

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2018 年 1 月 18 日 (18.01.2018)



(10) 国际公布号
WO 2018/010458 A1

- (51) 国际专利分类号:
G05D 1/02 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2017/078074
- (22) 国际申请日: 2017 年 3 月 24 日 (24.03.2017)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201610540175.0 2016年7月10日 (10.07.2016) CN
- (71) 申请人: 北京工业大学(BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) [CN/CN]; 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。
- (72) 发明人: 于乃功(YU, Naigong); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。苑云鹤(YUAN, Yunhe); 中国北京市朝阳区平乐园100号,

Beijing 100124 (CN)。蒋晓军(JIANG, Xiaojun); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。李侗(LI, Ti); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。方略(FANG, Lue); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。罗子维(LUO, Ziwei); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。翟羽佳(ZHAI, Yujia); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。林佳(LIN, Jia); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。于建均(YU, Jianjun); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。黄静(HUANG, Jing); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。刘旭东(LIU, Xudong); 中国北京市朝阳区平乐园100号, Beijing 100124 (CN)。

(54) Title: RAT HIPPOCAMPAL SPACE CELL-BASED METHOD FOR CONSTRUCTING NAVIGATION MAP USING ROBOT

(54) 发明名称: 一种基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法

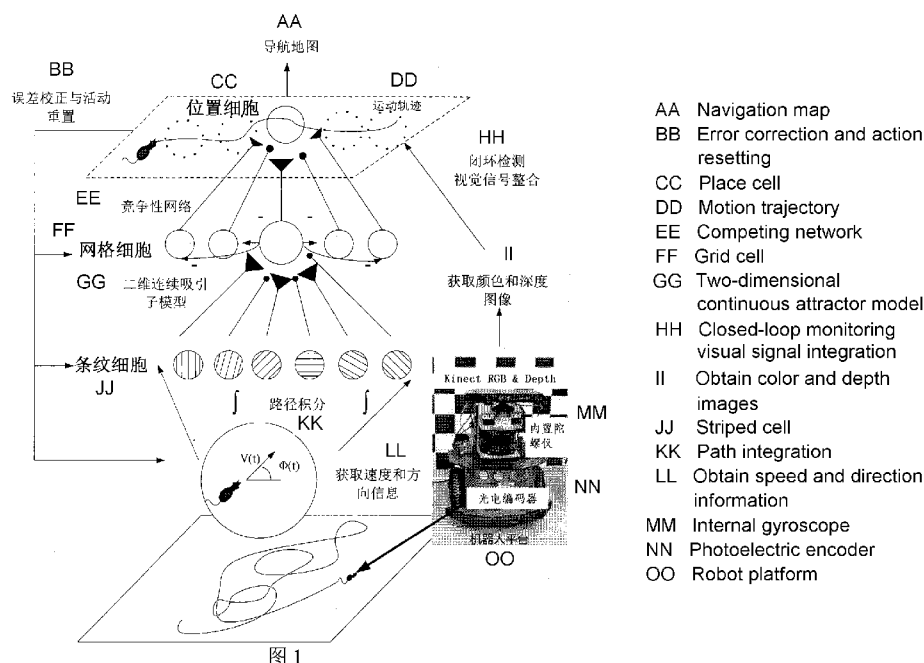


图 1

(57) Abstract: A rat hippocampal space cell-based method for constructing a navigation map using a robot. According to an information transmission circuit of space navigation-related cells in a mammalian hippocampal structure, a robot explores the environment to obtain current self-motion cues and color and depth image information; path integration and feature extraction are performed on the self-motion cues by means of space cells in the hippocampal structure, so as to gradually form codes of the space environment; and place fields of place cells are gradually formed during exploration, and cover the whole space environment to form a cognitive map; meanwhile, Kinect acquires color and depth image information of a view scene directly in front of the current place as an absolute reference, to



(74) 代理人: 北京思海天达知识产权代理有限公司 (BEIJING SHTD IP AGENCY LTD.); 中国北京市朝阳区平乐园100号北京工业大学旧图东配楼302室, Beijing 100124 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

perform closed-loop detection on the path, and correct an error of path integration. At the loop closure point, a system resets discharge actions of the space cells, and corrects the error of path integration. Nodes on the final navigation map comprise coding information of place cell groups, corresponding visual cues, and a place topological relation.

(57) 摘要: 一种基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法, 根据哺乳动物海马结构中的空间导航相关细胞的信息传递回路, 机器人通过对环境探索, 获取当前的自运动线索和颜色深度图像信息, 自运动线索经由海马结构中空间细胞的路径积分和特征提取, 渐进的形成对空间环境的编码, 位置细胞的位置野在探索过程中逐渐形成, 并覆盖整个空间环境, 形成认知地图, 与此同时, Kinect采集当前位置正前方视图场景的颜色深度图像信息作为绝对参考, 进行路径的闭环检测, 纠正路径积分的误差。在闭环点处, 系统进行空间细胞放电活动的重置, 对路径积分误差进行修正。最终的导航地图上的节点包含的是位置细胞群编码信息、对应的视觉线索以及位置拓扑关系。

说明书

一种基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法

技术领域

本发明涉及一种基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法。根据哺乳动物海马结构中有着导航相关特性的空间细胞的特点制定自主移动机器人自主导航地图构建方法。用于多尺度和复杂环境下机器人的导航地图构建。

背景技术

现阶段的环境地图构建方法，大多是依据 SLAM 方法构建地图，如栅格地图和拓扑地图法，依据广角摄像头提取环境特征点构建地图，对视觉信号和图像的处理算法以及硬件性能均提出了很高要求，而栅格的划分，拓扑点的募集大多数属于人为设定，只能面向于特定的静态环境，可扩展性程度不高。随着当前运动环境的不断复杂，特别在动态的环境中，单一导航方式已不能满足现实需求，多导航策略能够将若干种导航手段优势互补，达到更好的效果，其常用的数据融合方式是卡尔曼滤波算法，但是，应用卡尔曼滤波算法需要精确构建系统的运动模型和观测模型，而对复杂动态环境的建模，计算复杂，限制了卡尔曼滤波器的应用。

依据生物认知环境的机理，使机器人能够更加智能化的构建环境的认知地图，能够克服现阶段环境地图构建方法的诸多缺陷。哺乳动物（如：老鼠、人等）在空间环境中有所目的的移动需要对空间环境进行编码，需要对多种传感信息进行内在的融合，形成内在的神经表达，这种内在的神经表达被称为认知地图。对空间环境的进行认知并海马结构中与此认知地图构成相关的空间导航细胞主要有：头朝向细胞、条纹细胞、网格细胞、边界细胞和位置细胞。

研究发现，海马体是动物环境认知的关键脑区。1971 年，O'Keefe 和 Dostrovsky 发现海马体中的 CA1 和 CA3 区的椎体神经元只在空间的特定位置放电，当动物处于一个特定的空间位置时，椎体细胞放电频率最大，当动物远离这一位置时，放电频率下降，这些神经元被称为位置细胞（Place cell），其放电活动对应的动物在环境中的活动范围被称为位置野（Place field）。位置细胞的选择性放电的特性形成了大脑和外界空间位置的映射关系，是动物进行自我定位和空

