

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2024.06.001

面向智能机器人的类脑定位框架及实现方法

李筱^{1,2}, 窦家锐³, 韩冰心⁴, 古富强³, 卢惠民², 余芳文¹

- 清华大学精密仪器系, 北京 100084;
- 国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073;
- 重庆大学计算机学院, 重庆 400044;
- 91515 部队, 海南三亚 572000)

摘要: 智能机器人需要与环境进行高效实时交互, 这对位置表征的多样性和定位的实时性、适应性、鲁棒性及低功耗等提出了新的需求, 给传统定位技术带来了许多新的挑战。借鉴大脑定位神经环路机理所发展的类脑定位技术为解决这些难题提供了新的技术路径。重点阐述了类脑定位原理及方法, 探讨了类脑定位的系统框架及计算模型, 并展望了类脑定位技术的未来发展。

关键词: 类脑定位; 大脑定位神经环路; 智能机器人; 类脑计算芯片; 类脑感知芯片

中图分类号: V11

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2024)06-0001-10

Brain-inspired localization framework and implementation methods for intelligent robots

LI Xiao^{1,2}, DOU Jiarui³, HAN Bingxin⁴, GU Fuqiang³, LU Huimin², YU Fangwen¹

- Department of Precision Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
- College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
- College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
- Unit 91515 of the PLA, Sanya, Hainan 572000, China)

Abstract: Intelligent robots require efficient real-time interaction with the environment, which places new demands on the diversity of location representations and on the real-time, adaptability, robustness, and low power consumption of localization, leading to many new challenges for traditional localization technologies. The development of brain-inspired localization technologies, based on the mechanisms of the neural localization circuits in the brain, provides a new solution to address these problems. The principle and methods of brain-inspired localization are elaborated, the system framework and computational models of brain-inspired localization are discussed, and the future development of brain-inspired localization is projected.

Key words: Brain-inspired localization; Neural localization circuit in the brain; Intelligent robot; Brain-inspired computing chip; Brain-inspired sensing chip

收稿日期: 2024-08-14; 修订日期: 2024-09-20

基金项目: 国家自然科学基金(42201456)

作者简介: 李筱(1993—), 男, 博士研究生, 主要从事类脑定位等方面的研究。

通信作者: 余芳文(1988—), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事类脑导航定位、类脑机器人及类脑智能等方面的研究。

0 引言

智能机器人技术将人工智能与机器人技术深度融合,使机器人的大脑和身体在与环境交互的过程中产生智能行为。这为实现像人一样智能、高效的智能体提供了新的技术路径,已成为未来人工智能领域发展的重要方向和前沿热点^[1-3]。智能机器人通过对环境实时感知与交互,能够自主连续学习并规划执行任务^[3-4]。其中最显著的特点是能够在没有人为干预的情况下通过多模态传感器自主感知学习环境信息,并在与周围环境的实时交互中加深对环境的理解,进而更加鲁棒、可靠地完成智能任务。例如,机器人利用视觉、听觉及嗅觉等多模态传感器感知场景中的物体,并通过触觉与物体进行交互,通过自然语言与人进行交互,进一步理解物品的属性,能够更加鲁棒、可靠地完成抓取或者操作任务。

智能机器人在与环境交互的过程中,不仅需要实时估计自身的位置,还需要同时估计场景中目标的位置信息。因此,对定位技术也提出了一些新的需求。其中比较关键的需求包括:1)多样化的位置表征。智能机器人需要与环境中的人、物品及机器人等进行实时交互,除了需要实时估计以几何坐标表征的自身位姿信息,还需要获取相对外部空间或者目标的符号位置、语义位置及空间关系等,对位置信息的隐式或显式表征等产生了多样化的需求。符号位置主要指用符号表示的位置信息,如房间号、楼层号等。语义位置主要指用语义表示的位置信息,如会议室、办公室及桌子等。智能机器人在与人或其他机器人交互过程中,需要理解自然语言所表述的符号位置、语义位置及空间关系等。2)实时性。交互的实时性决定着机器人的反应速度和操作能力,智能机器人对位置计算处理提出了更为迫切的低延时、高效率需求。3)适应性。智能机器人需要在自然场景中长时间运行,定位技术需要能够快速灵活地适应各种场景及环境的不断变化,以提供长期可靠的自主定位。4)鲁棒性。智能机器人在复杂环境中作业时,会面临多种多样的噪声和不确定性因素的影响,需要在充满噪声的场景中依然能够提供稳定、连续及可靠的定位。5)低功耗。智能机器人在移动作业过程中,需要长时间连续地并行处理多种多样的任务,但其资源非常受限,机器人需要以极低功耗和极少资源完成定位模型算法的计算处理,以确保任务的高效完成。因此,亟

须独辟蹊径,发展新的定位理论、方法与技术,以满足智能机器人对复杂自然场景中定位的迫切需求。

然而,自然界中的人类和动物却具有非常鲁棒、高效的智能空间定位能力。神经科学家们通过50多年的研究发现,在大脑中存在一些与定位相关的神经细胞,逐步揭开了大脑智能定位的奥秘。哺乳动物通过大脑海马体、内嗅皮层等脑区分布的多种神经细胞,如位置细胞^[5]、网格细胞^[6]、头方向细胞^[7-8]、边界细胞^[9]、速度细胞^[10-12]及时间细胞^[13]等,共同协作实现定位。人类和动物展现出的智能空间定位能力不仅鲁棒、高效,而且还具备多样化的位置表征能力,能够通过物体间的位置、语义关系或环境结构如街道和楼层进行实时且精确的定位。这种定位系统展现出了极高的鲁棒性,即使在感官信息不完整或环境变化时也能保持准确性,并且大脑还能以极低的能耗运行。通过借鉴大脑中神经细胞的工作原理,希望能够发展出具有类似多样化位置表征能力、实时性、鲁棒性和低功耗特性的新型定位技术。

