈雪. 基于多传感器融合的无人机应急着陆功能研究[J]. 航空科学技术, 2022, 33(11): 11-20.

Zhang Jiong, Niu Huan, Chen Xue. Research on UAV emergency landing function based on multi-sensor fusion[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(11): 11-20. (in Chinese)

- [3] 陈宇恒,陈进朝,陈雪聪. 基于改进贪心算法的无人机集群协同任务分配[J]. 航空科学技术, 2022, 33(4): 13-18.

Chen Yuheng, Chen Jinchao, Chen Xuecong. Cooperative task allocation of UAV cluster based on improved greedy algorithm [J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(4): 13-18. (in Chinese)

- [4] 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, 2004: 403-408.

- [5] Finkelstein A, Las L, Ulanovsky N. 3D maps and compasses in the brain[J]. Annual Review of Neuroscience, 2016, 39: 171-196.

- [6] 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 Chi, Luo Binhan, Li Fei, et al. Review and verification for brain-like navigation algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(12): 1819-1831. (in Chinese)

- [7] 吴德伟,何晶,韩昆,等. 无人作战平台认知导航及其类脑实现思想[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(6): 33-38.

Wu Dewei, He Jing, Han Kun, et al. Cognitive navigation and its thought of brain-inspired realization in unmanned combat platform[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(6): 33-38. (in Chinese)

- [8] Yu Fangwen, Wu Yujie, Ma Songchen, et al. Brain-inspired multimodal hybrid neural network for robot place recognition [J]. Science Robotics, 2023, 8(78): 6996.

- [9] Tolman E C. Cognitive maps in rats and men[J]. Psychological Review, 1948, 55(4): 189.

- [10] David A, Pierre L. Hippocampal neuroanatomy[M]. Oxford: Oxford University Press, 2009.
- [11] Hyman J M, Zilli E A, Paley A M, et al. Working memory performance correlates with prefrontal-hippocampal theta interactions but not with prefrontal neuron firing rates[J]. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, 2010, 4:1162.
- [12] 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.
- [13] Cueva C J, Wei Xuexin. Emergence of grid-like representations by training recurrent neural networks to perform spatial localization[EB/OL]. (2018-03-21). <https://arxiv.org/abs/1803.07770>.
- [14] Tang G, Michmizos K P. Gridbot: An autonomous robot controlled by a spiking neural network mimicking the brain's navigational system[C]//*Proceedings of the International Conference on Neuromorphic Systems*, 2018: 1-8.
- [15] Ball D, Heath S, Wiles J, et al. OpenRatSLAM: An open source brain-based SLAM system[J]. *Autonomous Robots*, 2013, 34(3): 149-176.
- [16] 刘建业, 杨闯, 熊智, 等. 无人机类脑吸引子神经网络导航技术[J]. *导航定位与授时*, 2019, 6(5):9.
Liu Jianye, Yang Chuang, Xiong Zhi, et al. Attractor neural network-based brain-inspired navigation technology for UAV [J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2019, 6(5): 9. (in Chinese)
- [17] Marr D, Brindley G S. Simple memory: A theory for archicortex[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 1971, 262(841): 23-81.
- [18] Amari S. Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields[J]. *Biological Cybernetics*, 1977, 27(2):77-87.
- [19] Stringer S M, Thomas T, Edmund T R. Self-organizing continuous attractor networks and path integration: One-dimensional models of head direction cells[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 2002, 13(2):217-242.
- [20] Xie Xiaohui, Hahnloser R H R, Seung H S. Double-ring network model of the head-direction system[J]. *Physical Review E*, 2002, 66(4): 41902.
- [21] Chen Yudi, Xiong Zhi, Liu Jianye, et al. A positioning method based on place cells and head-direction cells for inertial/visual brain-inspired navigation system[J]. *Sensors*, 2021, 21(23): 7988.
- [22] 王雅婷, 刘建业, 熊智, 等. 基于双目视觉的类脑三维认知地图构建方法[J]. *导航定位与授时*, 2021, 8(5): 9-17.
Wang Yating, Liu Jianye, Xiong Zhi, et al. A method of constructing brain-inspired 3D cognitive maps based on binocular vision[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2021, 8(5): 9-17. (in Chinese)
- [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] McNaughton B L, Battaglia F P, Jensen O, et al. Path integration and the neural basis of the cognitive map[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2006, 7(8): 663-678.
- [25] Gardner R J, Hermansen E, Pachitariu M, et al. Toroidal topology of population activity in grid cells[J]. *Nature*, 2022, 602(7895): 123-128.
- [26] Yu Fangwen, Shang Jianga, Hu Youjian, et al. NeuroSLAM: A brain-inspired SLAM system for 3D environments[J]. *Biological Cybernetics*, 2019, 113: 515-545.
- [27] Yang Chuang, Xiong Zhi, Liu Jianye, et al. A path integration approach based on multi-scale grid cells for large-scale navigation[J]. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2022, 14(3): 1009-1020.
- [28] Omer D B, Maimon S R, Las L, et al. Social place-cells in the bat hippocampus[J]. *Science*, 2018, 359(6372): 218-224.
- [29] 杨闯, 熊智, 刘建业, 等. 一种基于社交位置细胞/网格细胞的类脑相对导航方法: 中国, CN113297506A[P]. 2021-08-24.
Yang Chuang, Xiong Zhi, Liu Jianye, et al. A brain-like relative navigation method based on social place cells/grid cells: China, CN113297506A[P]. 2021-08-24. (in Chinese)
- [30] Samsonovich A, McNaughton B L. Path integration and cognitive mapping in a continuous attractor neural network model[J]. *Journal of Neuroscience*, 1997, 17(15): 5900-5920.
- [31] Stringer S M, Rolls E T, Trappenberg T P, et al. Self-organizing continuous attractor networks and path integration: Two-dimensional models of place cells[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 2002, 13(4): 429-446.
- [32] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed cor-