间环境认知的重要元素。具体而言，位置细胞有如下特性：

位置细胞的位置野在动物进入新的环境中会迅速生成并随着对环境的遍历而覆盖整个环境；

相同的位置细胞可能在不同的环境发放，有着不同的位置野；

与视觉皮层上的神经细胞不同，位置细胞本身在脑中的相对位置与对应的位置野并无直接联系，换言之，两个相邻的位置细胞可能所对应的实际地理的位置野并不相邻；

外源性信息（如：视觉、嗅觉等）和内源性信息（如：前庭信息、躯体感觉）都能使位置细胞发放，并形成稳定的位置野，在没有外源性信息输入情况下（如：黑暗环境）位置细胞也能发放并形成稳定的位置野。

1990 年，Taube 等人在后下托中发现了一种头方向依赖的神经元，当动物的头部面向特定方向时，这种神经元发生最大放电，被称为头朝向细胞（head direction cell），头朝向细胞是一种头朝向依赖性神经元，放电活动只与头在水平面的朝向有关，与动物的位置、姿势、行为无关。每个头朝向细胞有且只有一个最佳朝向，在一个不变的环境中，头朝向细胞保持长时间的稳定性。可表示成一个小高斯模型；

2005 年 Hafting 等人通过变换试验箱的大小和形状，发现了对空间具体位置具有强烈放电的网格细胞(grid cell)，当老鼠在二维空间中活动时，网格细胞在特定的位置发生重复性规律放电，这个空间范围称为网格细胞的网格野(grid field)，网格细胞多个放电区域相连形成的三角形激活域遍布老鼠经过的整个空间环境。网格节点的间距在 39-73 厘米之间变化，沿着内嗅皮质的背腹侧轴网格放电野的间距逐渐增大，不同环境中同一个网格细胞的激活域一般不同，当老鼠处于黑暗环境时，网格域也能保持稳定；每个网格细胞形成的网格都具备 4 个基本特征：①间距（spacing）：各放电野中心之间的距离；②定向（orientation）：相对于外在参考坐标的倾斜度；③位相（phase）相对于外部参考点的 x 轴和 y 轴位移；④放电野大小（firing field）：网格细胞发生放电的空间范围。这 4 个成分构成了网格图的空间参数。

2012 年，O'Keefe 等人证实在旁下托和内嗅皮层中发现了有空间周期性条纹状的放电野的细胞存在，被称为条纹细胞（stripe cells），其放电野类似于平行的

条纹状覆盖在整个空间环境中。条纹细胞被认为是完成路径积分的基础机制，其放电活动能够由四个特征表征：①条纹间距（stripe spacing）：条纹放电野中心之间的距离；②条纹野宽度（stripe field width）：放电野的横向空间放电的范围；③条纹相位（stripe phase）相对于外部参考点的位移；④优先方向（preferred direction）：条纹野固有的相对于外在参考坐标的倾斜度。

五种空间细胞的激活率图如附图 2 所示

头朝向细胞位于前下托，编码头朝向信息，投射到内嗅皮层的浅皮层中的条纹细胞，内嗅皮层中的条纹细胞作为网格细胞的输入，对线速度信息进行编码，网格细胞能够对条纹细胞的输入信息进行路径积分，通过特征提取，生成特定位置编码的位置细胞位置野。而位置野是构成认知地图的基本要素。

海马已被认为是脑内再现空间环境的认知地图的结构,海马的位置细胞、内嗅皮层的网格细胞和边界细胞、存在于多个脑区的头朝向细胞,以及新发现的条纹细胞和各种感觉系统，共同组成了大脑内部的空间导航系统。

使用连续的吸引子模型模拟网格细胞的放电现象与内源性信息的路径积分，空间细胞的活动来源于吸引子神经网络活动的集体行为，网络活动的最终状态是在低维流型上连续的稳定状态，这些最终稳定状态就是吸引子，而在流型平面上吸引子位置的调节与更新源于对老鼠运动速度的响应。

本方法依据鼠脑海马结构空间细胞结合 Kinect 采集的颜色深度图进行机器人导航地图的构建，空间细胞计算模型采用吸引子模型。本发明相比于传统的 SLAM 导航方法，对硬件和传感器要求低，具有良好的可扩展性和适应性，所采用的数据融合处理方法相对于传统的卡尔曼滤波方法具有较低的计算成本，能够高效而准确的完成对室内外环境的地图构建。

发明内容

本发明根据动物海马解剖学结构和空间导航细胞的神经生理学特性，提出了一种基于空间细胞作用机理的环境导航地图构建方法。根据哺乳动物海马结构中的空间导航相关细胞的信息传递回路，如附图 3 所示，机器人通过对环境探索，获取当前的自运动线索和颜色深度图像信息，自运动线索经由海马结构中空间细胞的路径积分和特征提取，渐进的形成对空间环境的编码，位置细胞的位置野在

探索过程中逐渐形成，并覆盖整个空间环境，形成认知地图，与此同时，Kinect采集当前位置正前方视图场景的颜色深度图像信息作为绝对参考，进行路径的闭环检测，纠正路径积分的误差。在闭环点处，系统进行空间细胞放电活动的重置，对路径积分误差进行修正。最终的导航地图上的节点包含的是位置细胞群编码信息、对应的视觉线索以及位置拓扑关系，整体的示意图如附图 1 所示。

为了达到以上目的，本发明采用如下技术方案实现：

一种基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法，整体的硬件系统图如附图 4 所示。实现该方法的数据输入部分主要是自运动线索和视觉图像信息。通过光电编码器、陀螺仪、RGB-D 传感器实现。光电编码器采集速度信号，陀螺仪采集角度信号，RGB-D 传感器采集颜色和深度图像。中央处理器用于对认知地图生成算法的计算和处理，通过电机驱动产生电机控制信号，控制机器人运动。

基于海马空间细胞的机器人导航地图构建算法，整体算法流程图如附图 3 所示。

步骤（1）：机器人在初始时刻，静止的头方向设置为零，通过其自带的光电编码器、陀螺仪获取当前的瞬时速度和角度信息，与此同时 Kinect 以每秒两帧的速度进行图像采集。