类脑定位技术是通过借鉴大脑定位神经环路机理,结合类脑传感器和类脑计算芯片硬件,利用类脑定位神经网络计算模型实现的一种新型自主定位软硬件系统,可高效计算智能机器人在空间中多样化表征的位置信息(几何位置、符号位置及语义位置等),从而满足智能机器人新的定位需求。其中,借鉴大脑信息感知和处理基本原理所研制的类脑视觉传感器^[14-15]、类脑计算芯片^[16]等新型类脑硬件,为实现类脑定位提供了硬件基础。借鉴大脑视觉信息感知原理所研制的神经形态视觉传感器(如DAVIS 346、Prophesee等)以及类脑互补视觉芯片——天眸芯^[15]等,具有高速、高实时、高动态范围、低带宽及低功耗等特性,比传统视觉相机快千倍,并且在运动抖动、强光、暗光及高速移动等条件下能够稳定可靠地获取有效的视觉信息,不会出现模糊、信息丢失及感知失效等问题,能够实现鲁棒、高效的空位置信息感知。另外,借鉴大脑信息处理基本原理所研制的类脑计算芯片及系统,通过模拟神经元信息计算原理,从计算架构、算法、硬件及软件等多层次协同优化,可以实现高实时、高并行及低功耗的神经网络加速计算处理,为实现实时、高效的类脑定位网络模型计算处理提供重要支撑。此外,结合类脑感知和类脑计算芯片硬件特性,借鉴大脑神经元的特性所发展的新型脉冲神经网络

络^[17]、混合神经网络^[18]等模型,通过稀疏放电、多样编码、事件驱动及异步处理等计算方式,展现出更丰富的时空动力学特性,同时具备低功耗及低延时等优点。这些模型也能对大脑定位神经环路进行高效计算建模。

类脑定位技术能够突破传统定位技术中的一些瓶颈难题。在传统定位技术中,例如视觉同步定位与地图构建^[19],基于多视图几何精确测量的原理,机器人利用传统视觉相机获取图像,通过匹配两帧之间的特征点建立几何约束进而求解位姿,再利用滤波或者优化等方法进一步提升位姿估计精度。传统的定位方法只能获取机器人在世界坐标系的绝对位姿;而智能机器人需要和环境交互,不仅需要知道自身的绝对位姿,还需要知道机器人与环境中人、物体及其他机器人等的符号位置、语义位置及空间关系等位置信息。类脑定位技术借鉴了大脑定位神经环路新的定位原理,通过将类脑传感器、类脑计算芯片等硬件和类脑定位神经网络模型等软硬件层进行系统化协同设计,从位置感知、位置编码、位置计算及位置表征等多维度进行优

化,充分利用类脑传感器和类脑计算芯片低功耗、高并行及高实时的特性,以及类脑定位神经网络轻量化、事件驱动、丰富神经动力学及高鲁棒等特性,为智能机器人提供多样化的位置信息,能够满足智能机器人新的定位需求。

大脑导航是一个复杂的高级认知过程,包括了空间感知、学习、定位、认知地图构建、空间记忆、路径规划及运动控制等多个复杂认知功能^[20]。许多学者也尝试借鉴大脑空间导航定位神经环路机理探索并发展类脑导航技术,文献[21]对类脑导航的机理、算法及实现等进行了系统性综述。定位是导航系统的关键功能模块之一,而本文则重点聚焦于探讨类脑定位的框架及实现方法。

本文下述章节将对类脑定位原理、系统框架及计算模型等进行深入阐述,如图 1 所示。首先,介绍大脑定位细胞及定位神经环路机理,分析各类定位细胞的功能特性及神经环路的定位流程。随后,介绍类脑定位的原理及方法,探讨类脑定位的系统框架及计算模型。最后,对类脑定位技术未来的发展进行展望。



图 1 文章结构图

Fig. 1 Outline of the paper

1 大脑定位神经环路机理

本章重点介绍了大脑定位细胞及定位神经环路的工作原理。首先对大脑定位细胞的组成进行介绍,包括位置细胞、头方向细胞、网格细胞、速度细胞及时间细胞等。接着讨论了这些细胞的交互协作机制。

1.1 大脑定位的神经细胞

位置信息是人类或动物在大自然中生存所不可或缺,定位自己的位置和目标是人们或动物与环境交互的重要基础。大脑定位的机理一直是神经科学、心理学等领域的研究热点和难点,也是学者们一直想破解的前沿难题。经过 50 多年的研究,神经科学家们相继在大脑海马体、内嗅皮层等脑区中发现了一系列与定位相关的神经细胞,这些神经细胞组成了大脑内部的定位系统。2014 年诺贝尔生理学或医学奖颁发给了发现位置细胞、网格细胞等的科学家 O'Keefe 教授以及 Moser 教授夫妇,以表彰他们在发现组成大脑定位系统的神经细胞方面所作出的杰出贡献。近年来,神经科学家们又发现了一些表征三维空间的定位细胞,逐步揭开了大脑在自然三维空间中

定位的奥秘。其中组成大脑定位细胞的一些关键神经细胞包括位置细胞、头方向细胞、网格细胞、速度细胞、时间细胞、边界细胞、社交位置细胞^[22],以及坐标参考框架^[23]等。