- ner detection[C]. Computer Vision ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, 2006: 430-443.
- [33] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011: 2564-2571.
- [34] 陈孟元, 张玉坤, 田德红, 等. 基于兴趣倾向机制的仿生 SLAM 算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(5): 1743-1753.
Chen Mengyuan, Zhang Yukun, Tian Dehong, et al. Bionic SLAM algorithm based on interest tendency mechanism[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(5): 1743-1753. (in Chinese)
- [35] 唐璐杨, 唐小妹, 李柏渝, 等. 多源融合导航系统的融合算法综述[J]. 全球定位系统, 2018, 43(3): 39-44.
Tang Luyang, Tang Xiaomei, Li Boyu, et al. A survey of fusion algorithms for multi-source navigation fusion system[J]. GNSS World of China, 2018, 43(3): 39-44. (in Chinese)
- [36] 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, 2004: 403-408.
- [37] Chen Zetao, Jacobson A, Erdem U M, et al. Multi-scale bio-inspired place recognition[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2014: 1895-1901.
- [38] Jacobson A, Chen Z, Milford M. Leveraging variable sensor spatial acuity with a homogeneous, multi-scale place recognition framework[J]. Biological Cybernetics, 2018, 112: 209-225.
- [39] Li Junyi, Huang Yanwei, Huang Wenchao, et al. Path planning for USV with FG-DA-RRT algorithm[C]. 2019 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2019: 3211-3215.
- [40] Hu Biao, Cao Zhengcai, Zhou Mengchu. An efficient RRT-based framework for planning short and smooth wheeled robot motion under kinodynamic constraints[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(4): 3292-3302.
- [41] Tang Biwei, Xiang Kui, Pang Muye, et al. Multi-robot path planning using an improved self-adaptive particle swarm optimization[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(5): 1729881420936154.
- [42] Guo Siyu, Zhang Xiuguo, Du Yiquan, et al. Path planning of coastal ships based on optimized DQN reward function[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(2): 210.
- [43] Saputra A A, Toda Y, Botzheim J, et al. Neuro-activity-based dynamic path planner for 3D rough terrain[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2017, 10(2): 138-150.
- [44] Gönner L, Vitay J, Hamker F H. Predictive place-cell sequences for goal-finding emerge from goal memory and the cognitive map: A computational model[J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2017, 11: 84.
- [45] 戴嘉伟, 熊智, 晁丽君, 等. 基于 STDP 奖励调节的类脑面向目标导航[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(2): 47-56.
Dai Jiawei, Xiong Zhi, Chao Lijun, et al. Brain-inspired target-driven navigation based on STDP reward modulation[J]. Navigation Positioning and Timing, 2023, 10(2): 47-56. (in Chinese)
- [46] Yuan Miaolong, Tian Bo, Shim V A, et al. An entorhinal-hippocampal model for simultaneous cognitive map building [C]. National Conference on Artificial Intelligence, 2015.
- [47] Brandli C, Muller L, Delbruck T. Real-time, high-speed video decompression using a frame-and event-based DAVIS sensor [C]. 2014 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). IEEE, 2014: 686-689.
- [48] Liu S C, Rueckauer B, Ceolini E, et al. Event-driven sensing for efficient perception: Vision and audition algorithms[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2019, 36(6): 29-37.
- [49] 郝运达, 陈国良, 蒋新元. 仿生导航研究综述[J]. 现代测绘, 2022, 45(2): 1-4+9.
Hao Yunda, Chen Guoliang, Jiang Xinyuan. Review of bionic navigation[J]. Modern Surveying and Mapping, 2022, 45(2): 1-4+9. (in Chinese)
- [50] Cao Yongqiang, Chen Yang, Khosla D. Spiking deep convolutional neural networks for energy-efficient object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 113: 54-66.
- [51] 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 Chuang, Liu Jianye, Xiong Zhi, 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. (in Chinese)

Interest-driven Brain-inspired Autonomous Navigation Technology in Unknown Complex Environments

Wang Chenxu¹, Xiong Zhi^{1,2}, Yang Chuang¹

1. *Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China*

2. *Key Laboratory of Navigation, Guidance and Health-management Technologies of Advanced Aircraft, Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing 211106, China*

Abstract: As unmanned systems become more widely used, traditional navigation technology is difficult to meet the autonomous intelligent navigation performance requirements of unmanned systems when facing complex tasks and unknown environments. Mammals can achieve efficient, intelligent and environment-adaptive navigation behavior driven by interest. The interest-driven brain-inspired autonomous navigation technology inspired by this has the potential to solve the shortcomings of traditional navigation that cannot meet the requirements of real-time, accuracy and low power consumption at the same time. First, the mechanism of mammalian brain navigation is expounded; Second, the technical framework of interest-driven brain-inspired autonomous navigation is summarized; Then, the key technologies and implementation approaches of brain-inspired autonomous navigation are sorted out from four aspects: Self-perception, environmental cognition, memory reasoning and interest decision-making and the shortcomings of related research were pointed out; Finally, the shortcomings of the current brain-inspired autonomous navigation technology were analyzed and prospects for future integrated development were made.

Key Words: brain-inspired autonomous navigation; interest-driven; continuous attractor neural network; brain-inspired multi-source fusion; spiking neural network; brain-inspired chip

Received: 2023-08-07; **Revised:** 2023-12-08; **Accepted:** 2024-01-09

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2020Z071052001)