步骤（2）：基于条纹细胞的线速度积分。

条纹细胞的一维环状吸引子模型示意图如附图 5 中的 a 所示。机器人通过自带的陀螺仪和光电编码器获取运动的角度信息和线速度信息，在 t 时刻机器人沿着方向 $\varphi(t)$ 移动速度是 $v(t)$ ，那么沿着方向 θ 的速度 $v_\theta(t)$ 和位移 $D_\theta(t)$ 分别为：

$$v_\theta(t) = \cos(\theta - \varphi(t))v(t) \quad (1)$$

$$D_\theta(t) = \int_0^t v_\theta(\tau) dt \quad (2)$$

方向位移被转换成多个条纹细胞沿着优先方向 θ 的活动，条纹细胞的放电率 $x_{\theta\alpha}$ 代表沿着方向 θ ，条纹细胞相位为 α 。条纹细胞放电周期为 l 。在优先方向周期性的位置 $n l + \alpha$ （ n 为整数）上条纹细胞有着最大放电率，那么，条纹细胞周期性放电重置的距离代表了 $\omega_{\theta\alpha}(t)$ 为 D_θ 和 α 之间的空间相位差为：

$$\omega_{\theta\alpha}(t) = (d_\theta(t) - \alpha) \bmod l \quad (3)$$

条纹细胞的放电率表示为：

$$x_{\theta\alpha}(t) = e^{\left(\frac{(\omega_{\theta\alpha}(t) - \frac{l}{2})^2}{2\sigma_s^2}\right)} \quad (4)$$

其中, σ_s 是标准差, 描述了条纹野沿着优先方向的宽度。

跨越周期性位置的倍数的条纹细胞将会共同激发, 编码了空间特定方向的位移, 作为网格细胞的前向输入信息, 驱动网格细胞吸引子在平面上运动。

步骤 (3): 二维连续空间的网格细胞吸引子模型周期性的进行位置编码。

网格细胞间存在着递归连接, 权值的相互作用形成了网格细胞在空间特定位置的吸引子, 吸引子呈六边形分布。与此同时来自于条纹细胞的前向输入驱动网格细胞吸引子在平面上运动, 对整个平面进行周期性特征编码。吸引子平面又称为神经板。网格细胞的二维环状吸引子模型如附图 5 中的 b 所示。

网格细胞的放电率的动力学公式为:

$$\tau \frac{ds_i}{dt} = f[\sum_j w_{ij}^g s_j + B_i] - s_i \quad (5)$$

其中, τ 是神经元相应的时间常量, 神经元传递函数 $f[\cdot]$ 是一个简单的非线性整流函数, 当 $x > 0$ 时, $f(x) = x$, 当 $x \leq 0$ 时, $f(x) = 0$ 。当前位置神经元 i 的放电率为 s_i , w_{ij}^g 是在该神经板中神经元 j 到神经元 i 的连接权值, $\sum_j w_{ij}^g s_j$ 是投射到神经元 i 的抑制性递归输入, B_i 是来自于条纹细胞的前向性兴奋性输入。每个网格细胞神经元 i 都有着一个优先方向 θ_i , 这个优先方向信息由条纹细胞的投射确定。

网格细胞接收来自于条纹细胞的前向投射, 前向投射中的优先朝向信息, 被用于确定输出权值的改变方向, 并确定其接收到机器人的速度输入信息。

$$B_i = \omega_{\theta\alpha}(t) \quad (6)$$

网格细胞之间存在递归连接, 其递归连接权值为:

$$w_{ij}^g = w_0 (\bar{x}_i - \bar{x}_j - \omega_{\theta\alpha}(t)) \quad (7)$$

其中,

$$w_0 = ae^{-\gamma|\bar{x}|^2} - e^{-\beta|\bar{x}|^2} \quad (8)$$

权值矩阵形成一个中间高两边低的墨西哥帽形状分布, 其中间位置为 $\bar{x} - s_{\theta\alpha}(t)$, 在所有的参数设定中, $\gamma = 1.05 \times \beta$, $\beta = 3/\lambda_{net}^2$, 其中 λ_{net} 是神经片上形成网格的周期, 由条纹细胞的周期 1 确定。当 $a = 1$ 时, 所有的连接都是抑制性的, 局部周围抑制性连接足够产生网格细胞响应。

步骤（4）：网格细胞到位置细胞的竞争型网络产生空间特定位置的编码

网格细胞作为位置细胞的输入信息来源，位置细胞的放电活动是路径积分系统的输出。为了产生位置细胞族的单峰型放电野，需要学习网格细胞族到位置细胞突触权值分布，确定在单个位置有着重叠活动包的网格细胞族的激活比例。

采用竞争性 hebb 学习算法寻找网格细胞族活动的子集，计算位置细胞族活动。

$$\frac{dw_{ij}^{eh}}{dt} = kp_i(s_j - \langle s_j \rangle) \quad (9)$$

其中，k 为学习率， p_i 为位置细胞的放电率， s_j 为网格细胞的放电率， $\langle \cdot \rangle$ 为网格细胞的平均放电率。式（9）的右边确定权重变化的方向：如果当前网格细胞激活率大于传入的平均激活率，突触连接增强；否则，突触连接发生抑制。设置 $w_{ij}^{eh} \geq 0$ 确保权值不为负值，因此，通过式（9）的权值被抑制。

位置细胞的对给定位置的空间选择性来源于对该位置联合编码的具有多个空间相位和空间间距的网格细胞活动的选择性结合。因此，需要多个空间间距和朝向的网格细胞，同样需要多个空间间距和朝向的条纹细胞。每个神经板代表了一个网格细胞族活动，本方法通过对 a 和 λ_{net} 进行均匀采样产生多个不同尺度的网格细胞族。式（9）从多层神经板的空间重合检测网格细胞群体活动。

位置细胞的族活动来源于网格细胞的投射信息：

$$p_i(r) = A \cdot f[\sum_{j=1}^M w_{ij}^{eh} s_j(r) - C_{inh}] \quad (10)$$

其中，A 和 C_{inh} 分别为位置细胞网络的增益和抑制常量，M 是网格细胞神经板的层数， w_{ij}^{eh} 是网格细胞族 j 到位置细胞族 i 的突触连接权值，r 是当前动物的位置。

C_{inh} 用来控制位置细胞放电野的个数，由 $B * \max(p_i(r))$ 确定。通过上述的竞争性算法，确保了只有少量的网格细胞族的子集被选择形成位置细胞的单一型放点野。

步骤（5）：位置细胞的路径积分的迭代更新

位置细胞吸引子模型构建了对于实际外界环境相对位置的度量模型，其吸引子模型神经板如附图 5 中的 c 所示。二维连续吸引子模型由局部兴奋性、抑制连接和全局抑制性连接在一个神经板上形成一个随机的活动包（activity bump），这个吸引子由空间细胞路径积分系统驱动。

步骤 (5-1) 获取当前位置点的相对位置。

一个二维的高斯分布被用于创建位置细胞的兴奋性权值连接矩阵 $\varepsilon_{m,n}$ ，其中下标 m, n 代表在坐标系 X 和 Y 中所属单元横纵坐标之间的距离。权值分布可表示为：

$$\varepsilon_{m,n} = e^{-(m^2+n^2)/k_p} \quad (11)$$

其中， k_p 为位置分布的宽度常量。

由于局部兴奋性连接导致的位置细胞活动的变化量为：

$$\Delta p_{EX,EY} = \sum_{i=0}^{(n_X-1)} \sum_{j=0}^{(n_Y-1)} p_{i,j} \varepsilon_{m,n} \quad (12)$$