为了解释啮齿动物的生物定位行为, Tolman^[24]提出了认知地图假说,认为大脑构建了空间环境的统一表征形式,用于实现记忆和定位。后来科研人员通过研究海马体发现了一些与定位相关的神经细胞,如图 2 所示。O'Keefe 等^[5]在海马体脑区发现了位置细胞,可以编码位置信息。Muller 等^[25]发现了位置细胞的重映射。Taube 等^[7]发现了头方向细胞,可以编码运动方向信息。Hafting 等^[6]在内嗅皮层脑区发现了网格细胞,能够编码空间度量信息,具有坐标系统的功能,可以支持路径积分。Solstad 等^[9]发现了边界细胞,可以编码空间边界信息。速度细胞^[10-12]可以编码运动速度信息。时间细胞^[13]可以编码运动时间信息。此外,自我为中心的细胞^[26]和中心-距离细胞^[27]等可以编码不同参考框架下的位置信息。这些细胞协作起来就可以实现定位功能。

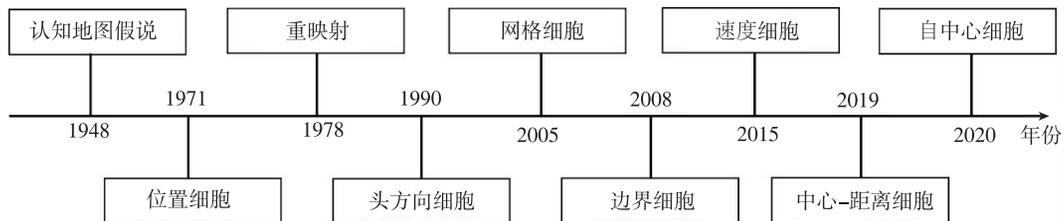


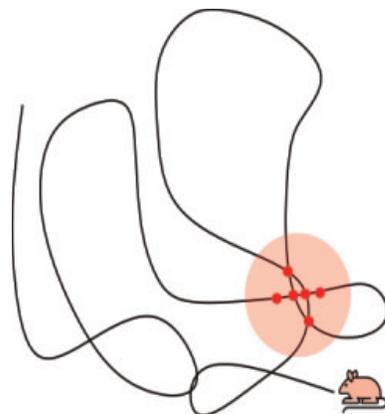
图 2 大脑空间定位细胞的发现历史

Fig. 2 History of the discovery of spatial localization cells in the brain

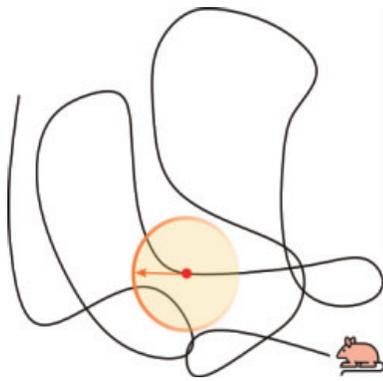
在大脑海马体脑区发现的位置细胞可以编码人或动物的位置信息。当人或动物移动到特定的位置时,对应的位置细胞会放电,能够编码其在空间中的位置,如图 3(a)所示。近年来,在对蝙蝠进行的三维空间飞行实验中,发现了可编码三维位置信息的三维位置细胞^[28]。人或动物在空间中移动时,除了要定位自己的位置,还需要定位自己的方向。研究发现,在大脑中存在编码方向信息的头方向细胞,如图 3(b)所示,能够编码人或动物的朝向。最近也在蝙蝠大脑中发现了三维头方向细胞,能够编码蝙蝠在飞行过程中的方位角、俯仰角和滚角^[29]。位置细胞和头方向细胞组合起来就可以编码人或动物在空间中的位姿信息。

在内嗅皮层脑区发现的网格细胞、速度细胞及

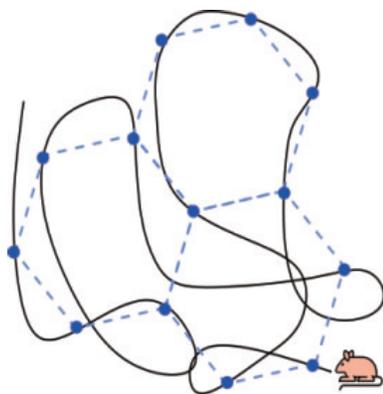
时间细胞等可以编码空间度量信息和运动速度、运动时间信息。网格细胞在二维空间平面上的放电



(a) 位置细胞示意图



(b) 头方向细胞示意图



(c) 网格细胞示意图

图 3 大脑定位神经细胞示意图

Fig. 3 Demonstration of localization nerve cells in the brain

模式呈六边形,如图 3(c)所示,能够编码位置以及位置之间的距离、方向等信息。根据运动速度和运动时间,可以利用网格细胞编码的空间度量信息进行路径积分^[30],计算人或动物的实时位置信息,同时也可以估计与目标之间的相对位置。

神经科学实验发现在动物或人类大脑海马体、内嗅皮层等脑区存在多种坐标参考框架^[31]。动物和人类在与环境进行交互时,需要感知自身的位置和方向,同时也需要知道与环境中标的相对位置或者空间关系等语义位置。大脑在进行位置感知、表征及处理过程中经常会用到 3 种坐标系:1)以自我为中心的自运动坐标系;2)基于外部环境特征的空间坐标系;3)基于运动的惯性坐标系。基于这种以自我或异我为中心的参考系能够灵活地表征多样化的位置信息,并支持动物或人类进行高效的定位。

1.2 大脑定位细胞交互机制

大脑在处理定位信息的过程中,根据视觉、听觉及嗅觉等多模态感知方式获取外部环境线索^[32],通过空间视图细胞^[33]等对感知到的信息进行编码,这些信号会以脉冲信号形式传递到海马体、内嗅皮层等脑区。海马体、内嗅皮层等脑区中的多种定位细胞共同协作对定位信息进行编码和处理,最后输出多样化表征的位置信息,如图 4 所示。大脑定位过程可大致分为位置感知、位置计算(包括位姿编码、路径积分)及位置表征等功能模块。

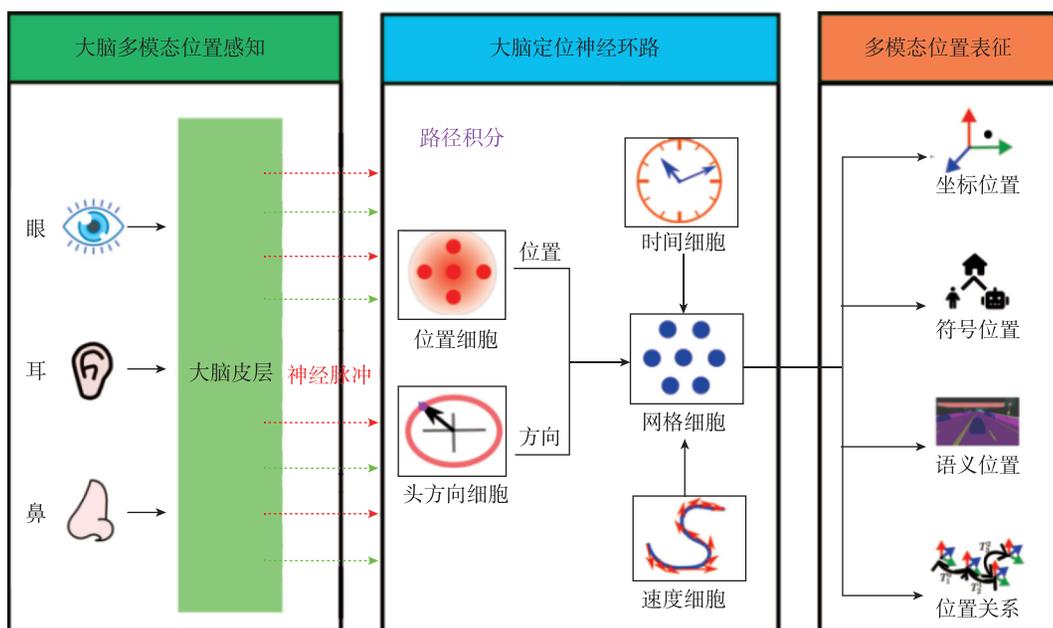


图 4 大脑定位的神经环路原理

Fig. 4 Neural circuit principle for localization in the brain

1) 位置感知

大脑通过视觉、触觉及嗅觉等多模态感官获取丰富的外部环境线索,进而支持位置计算。在多模态感知过程中,视觉可以获取丰富的场景外观、布局、地标、符号及光流等信息,听觉可以获取回声、声源、声音类别及声音特征等信息,嗅觉可以获取气味浓度、气味类型及气味源等信息。这些多样化的信息融合起来可帮助我们识别和估计位置信息。

2) 位置计算

大脑中的神经路由定位细胞组成,根据多模态感官所感知的外部线索和内部编码的自身运动线索,推断并识别位置。其中位置细胞和头方向细胞可以编码、更新及维持当前位置信息。根据位置细胞和头方向细胞所编码的当前位姿信息,结合速度细胞和时间细胞所编码的运动速度和运动时间信息,利用网格细胞进行路径积分,以推断在场景中的实时位置。

3) 位置表征

大脑通过以自我为中心的坐标系、以外部特征为参考的坐标系及惯性坐标系等参考框架灵活地表征多样化的位置信息。其中以自我为中心的坐标系可以表征自身在空间中的位姿,以外部特征为

参考的坐标系可以表征物体之间的相对位姿及空间关系,惯性坐标系可以编码运动状态。大脑中的定位神经环路根据不同的坐标系灵活地表征空间位置信息,如我的左边 20 m、大楼门口及桌子上面等不同形式的位置信息。

2 类脑定位框架及计算模型

本章介绍了类脑定位系统框架,分析了类脑定位细胞及所组成的神经环路的计算建模方法及计算模型。

2.1 类脑定位系统框架

类脑定位系统由类脑位置感知、类脑位置计算及类脑位置表征等模块组成,系统框架如图 5 所示。利用类脑多模态传感器获取外部环境的位置信息,结合类脑计算芯片硬件,通过类脑神经网络计算模型对定位信息进行计算处理,进而输出机器人及目标的位置信息,并对这些位置信息进行多样化的表征,以满足智能机器人的定位需求。