其中， n_X, n_Y 是在 (X, Y) 空间中位置细胞二维矩阵的大小，代表着吸引子模型在神经板上活动的范围。因为网络中位置细胞的无边界性，如图 5c 所示，处于神经板边界的位置细胞会与相对边界的位置细胞产生兴奋性连接，而进行位置细胞迭代和视觉模板匹配的前提是查找位置细胞吸引子在神经板中的相对位置，这个相对位置坐标由权值矩阵的下标表示，由下式计算得到：

$$m = (X - i)(\text{mod } n_X) \quad (13a)$$

$$n = (Y - j)(\text{mod } n_Y) \quad (13b)$$

每个位置细胞同样接收着整个网络的全局性抑制信号。与网络细胞所形成的墨西哥帽吸引子模型不同，位置细胞的抑制信号发生在局部性兴奋连接之后，而不是同时起作用。兴奋性和抑制性连接矩阵的对称性保证了合适的神经网络动力学，确保空间中的吸引子不会无限制的兴奋。位置细胞由抑制性连接权值引起的活动变化量为：

$$\Delta p_{IX,IY} = \sum_{i=0}^{n_X} \sum_{j=0}^{n_Y} p_{i,j} \psi_{m,n} - \varphi \quad (14)$$

其中， $\psi_{m,n}$ 是抑制性连接权值， φ 控制全局性的抑制水平。

为确保 $t+1$ 时刻的所有位置细胞的活动都是不小于零的，将位置细胞的激活率与 0 进行比较：

$$p_{X,Y}^{t+1} = \max\{p_{X,Y}^t + \Delta p_{EX,EY} + \Delta p_{IX,IY}, 0\} \quad (15)$$

随后将位置细胞的活动率进行归一化。

$$p_{X,Y}^{t+1} = \frac{p_{X,Y}^t}{\sum_{i=0}^{n_X} \sum_{j=0}^{n_Y} p_{i,j}^t} \quad (16)$$

步骤（5-2）位置细胞的路径积分

在本方法中，位置细胞吸引子的移动来自于空间细胞的对自运动线索的路径积分，条纹细胞编码了特定方向上的位移，驱动网格细胞吸引子的移动，网格吸引子对特定方向上的二维空间进行编码，使得不同的网格细胞族激活。不同的网格细胞族活动的子集确定了位置吸引子的移动。这一过程的示意图如附图 6 所示。

路径积分后位置细胞的放电率 $p_{X,Y}^{t+1}$ 表示为：

$$p_{X,Y}^{t+1} = \sum_{m=\delta X_0}^{\delta X_0+1} \sum_{n=\delta Y_0}^{\delta Y_0+1} \alpha_{mn} p_{(m+X)(n+Y)}^t \quad (17)$$

其中， δX_0 、 δY_0 是 X-Y 坐标系中向下取整的偏置量，这一偏置量由速度和方向信息确定，

$$\begin{bmatrix} \delta X_0 \\ \delta Y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lfloor k_m \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \cos \theta \rfloor \\ \lfloor k_n \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \sin \theta \rfloor \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中， $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整， k_m 、 k_n 是路径积分常量， $\vec{e}_{\theta_i}$ 是指向 θ_i 的单位向量， θ 为当前头朝向，下一时刻位置细胞的活动率由当前时刻位置细胞的活动率与残差量 α_{mn} 的乘积，残差量是位置细胞活动包的扩散作用的量化，这个扩散作用可由残差偏置量表示，源于网格细胞的路径积分作用，而网格细胞的路径积分来源于条纹细胞的前向驱动作用。所以残差偏置量为：

$$\begin{bmatrix} \delta X_f \\ \delta Y_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_m \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \cos \theta - \delta X_0 \\ k_n \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \sin \theta - \delta Y_0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

残差量是残差偏置量的分段函数：

$$\alpha_{mn} = g(\delta X_f, m - \delta X_0) g(\delta Y_f, n - \delta Y_0) \quad (20)$$

$$g(p, q) = \begin{cases} 1 - p, & q = 0 \\ p, & q = 1 \end{cases} \quad (21)$$

步骤（5-3）视图模板匹配

仅仅通过路径积分机制产生的认知地图，在大范围空间中，误差较大，并不能形成精确的认知地图，本方法利用 kinect 采集了环境中的 RGB 图和深度图，进行闭环检测，当检测到闭环时，利用 RGB-D 图像作为视觉线索去纠正路径积分的错误，并重置导航细胞族活动。当光照变化时，RGB 图会受到影响，而深度图则不受光照影响，比较深度图和 RGB 图能够做到闭环检测和新场景的识别。

视图模板匹配算法采用的是颜色和深度图像中的扫描线强度分布（scanline

intensity profile)。扫描线强度分布是一维向量，它是对灰度图片所有列的强度求和，并归一化的结果。如附图 7 所示是一副图像的扫描线强度分布图，图 7 中的 a、b 分别为颜色图和深度图。机器人在探索过程中获取到的图像的扫描线强度分布被存储为局部视图模板，当前图像的扫描线强度分布与先前存储的局部视图模板相比较，如果能够匹配，则认为寻找到了一个闭环，如果不能匹配则被当作新的视图模板进行存储。

当前图像分布与视图模板的比较通过使用平均绝对强度差函数。两个图像扫描线强度分布间的平均绝对强度差又称为强度偏移量，用 $g(c)$ 表示：

$$g(c, I^j, I^k) = \frac{1}{b-|c|} \left(\sum_{i=1}^{b-|c|} |I_{i+\max(c,0)}^j - I_{i-\min(c,0)}^k| \right) \quad (22)$$

其中， I^j 和 I^k 被比较图像的扫描线强度分布， c 是分布偏移 (profile shift) 量， b 是图像的宽度。

由于图像匹配受到光照影响较大，为了减弱光照条件的影响，提高在不同环境下的图像匹配精度，本发明采用了颜色图和深度图两种图像同时匹配来确定绝对位置的方法，由于实际空间环境在不同时间段光照强度有所不同，对颜色图和深度图的偏移量之差赋予不同的权值，可以得到图像的匹配度量 G ：

$$G = \mu_R |g_{iR}(c) - g(c)| + \mu_D |g_{iD}(c) - g(c)| \quad (23)$$

其中， μ_R 和 μ_D 分别为颜色图和深度图的权值，且 $\mu_R + \mu_D = 1$ ，

在连续的图像中 I^j 和 I^k 像素的最小偏移量 c_m 是对两幅图像的匹配度量 G 取最小值。

$$c_m = \min_{c \in [\rho-b, b-\rho]} (G) \quad (24)$$

其中，偏置 ρ 确保了有两幅图像有一个重叠量。设定图像的比较阈值为 c_t ，当 $c_m < c_t$ 时，当前视图为新的视图，保存到视觉模板集 $\{V^i\}$ 中，当 $c_m \geq c_t$ 时，则认为回到了一个重复的场景。