1) 类脑位置感知

借鉴大脑视觉、听觉及嗅觉等感知机理所研制的新型类脑传感器,为实现类脑定位提供了传感器支撑。通过类脑多模态传感器获取的多源环境信息,结

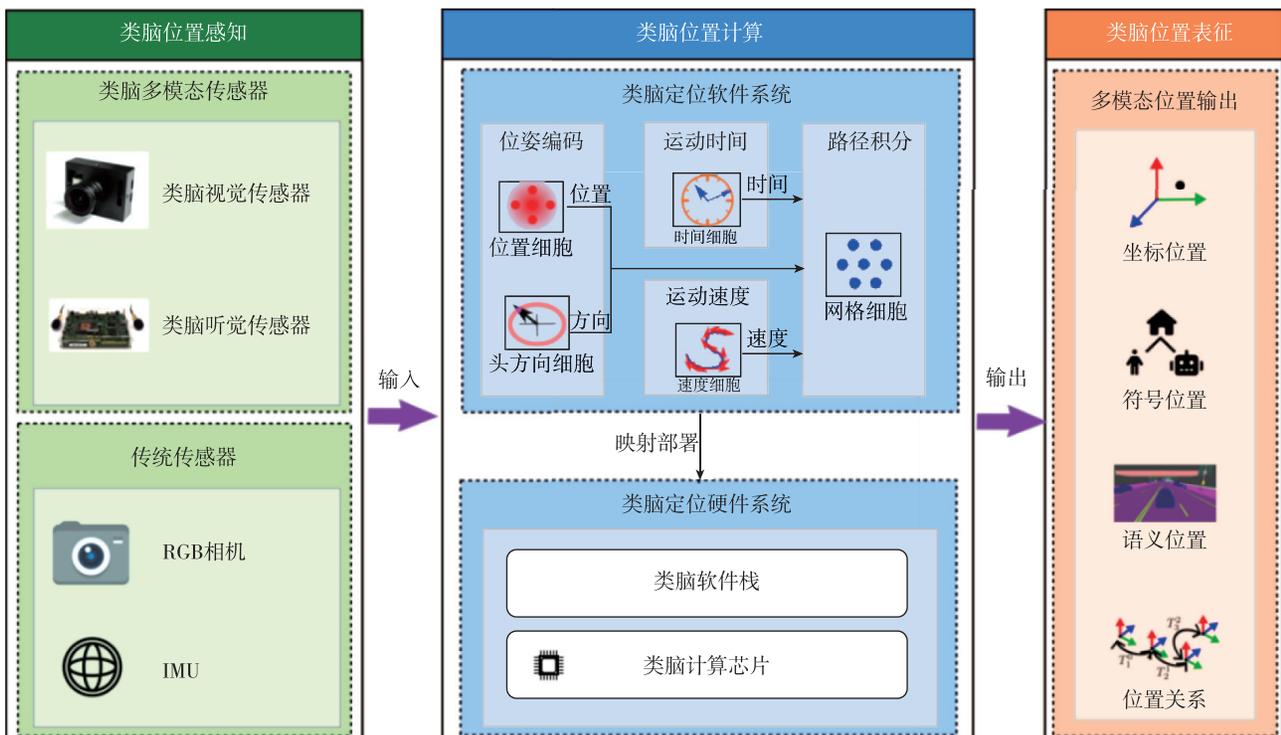


图 5 类脑定位系统框架

Fig. 5 The framework of the brain-inspired localization system

合空间视图细胞等感知信息的编码处理原理,对多源空间线索信息进行混合编码,进而支持位置识别、位姿估计及相对定位等功能的实现。

类脑视觉传感器是模拟视觉通路^[34]原理发明的新型视觉感知芯片。与传统视觉传感器相比,类脑视觉传感器通过单像素独立感光、事件触发及异步处理等方式,具有更高的时间分辨率和动态范围,同时具有更低的感知延时和带宽要求,如神经形态视觉传感器 DAVIS 346^[35]、类脑互补视觉芯片——天眸芯^[15]等。其中,天眸芯在极低的带宽(降低 90%)和功耗的条件下,实现了 10 000 帧/s 的高速、10 bit 的高精度及 130 dB 的高动态范围的视觉信息采集,在高速运动、光线急剧变化等挑战场景中能够鲁棒、可靠地获取有效的视觉信息^[15]。

此外,基于事件的神经形态激光^[36]、神经形态雷达^[37]、神经形态听觉^[38]、神经形态嗅觉^[39]及神经形态触觉^[40]等类脑传感器,也为实现更加高效、可靠的位置感知提供了多模态的传感器。这些新型的类脑传感器的感知方式、数据格式、尺度及维度等具有较大差异,需要设计新的数据处理方法对这些多模态数据进行预处理。

2)类脑位置计算

借鉴大脑定位神经环路机理,利用位置细胞和头方向细胞模型编码机器人的位姿状态,结合速度细胞和时间细胞所编码的运动速度和运动时间信息,通过网格细胞网络模型进行路径积分,从而实现定位功能。在类脑定位神经网络加速处理方面,通过借鉴大脑信息处理基本原理所研制的新型类脑计算芯片,具有低功耗、低延时及高并行等优势,能够为类脑定位模型的高效计算处理提供新型硬件支撑。目前主流类脑计算芯片包括清华大学的异构融合类脑计算芯片——天机芯、浙江大学的达尔文芯片、灵汐科技

的 KA200、IBM 公司的 TrueNorth^[41]和 NorthPole^[42]芯片以及 Intel 公司的 Loihi 芯片^[43]等。将类脑定位模型部署在这些类脑计算芯片硬件上,可以实现更加高效的定位信息处理。

3)类脑位置表征

类脑位置表征方法借鉴大脑灵活多样的位置表征形式,对机器人的位置及机器人与环境中目标的位置进行表征。本文将这些表征方式分为显式位置表征和隐式神经表征等。显式位置表征方式包括:(1)空间位姿表征,通过建立全局坐标系得到物体的空间位姿信息,从而得到自身与物体之间的相对位姿。(2)语义位置表征,在机器人与环境交互时不仅需要知道自己在哪,还要知道环境中的目标是什么。通过语义表征技术让机器人能够获得更多的环境语义信息。(3)位置关系表征,人们通过空间理解建立位置与位置之间的空间关系,再利用位置关系表征自身与环境中目标的相对位置信息。隐式位置表征通过神经网络内部的权重和激活模式来隐式表征位置信息,这种方式使得机器人能够以一种更类似于人脑表征位置信息的方式,更高效地表征复杂环境中机器人与目标的位置关系,提高机器人在复杂环境中的适应性。

2.2 类脑定位计算模型

大脑定位神经环路机理是实现类脑定位的理论基础。怎样对大脑定位细胞及神经环路进行计算建模是类脑定位方法的核心。在对定位神经环路及定位细胞功能建模时,可以从多个层次利用多种类型的神经网络建模方法构建其计算模型。前期尝试对大脑定位神经环路采用不同的建模方法进行建模,主要包括基于连续吸引子网络的类脑定位模型、基于脉冲神经网络的类脑定位模型及基于混合神经网络的类脑定位模型等,如图6所示。这些建模方法

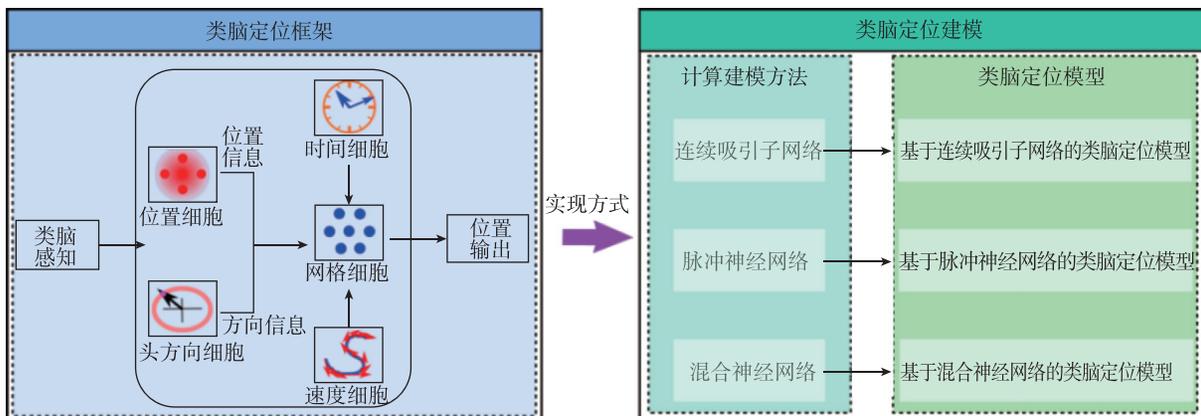


图 6 类脑定位计算模型

Fig. 6 Computational models of brain-inspired localization

从不同层次对定位神经环路进行模拟,能够实现以不同位置表征形式进行机器人空间定位。

1) 基于连续吸引子网络的类脑定位模型

在以 RatSLAM^[44]、NeuroSLAM^[45] 等为代表的工作中,通过连续吸引子网络模型对位置细胞、头方向细胞及网格细胞等进行计算建模,在功能层面模拟大脑位置细胞、头方向细胞的位姿编码功能以及基于网格细胞的路径积分定位功能。在连续吸引子网络模型中,神经元之间建立了全连接,距离较近的神经元之间存在兴奋性连接,而距离较远的神经元之间存在抑制性连接。当神经网络接收到外部刺激时,通过兴奋性、抑制性的神经动力学过程,可以实现神经网络状态的更新。这种神经网络模型能够较好地模拟这些定位细胞的工作原理,但由于神经元之间存在全连接,导致这些模型的计算复杂度较大、动力学更新过程较慢。

2) 基于脉冲神经网络的类脑定位模型

脉冲神经网络是一种更接近大脑神经元特性的类脑神经网络模型,通过脉冲信号编码和处理信息,并以事件驱动的方式进行稀疏放电和异步执行,具有更丰富的时空动力学特性,以及更高的生物真实性、可塑性及低功耗等优点^[46-47]。结合脉冲神经网络模型,对定位神经环路的功能进行黑盒模拟,实现了一种高鲁棒性的楼层定位方法^[48]。此外,还基于忆阻器利用脉冲神经网络实现了一种类脑光定位方法^[49]。类脑脉冲神经网络模型也可以显式地模拟定位神经环路的功能,利用脉冲神经元及其丰富的时空动力学特性,更好地模拟大脑定位功能所具备的低功耗、高鲁棒及自适应等特性。

3) 基于混合神经网络的类脑定位模型

类脑混合神经网络^[18]可以充分结合不同类型神经元及神经网络模型的优点,能够更好地对不同类型定位细胞功能进行模拟。前期通过借鉴大脑定位神经环路机理,利用类脑多模态混合神经网络对位置细胞、头方向细胞、时间细胞及空间视图细胞等进行建模,分别编码不同类型的空间信息,利用类脑多尺度液态状态机网络模型,对多尺度多维度多模态的信息进行融合,实现了一种类脑位置识别方法^[50],有效提高了机器人位置识别的鲁棒性和效率。类脑混合神经网络模型也可以从多脑区多类型神经元协同的角度对定位神经环路进行计算建模,更好地模拟各类型定位细胞的功能及交互机制。