步骤 (6) 认知地图的构建与修正

本方法构建的认知地图建立位置细胞放电活动位置之间的拓扑关系，由有着拓扑关系的经验点 e 组成，经验点之间的拓扑联系由 t_{ij} 表示。每个经验点包含有当前位点位置细胞放电活动 p^i 、视觉模板 V^i 。单个经验点的位置由 p^i 表示。那么单个经验点定义为：

$$e_i = \{p^i, V^i, d^i\} \quad (25)$$

步骤(6-1) 经验拓扑迭代

设定经验阈值为 S_{th} ，当前位置与存在的经验点中的位置比较能够得到一个位置度量 D：

$$D = |p^i - p| \quad (26)$$

当前经验点的位置度量超过经验阈值或者当发现新的视觉模板时，新的经验点被创建。

转换量 t_{ij} 存储由路径积分计算的位置改变量，即：

$$t_{ij} = \{\Delta d^{ij}\} \quad (27)$$

其中， t_{ij} 形成了先前经验与新的经验点的连接关系， $e_j = \{p^j, V^j, d^j + \Delta d^{ij}\}$

注意到经验点在经验迭代过程中保持不变，只在检测到闭环会发生改变。

步骤(6-2) 闭环处的经验地图更新

当视图模板检测到实际的闭环点时，机器人回到了相同的位置，然而位置变量的累加量在闭环处的所形成的新的经验与这个相同位置是不相匹配的，为了达到两者的匹配，需要在闭环处对所有的经验进行更新：

$$\Delta d^i = \vartheta \left[\sum_{j=1}^{N_f} (d^j - d^i - \Delta d^{ij}) + \sum_{k=1}^{N_t} (d^k - d^i - \Delta d^{ki}) \right] \quad (28)$$

其中， ϑ 是一个纠正率常量， N_f 是从经验 e_i 到其他经验的转移个数， N_t 是从其他经验到经验 e_i 的转移个数。在实际的实验中取 $\vartheta = 0.5$ ，更大取值将会导致整个地图的不稳定。整个地图的更新过程是连续的，但在闭环处最为明显。

步骤（6-3）空间细胞放电重置

当机器人通过视图模板匹配检测到闭环点时，会将空间细胞的放电率重置到先前的活动状态。

附图说明

表 1 本发明的参数设定

图 1 本发明的算法的整体示意图

图 2 是本发明涉及到的空间细胞放电率图。其中 A、C、D 中的左图是放电率图，B 中左图表示方向细胞极坐标图，该方向细胞在东南方向放电率最大；右

图是轨迹放电率图。

图 3 本发明涉及到的空间细胞的信息传递和模型示意图

图 4 本发明的硬件结构图

图 5 本发明涉及到的空间细胞吸引子模型示意图，其中 a 是条纹细胞一维环状吸引子模型，b 是网格细胞的二维环状吸引子模型，c 是位置细胞的环状吸引子平面示意图

图 6 本发明位置细胞路径积分示意图。黑色点为位置细胞吸引子的中间位置，随着网格细胞吸引子的移动，位置细胞吸引子进行路径积分

图 7 本发明涉及到的视图模板以及其扫描线强度分布，a 是 Kinect 采集的颜色图，b 是对应的深度图，c 是颜色图对应的扫描线强度分布

图 8 验证本发明所使用的机器人平台

图 9 本发明整体的算法流程图

图 10 实施例 1 中 2m*2m 的实验室环境。红色线是机器人真实的运动轨迹

图 11 实施例 1 路径积分地图和最终的位置细胞表达地图，10b 中红色点是位置细胞放电率点

图 12 实施例 2 中由多幅相似的彩图包围的 3m*10m 的实验室环境中采集的多幅彩图

图 13 实施例 2 中本发明 3m*10m 的实验室环境轨迹俯视扫描图，蓝色轨迹为机器人的实际轨迹

图 14 实施例 2 中本发明的地图构建过程

图 15 实施例 2 中本发明闭环检测与空间细胞放电重置过程

图 16 实施例 3 中半径为 35m 的环形建筑的俯视扫描图，其中蓝色点所示为机器人的真实轨迹点

图 17 实施例 3 中本发明在 1050s 时机器人生成的认知地图的各项元素图

图 18 实施例 3 中本发明的路径积分地图与认知地图的对比图

具体实施方式

本发明提出的基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法是为了利用少量的传感器，利用仿生的方式得到普适的精确的机器人导航地图，解决传统

SLAM 算法对传感器和硬件要求高、计算复杂度高、精度有限、适应性不强的问题。下面结合附图和实施例对本发明的具体实施方式做进一步详细地说明。

所有的实施例均采用如附图 8 所示的机器人进行地图构建。移动装置是由两个前轮和一个后轮，后轮是一个小型的万向轮，方便机器人的稳定支撑和变相。前轮配备有光电编码器，能采集和记录机器人的移动速度。内置的陀螺仪能采集机器人的移动方向。

Kinect 置于平台面板上方，使用逆变器供电，在机器人移动的时候，进行 RGB-D 图像的采集。Kinect 直接与控制 PC 连接，以每秒两帧的速率采 RGB、DEPTH 图像各一张。整个平台通过 USB 口与机器人进行通讯。移动机器人平台最大移动速度设定为 0.5m/s。

空间细胞网络初始化。头朝向细胞的个数设定为 360 个， λ_{net} 是对从 12 到 52 之间间隔为 1 的均匀分布采样。 w_0 的调节向量 $a=1.1$ ，学习率 k 为 0.0005，抑制性系数 $B=0.5$ 。将条纹细胞的条纹朝向设置为 $\theta_i = [0^\circ \ 90^\circ \ 180^\circ \ 270^\circ]$ ，为了获得六边形的网格野的结构形式，需要对网格细胞递归权值连接进行初始化设计，神经板边界的细胞连接的是相反边界的细胞，如图附图 5b 所示，神经板形成一个圆环面，六边形的网格野由扭曲的圆环产生。根据式 $w_{ij}^g = w_0 (\bar{x}_i - \bar{x}_j - s_{\theta\alpha}(t))$ 所示，神经元 i 所在位置为 $\bar{x}_i = (x_{i_x}, x_{i_y})$ ，其中， $x_{i_x} = (i_x - 0.5)/N$ ， $x_{i_y} = (i_y - 0.5)/N$ ， $i_x, i_y \in \{1, \dots, N\}$ 。网格细胞神经板上神经元之间的距离被称为诱导度量 (the induced metric)，用 $\text{dist}(\cdot, \cdot)$ 表示，在二维流型上，这是个欧拉范式，其计算公式为：

$$\text{dist}(\bar{x}_i, \bar{x}_j) := \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|_{tri} = \min_{j=1}^9 \|\bar{x}_i - \bar{x}_j + \text{offset}_j\| \quad (29)$$

其中， offset_j 是为了实现扭曲的圆环设置的偏置量，其具体值为： $\text{offset}_1 := (0, 0)$ ； $\text{offset}_2 := (-1, 0)$ ； $\text{offset}_3 := (1, 0)$ ； $\text{offset}_4 := (0, -1)$ ； $\text{offset}_5 := (0, 1)$ ； $\text{offset}_6 := (1, 1)$ ； $\text{offset}_7 := (-1, 1)$ ； $\text{offset}_8 := (1, -1)$ ； $\text{offset}_9 := (-1, -1)$ ； $\|\cdot\|$ 是欧拉范式。

对网格细胞到位置细胞权值初始化依赖于网格细胞神经板的个数，在仿真实

验中设置了个数 $M=80$ ，那么每层的权值均初始化为 $1/M$ 。

位置细胞以及视觉图像匹配的参数设定如附表 1 所示。

所有的实施例中，均采用以下实施方式

第一步，数据采集，使用电脑控制机器人在环境中移动，采集速度、方向以及该位置点的图像信息。采样周期是 500ms。

第二步，空间细胞的路径积分。三种空间细胞吸引子模型示意图如附图 5 在 t 时刻机器人沿着方向 $\varphi(t)$ 移动速度是 $v(t)$ ，那么沿着方向 θ 的速度 $v_\theta(t)$ 和位移 $D_\theta(t)$ 分别为：

$$v_\theta(t) = \cos(\theta - \varphi(t))v(t)$$

$$D_\theta(t) = \int_0^t v_\theta(\tau) d\tau$$

方向位移被转换成条纹细胞族沿着优先方向 θ 的活动，条纹细胞的放电率 $x_{\theta\alpha}$ 代表沿着方向 θ ，条纹细胞相位为 α 。条纹细胞放电周期为 l 。在优先方向周期性的位置 $n l + \alpha$ (n 为整数) 上条纹细胞有着最大放电率，其放电率表示为：

$$x_{\theta\alpha}(t) = e^{\left(-\frac{(\omega_{\theta\alpha}(t) - \frac{l}{2})^2}{2\sigma_s^2} \right)}$$

第三步，条纹细胞放电率前向投射驱动网格细胞吸引子进行环境的周期性编码。

网格细胞的权值连接形成了网格细胞的吸引子：

$$w_{ij}^g = w_0 (\bar{x}_i - \bar{x}_j - \omega_{\theta\alpha}(t))$$

其中，初始权值设置为：

$$w_0 = a e^{-\gamma|\bar{x}|^2} - e^{-\beta|\bar{x}|^2}$$

网格细胞的放电率由递归连接和前向投射共同确定：

$$\tau \frac{ds_i}{dt} = f \left[\sum_j w_{ij}^g s_j + x_{\theta\alpha}(t) \right] - s_i$$

第四步，网格细胞通过竞争型 Hebb 学习网络产生到位置细胞对空间特定位置的编码。

使用竞争性的 hebb 学习确定生成位置细胞放点野的网格细胞族活动的子集。

$$\frac{dw_{ij}^{eh}}{dt} = k p_i (s_j - \langle s_j \rangle)$$

其中, s_j 为网格细胞的放电率, $\langle \cdot \rangle$ 为网格细胞的平均放电率。上式的右边确定权重变化的方向: 如果当前网格细胞激活率大于传入的平均激活率, 突触连接增强; 否则, 突触连接发生抑制。通过这种竞争性学习, 超过平均激活率的网格细胞族被确定位置细胞的放点率。

位置细胞的族活动来源于网格细胞的投射信息:

$$p_i(r) = A \cdot f \left[\sum_{j=1}^M w_{ij}^{eh} s_j(r) - C_{inh} \right]$$

其中, A 和 C_{inh} 分别为位置细胞网络的增益和抑制常量, M 是网格细胞神经板的层数, w_{ij}^{eh} 是网格细胞族 j 到位置细胞族 i 的突触连接权值, r 是当前机器人的位置。 C_{inh} 用来控制位置细胞放电野的个数, 由 $B * \max(p_i(r))$ 确定。通过上述的竞争性算法, 确保了只有少量的网格细胞族的子集被选择形成位置细胞的单一型放电野。

第五步: 确定位置细胞在吸引子平面的放电率和放电位置

位置细胞吸引子模型构建了对于实际外界环境相对位置的度量模型。二维连续吸引子模型由局部兴奋性、抑制连接和全局抑制性连接在一个神经板上形成一个随机的活动包 (Activity bump), 这个吸引子由空间细胞路径积分系统驱动, 由来自于当前位置的图像信息进行重置。活动包如附图 5c 中灰色神经元所示, 类似于网格细胞的环状吸引子模型, 网络边界的位置细胞与另一边界的位置细胞相连接, 形成环状。

一个二维的高斯分布被用于创建位置细胞的兴奋性权值连接矩阵 $\varepsilon_{m,n}$, 其中下标 m 、 n 代表在坐标系 X 和 Y 中所属单元横纵坐标之间的距离。权值分布可表示为:

$$\varepsilon_{m,n} = e^{-(m^2+n^2)/k_p}$$

其中, k_p 为位置分布的宽度常量。

由于局部兴奋性连接导致的位置细胞活动的变化量为:

$$\Delta p_{X,Y} = \sum_{i=0}^{(n_X-1)} \sum_{j=0}^{(n_Y-1)} p_{X,Y} \varepsilon_{m,n}$$

其中, n_X 、 n_Y 是在 (X, Y) 空间中位置细胞二维矩阵的大小, 代表着吸引子

模型在神经板上活动的范围。因为网络中位置细胞的无边界性，如图 5c 所示，处于神经板边界的位置细胞会与相对边界的位置细胞产生兴奋性连接，而进行位置细胞迭代和视觉模板匹配的前提是查找位置细胞吸引子在神经板中的相对位置，这个相对位置坐标由权值矩阵的下标表示，可由下式计算得到：

$$m = (X - i)(\text{mod } n_x)$$

$$n = (Y - j)(\text{mod } n_y)$$

每个位置细胞同样接收着整个网络的全局性抑制信号。与网络细胞所形成的墨西哥帽吸引子模型不同，位置细胞的抑制信号发生在局部性兴奋连接之后，而不是同时起作用。兴奋性和抑制性连接矩阵的对称性保证了合适的神经网络动力学，确保空间中的吸引子不会无限制的兴奋。位置细胞由抑制性连接权值引起的活动变化量为：

$$\Delta p_{X,Y} = \sum_{i=0}^{n_x} \sum_{j=0}^{n_y} p_{i,j} \psi_{m,n} - \varphi$$

其中， $\psi_{m,n}$ 是抑制性连接权值， φ 控制全局性的抑制水平。

为了确保所有位置细胞的活动都是非零，下一时刻的所有位置细胞的活动加入了限制：

$$p_{X,Y}^{t+1} = \max\{p_{X,Y}^t + \Delta p_{EX,EY} + \Delta p_{IX,IY}, 0\}$$

随后将位置细胞的活动率进行归一化。

$$p_{X,Y}^{t+1} = \frac{p_{X,Y}^t}{\sum_{i=0}^{n_x} \sum_{j=0}^{n_y} p_{i,j}^t}$$