3 总结与展望

类脑定位技术是借鉴大脑定位神经环路机理发展的一种新型仿生智能定位技术。类脑定位系统通过集成类脑多模态传感器和类脑计算芯片硬件,利用类脑定位神经网络计算模型,实现高实时、低功耗、高鲁棒及自适应的智能定位,为智能机器人提供多样化的位置信息,从而满足智能机器人新的定位需求。在类脑位置感知模块,通过类脑多模态传感器对环境信息进行实时、高效及低功耗的感知。在类脑位置计算模块,根据位置细胞、头方向细胞编码的位姿信息,结合速度细胞、时间细胞编码的运动速度和运动时间信息,利用网格细胞所编码的空间度量信息进行路径积分。结合类脑计算芯片硬件,对类脑定位神经网络模型进行加速计算处理。在类脑位置表征模块,借鉴大脑灵活多样的位置表征形式,提供显式的位姿坐标、符号位置、语义位置及位置关系等位置表征,以及隐式神经表征等多样化的位置表征。此外,可以利用大脑定位细胞神经元模型丰富的神经动力学特性,例如脉冲神经元的可塑性等,支持机器人进行连续的空间定位学习,能够满足长期连续自主定位需求。

类脑定位技术具有巨大的发展潜力,为实现智能定位提供了重要的技术路径。但目前类脑定位理论方法等研究还处于初步阶段,亟须开展更系统深入的探究。在类脑位置感知方面,类脑多模态传感器与传统传感器在信息感知方式、尺度及维度等方面存在较大差异,如何有效地融合多模态传感器实现任意环境下的鲁棒位置感知是面临的难题之一。在位置计算方面,目前的类脑定位神经网络模型尚不完善,没有很好地发挥大脑完整定位神经环路的功能和特性,需要进一步探索和构建更加合理、高效的类脑定位神经环路计算模型。在位置表征方面,目前的方法仅输出单一类型的位置表征,如何利用同一套模型同时输出多种类型的位置表征还需要进一步探索。

参考文献

- [1] 兰津卜, 赵文博, 朱凯, 等. 基于具身智能的移动操作机器人系统发展研究[J]. 中国工程科学, 2024, 26(1): 139-148.
LAN Fengbu, ZHAO Wenbo, ZHU Kai, et al. Development of mobile manipulator robot system with embodied intelligence[J]. Strategic Study of CAE,

- 2024, 26(1): 139-148(in Chinese).
- [2] 刘华平, 郭迪, 孙富春, 等. 基于形态的具身智能研究: 历史回顾与前沿进展[J]. 自动化学报, 2023, 49(6): 1131-1154.
- LIU Huaping, GUO Di, SUN Fuchun, et al. Morphology-based embodied intelligence: historical retrospect and research progress[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(6): 1131-1154 (in Chinese).
- [3] PUTRA R V W, MARCHISIO A, ZAYER F, et al. Embodied neuromorphic artificial intelligence for robotics: perspectives, challenges, and research development stack[DB/OL]. arXiv: 2404.03325, 2024.
- [4] BARTOLOZZI C, INDIVERI G, DONATI E. Embodied neuromorphic intelligence[J]. Nature Communications, 2022, 13(1): 1024.
- [5] 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.
- [6] HAFTING T, FYHN M, MOLDEN S, et al. Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex [J]. Nature, 2005, 436(7052): 801-806.
- [7] TAUBE J, MULLER R, RANCK J. 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] TAUBE J, MULLER R, RANCK J. Head-direction cells recorded from the postsubiculum in freely moving rats. II. Effects of environmental manipulations [J]. Journal of Neuroscience, 1990, 10(2): 436-447.
- [9] SOLSTAD T, BOCCARA C, KROPFF E, et al. Representation of geometric borders in the entorhinal cortex[J]. Science, 2008, 322(5909): 1865-1868.
- [10] BASSETT J, TAUBE J. Neural correlates for angular head velocity in the rat dorsal tegmental nucleus [J]. Journal of Neuroscience, 2001, 21(5): 5740-5751.
- [11] KROPFF E, CARMICHAEL J, MOSER M, et al. Speed cells in the medial entorhinal cortex [J]. Nature, 2015, 523(7561): 419-424.
- [12] SPALLA D, TREVES A, BOCCARA C N. Angular and linear speed cells in the parahippocampal circuits [J]. Nature Communications, 2022, 13(1): 1907.
- [13] EICHENBAUM H. Time cells in the hippocampus: a new dimension for mapping memories[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2014, 15(11): 732-744.
- [14] GALLEGO G, DELBRUCK T, ORCHARD G, et al. Event-based vision; a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(1): 154-180.
- [15] YANG Z, WANG T, LIN Y, et al. A vision chip with complementary pathways for open-world sensing [J]. Nature, 2024, 629(8014): 1027-1033.
- [16] PEI J, DENG L, SONG S, et al. Towards artificial general intelligence with hybrid Tianjic chip architecture[J]. Nature, 2019, 572(7767): 106-111.
- [17] ROY K, JAISWAL A, PANDA P. Towards spike-based machine intelligence with neuromorphic computing[J]. Nature, 2019, 575(7784): 607-617.
- [18] LIU F, ZHENG H, MA S, et al. Advancing brain-inspired computing with hybrid neural networks[J]. National Science Review, 2024, 11(5): nwae066.
- [19] EBADI K, BERNREITER L, BIGGIE H, et al. Present and future of SLAM in extreme environments: the DARPA SubT challenge[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 936-959.
- [20] PARRA-BARRERO E, VIJAYABASKARAN S, SEABROOK E, et al. A map of spatial navigation for neuroscience[J]. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 2023, 152: 105200.
- [21] 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): 1-33.
- ZHU Xiangwei, SHEN Dan, XIAO Kai, et al. Mechanisms, algorithms, implementation and perspectives of brain-inspired navigation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(19): 1-33 (in Chinese).
- [22] OMER D B, MAIMON S R, LAS L, et al. Social place-cells in the bat hippocampus[J]. Science, 2018, 359(6372): 218-224.
- [23] WANG C, LEE H, RAO G, et al. Superficial-layer versus deep-layer lateral entorhinal cortex: coding of allocentric space, egocentric space, speed, boundaries, and corners[J]. Hippocampus, 2023, 33(5): 448-464.
- [24] TOLMAN E. Cognitive maps in rats and men[J]. Psychological Review, 1948, 55(4): 189-208.
- [25] MULLER R, KUBIE J, RANCK J, et al. Spatial firing patterns of hippocampal complex-spike cells in a fixed environment [J]. Journal of Neuroscience, 1987, 7(7): 1935-1950.
- [26] ALEXANDER A, CARSTENSEN L, HINMAN J R, et al. Egocentric boundary vector tuning of the retrosplenial cortex[J]. Science Advances, 2020, 6(8): eaax2322.
- [27] LACHANCE P A, TODD T P, TAUBE J S. A sense of space in postrhinal cortex[J]. Science, 2019, 365(6449): eaax4192.