第六步，位置细胞路径积分

位置细胞的位置更新驱动源于上游皮层空间细胞的路径积分驱动，下一时刻的路径积分吸引子的放电率由偏置量和当前时刻的位置细胞吸引子放电率联合确定，这一过程的示意图如附图 6 所示。那么下一时刻的位置细胞的放电率 $p_{X,Y}^{t+1}$ 可表示为：

$$p_{X,Y}^{t+1} = \sum_{m=\delta X_0}^{\delta X_0+1} \sum_{n=\delta Y_0}^{\delta Y_0+1} \alpha_{mn} p_{(m+X)(n+Y)}^t$$

其中， δX_0 、 δY_0 是 X-Y 坐标系中向下取整的偏置量，这一偏置量由速度和方向信息确定，

$$\begin{bmatrix} \delta X_0 \\ \delta Y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lfloor k_m \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \cos \theta \rfloor \\ \lfloor k_n \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \sin \theta \rfloor \end{bmatrix}$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, k_m 、 k_n 是路径积分常量, $\vec{e}_{\theta_i}$ 是指向 θ_i 的单位向量, θ 为当前头朝向,下一时刻位置细胞的活动率由当前时刻位置细胞的活动率与残差量 α_{mn} 的乘积,残差量是位置细胞活动包的扩散作用的量化,这个扩散作用可由残差偏置量表示,源于网格细胞的路径积分作用,而网格细胞的路径积分来源于条纹细胞的前向驱动作用。所以残差偏置量为:

$$\begin{bmatrix} \delta X_f \\ \delta Y_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_m \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \cos \theta - \delta X_0 \\ k_n \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \sin \theta - \delta Y_0 \end{bmatrix}$$

残差量是残差偏置量的分段函数:

$$\alpha_{mn} = g(\delta X_f, m - \delta X_0)g(\delta Y_f, n - \delta Y_0)$$

$$g(p, q) = \begin{cases} 1 - p, & q = 0 \\ p, & q = 1 \end{cases}$$

第七步,当前位置点的视图模板的匹配与构建。

机器人在当前位点通过 Kinect 获取颜色和深度图像,计算当前位点图像的扫描线强度分布,首先将彩色图片转化为灰度图片,然后对灰度图片所有列的强度求和,并归一化。如图 7 所示是一副图像的扫描线强度分布图,7a、b 分别为颜色图和深度图。

机器人在整个探索过程中获取到的图像扫描线强度分布被存储为局部视图模板,当前图像的扫描线强度分布与先前存储的局部视图模板相比较确定是否回到了先前已经到过的位置。

当前图像分布与视图模板的比较通过使用平均绝对强度差函数。两个图像扫描线强度分布间的平均绝对强度差又称为强度偏移量,用 $g(c)$ 表示:

$$g(c, I^j, I^k) = \frac{1}{b-|c|} \left(\sum_{i=1}^{b-|c|} \left| I_{i+\max(c,0)}^j - I_{i-\min(c,0)}^k \right| \right) \quad (3-5)$$

其中, I^j 和 I^k 被比较图像的扫描线强度分布, c 是分布偏移量, b 是图像的宽度。

由于图像匹配受到光照影响较大,为了减弱光照条件的影响,提高在不同环境下的图像匹配精度,本发明采用了颜色图和深度图两种图像同时匹配来确定绝对位置的方法,由于实际空间环境在不同时间段光照强度有所不同,对颜色图和

深度图的偏移量之差赋予不同的权值，可以得到图像的匹配度量 G :

$$G = \mu_R |g_{iR}(c) - g(c)| + \mu_D |g_{iD}(c) - g(c)|$$

其中， μ_R 和 μ_D 分别为颜色图和深度图的权值，且 $\mu_R + \mu_D = 1$,

在连续的图像中 I^j 和 I^k 像素的最小偏移量 c_m 是对两幅图像的匹配度量 G 取最小值。

$$c_m = \min_{c \in [\rho-b, b-\rho]}(G)$$

其中，偏置 ρ 确保了两幅图像有一个重叠量。设定图像的比较阈值为 c_t ，当 $c_m < c_t$ 时，说明图像不匹配，当前视图设置为新的视图，保存到视觉模板集 $\{V^i\}$ 中，当 $c_m \geq c_t$ 时，则认为回到了一个重复的场景。

第八步，认知地图的构建。

本发明构建的认知地图建立位置细胞放电活动位置之间的拓扑关系，由有着拓扑关系的经验点 e 组成，经验点之间的拓扑联系由 t_{ij} 表示。每个经验点包含有当前位点位置细胞放电活动 p^i 、视觉模板 V^i 。单个经验点的位置由 p^i 表示。经验点可表示为：

$$e_i = \{p^i, V^i, d^i\}$$

设定经验阈值为 S_{th} ，当前位置与存在的经验点中的位置比较能够得到一个位置度量 D :

$$D = |p^i - p|$$

当前经验点的位置度量超过经验阈值或者当发现新的视觉模板时，新的经验点被创建。机器人在探索环境时，逐步构建环境的经验点。

转换量 t_{ij} 存储由路径积分计算的位置改变量，即：

$$t_{ij} = \{\Delta d^{ij}\}$$

其中， t_{ij} 形成了先前经验与新的经验点的连接关系

$$e_j = \{p^j, V^j, d^j + \Delta d^{ij}\}$$

经验点的拓扑连接在经验点生成的过程中保持不变，在闭环检测时会发生改变。

步骤九，闭环处的经验地图更新

当视图模板检测到实际的闭环点时，机器人回到了相同的位置，然而位置变量的累加量在闭环处所形成的新的经验与这个相同位置是不相匹配的，为了达到两者的匹配，需要在闭环处对所有的经验进行更新：

$$\Delta d^i = \vartheta \left[\sum_{j=1}^{N_f} (d^j - d^i - \Delta d^{ij}) + \sum_{k=1}^{N_t} (d^k - d^i - \Delta d^{ki}) \right]$$

其中， ϑ 是一个纠正率常量， N_f 是从经验 e_i 到其他经验的转移个数， N_t 是从其他经验到经验 e_i 的转移个数。在实际的实验中取 $\vartheta = 0.5$ ，更大取值将会导致整个地图的不稳定。整个地图的更新过程是连续的，但在闭环处最为明显。

实施例场景 1：使机器人在实验室环境中在 2m*2m 的环境中持续的走 8 字 399s。实验场景如附图 10 所示。

最终生成的路径积分地图和位置细胞放电率表达的地图如附图 11 所示。可见路径积分地图已经不能正确的表达所经过的环境了，而所生成的位置细胞放电率地图可以很好的反映所经过的环境。这说明了本发明在重复空间运动生成地图的可靠性。

实施例场景 2：该场景是由多幅相似的彩图(如附图 12 所示)包围的 3m*10m 的环境，机器人从 16s 绕着环境运动到 170s 直到探索过程结束。图 13 所示为实施例 2 的实际环境图如附图 13 所示。模型最终构建的认知地图效果图如附图 14 中第二行第三列所示。