- [28] YARTSEV M, ULANOVSKY N. Representation of three-dimensional space in the hippocampus of flying bats[J]. *Science*, 2013, 340(6130): 367-372
- [29] FINKELSTEIN A, DERDIKMAN D, RUBIN A, et al. Three-dimensional head-direction coding in the bat brain[J]. *Nature*, 2015, 517(7533): 159-164.
- [30] DONG L, FIETE I. Grid cells in cognition: mechanisms and function[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 2024, 47: 345-368.
- [31] BUZSAKI G, MOSER E. Memory, navigation and theta rhythm in the hippocampal-entorhinal system [J]. *Nature Neuroscience*, 2013, 16(2): 130-138.
- [32] IGGENA D, JEUNG S, MAIER P, et al. Multisensory input modulates memory-guided spatial navigation in humans[J]. *Communications Biology*, 2023, 6(1): 1167.
- [33] ROLLS E. Neurons including hippocampal spatial view cells, and navigation in primates including humans[J]. *Hippocampus*, 2021, 31(6): 593-611.
- [34] SWIENTON D, THOMAS A. The visual pathway—functional anatomy and pathology[J]. *Seminars in Ultrasound, CT and MRI*, 2014, 35(5): 487-503.
- [35] BRANDLI C, BERNER R, YANG M, et al. A 240×180 130 dB 3 μ s latency global shutter spatiotemporal vision sensor[J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2014, 49(10): 2333-2341.
- [36] Inivation AG. Solutions DVL-5000[EB/OL]. Zurich Switzerland; Inivation AG, (2023) [2024]. <https://inivation.com/solutions/dvl-5000/>.
- [37] VOGGINGER B, KREUTZ F, LÓPEZ-RANDULFE J, et al. Automotive radar processing with spiking neural networks: concepts and challenges [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 851774.
- [38] LIU S, SCHAIK A, MINCH B A, et al. Asynchronous binaural spatial audition sensor with $2 \times 64 \times 4$ channel output[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2014, 8(4): 453-464.
- [39] CHOUHDRY H, LEE D, BAG A, et al. A flexible artificial chemosensory neuronal synapse based on chemoreceptive ionogel-gated electrochemical transistor [J]. *Nature Communications*, 2023, 14(1): 821.
- [40] LIU F, DESWAL S, CHRISTOU A, et al. Neuro-inspired electronic skin for robots[J]. *Science Robotics*, 2022, 7(67): eabl7344.
- [41] AKOPYAN F, SAWADA J, CASSIDY A, et al. True-North: design and tool flow of a 65 mW 1 million neuron programmable neurosynaptic chip[J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2015, 34(10): 1537-1557.
- [42] MODHA D S, AKOPYAN F, ANDREOPOULOS A, et al. Neural inference at the frontier of energy, space, and time [J]. *Science*, 2023, 382(6668): 329-335.
- [43] DAVIES M, SRINIVASA N, LIN T, et al. Loihi: a neuromorphic manycore processor with on-chip learning [J]. *IEEE Micro*, 2018, 38(1): 82-99.
- [44] MILFORD M, WYETH G F, PRASSER D. Rat-SLAM: a hippocampal model for simultaneous localization and mapping[C]// *Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '04)*. New Orleans; IEEE, 2004: 403-408.
- [45] YU F, SHANG J, HU Y, et al. NeuroSLAM: a brain-inspired SLAM system for 3D environments[J]. *Biol Cybern*, 2019, 113(5): 515-545.
- [46] ZHOU C, ZHANG H, YU L, et al. Direct training high-performance deep spiking neural networks: a review of theories and methods[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2024, 18: 1383844.
- [47] ZHENG H, ZHENG Z, HU R, et al. Temporal dendritic heterogeneity incorporated with spiking neural networks for learning multi-timescale dynamics [J]. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 277.
- [48] GU F, GUO F, YU F, et al. Accurate and efficient floor localization with scalable spiking graph neural networks[J]. *Satellite Navigation*, 2024, 5(1): 6.
- [49] ZHONG S, ZHOU J, YU F, et al. An optical neuromorphic sensor with high uniformity and high linearity for indoor visible light localization[J]. *Advanced Sensor Research*, 2024, 3: 2300197.
- [50] YU F, WU Y, MA S, et al. Brain inspired multimodal hybrid neural network for robot place recognition [J]. *Science Robotics*, 2023, 8(78): abm6996.

(编辑:黄利华)