可见在最后时刻，模型生成了对整个环境的准确的认知地图，而原始里程计图则已经出现了较大的偏差。构建地图的过程如附图 14 所示。第一行显示的是机器人采集的里程计地图，第二行显示的是根据本发明的方法构建认知地图的过程，可以看到，当没有检测到闭环点时，里程计地图和认知地图并无差别，在 89s 时检测到了环境的闭环点，认知地图在第 89.5s 进行调整，随着时间的推移，里程计地图误差越来越大，而认知地图因为进行了闭环检测，越来越符合实际的活动轨迹。

闭环检测与空间细胞放电重置的过程如附图 15 所示，第一行为 7.5s 时的认知地图和位置细胞放电率，在 89s 时，检测到环境的闭环点（第二行所示），在

89.5s 时模型进行认知地图的调整（第三行所示），并进行放电率重置，值得注意的是附图 15 的位置细胞族放电活动与认知地图点（图中第一列圆圈所示）并不完全一致，是由于位置细胞族活动表达的是机器人在环境中的相对位置。以上实验结果验证了本发明方法在易混淆环境下的有效性，

实施例场景 3：为了验证本发明在生成大规模的复杂环境的精确认知地图的可靠性，通过本发明方法对一个半径为 35m 的环形办公楼进行了探索，环形大楼的俯视图如附图 16 所示。

利用附图 8 中的机器人利用附图 9 中的方法在环形大楼中持续的探索了 1050s；其探索的轨迹如附图 16 中蓝色线所示。附图 17 所示，比较路径积分地图和最终生成的认知地图可知，路径积分地图不能准确的描述当前环境的地图，而认知地图是对环境的精确描述。

附图 18 是路径积分地图和认知地图的演化过程。认知地图随着时间推移的演化过程，其中 18A 为原始的里程计地图，18B 是本文提出的模型生成的认知地图，可以看到在经历第一次闭环之前，认知地图与原始地图是一样的，而在 $t=280s$ 时，利用原始的里程计进行路径积分产生的原始地图已经产生了位置的歧义性，无法感知当前已回到了闭环点。采用视觉图像进行纠错后，实际的认知地图能够准确的表达当前位点，这说明了利用 RGB-D 图进行闭环重置的有效性，也可以看到在实际的空间位置中认知地图只有在检测到闭环点时，才会进行对原始地图的纠错和更新。在最后时刻，本文的模型生成了对实际的室内环境(图 16 所示)的精确的认知地图，这个地图编码了空间位点的度量和拓扑信息。

实施例 1、2、3 验证了本发明具有良好的普适性和有效性，能够生成不同环境精确的认知地图。

权利要求书

1、一种基于鼠脑海马空间细胞的机器人导航地图构建方法，其特征在于：实现该方法的数据输入部分主要是自运动线索和视觉图像信息；通过光电编码器、陀螺仪、RGB-D 传感器实现；光电编码器采集速度信号，陀螺仪采集角度信号，RGB-D 传感器采集颜色和深度图像；中央处理器用于对认知地图生成算法的计算和处理，通过电机驱动产生电机控制信号，控制机器人运动；

整体算法流程如下，

步骤（1）：机器人在初始时刻，静止的头方向设置为零，通过其自带的光电编码器、陀螺仪获取当前的瞬时速度和角度信息，与此同时 Kinect 以每秒两帧的速度进行图像采集；

步骤（2）：基于条纹细胞的线速度积分；

机器人通过自带的陀螺仪和光电编码器获取运动的角度信息和线速度信息，在 t 时刻机器人沿着方向 $\varphi(t)$ 移动速度是 $v(t)$ ，那么沿着方向 θ 的速度 $v_\theta(t)$ 和位移 $D_\theta(t)$ 分别为：

$$v_\theta(t) = \cos(\theta - \varphi(t))v(t) \quad (1)$$

$$D_\theta(t) = \int_0^t v_\theta(\tau) dt \quad (2)$$

方向位移被转换成多个条纹细胞沿着优先方向 θ 的活动，条纹细胞的放电率 $x_{\theta\alpha}$ 代表沿着方向 θ ，条纹细胞相位为 α ；条纹细胞放电周期为 l ；在优先方向周期性的位置 $n l + \alpha$ （ n 为整数）上条纹细胞有着最大放电率，那么，条纹细胞周期性放电重置的距离代表了 $\omega_{\theta\alpha}(t)$ 为 D_θ 和 α 之间的空间相位差为：

$$\omega_{\theta\alpha}(t) = (d_\theta(t) - \alpha) \bmod l \quad (3)$$

条纹细胞的放电率表示为：

$$x_{\theta\alpha}(t) = e^{-\left(\frac{(\omega_{\theta\alpha}(t) - \frac{l}{2})^2}{2\sigma_s^2}\right)} \quad (4)$$

其中， σ_s 是标准差，描述了条纹野沿着优先方向的宽度；

跨越周期性位置的倍数的条纹细胞将会共同激发，编码了空间特定方向的位移，作为网格细胞的前向输入信息，驱动网格细胞吸引子在平面上运动；

步骤（3）：二维连续空间的网格细胞吸引子模型周期性的进行位置编码；

网格细胞间存在着递归连接，权值的相互作用形成了网格细胞在空间特定位置的吸引子，吸引子呈六边形分布；与此同时来自于条纹细胞的前向输入驱动网

格细胞吸引子在平面上运动,对整个平面进行周期性特征编码;吸引子平面又称为神经板;

网络细胞的放电率的动力学公式为:

$$\tau \frac{ds_i}{dt} = f[\sum_j w_{ij}^g s_j + B_i] - s_i \quad (5)$$

其中, τ 是神经元相应的时间常量, 神经元传递函数 $f[\cdot]$ 是一个简单的非线性整流函数, 当 $x > 0$ 时, $f(x) = x$, 当 $x \leq 0$ 时, $f(x) = 0$; 当前位置神经元 i 的放电率为 s_i , w_{ij}^g 是在该神经板中神经元 j 到神经元 i 的连接权值, $\sum_j w_{ij}^g s_j$ 是投射到神经元 i 的抑制性递归输入, B_i 是来自于条纹细胞的前向性兴奋性输入; 每个网络细胞神经元 i 都有着一个优先方向 θ_i , 这个优先方向信息由条纹细胞的投射确定;

网络细胞接收来自于条纹细胞的前向投射, 前向投射中的优先朝向信息, 被用于确定输出权值的改变方向, 并确定其接收到机器人的速度输入信息;

$$B_i = \omega_{\theta\alpha}(t) \quad (6)$$

网络细胞之间存在递归连接, 其递归连接权值为:

$$w_{ij}^g = w_0 (\bar{x}_i - \bar{x}_j - \omega_{\theta\alpha}(t)) \quad (7)$$

其中,

$$w_0 = ae^{-\gamma|\bar{x}|^2} - e^{-\beta|\bar{x}|^2} \quad (8)$$

权值矩阵形成一个中间高两边低的墨西哥帽形状分布, 其中间位置为 $\bar{x} - s_{\theta\alpha}(t)$, 在所有的参数设定中, $\gamma = 1.05 \times \beta$, $\beta = 3/\lambda_{net}^2$, 其中 λ_{net} 是神经片上形成网格的周期, 由条纹细胞的周期 1 确定; 当 $a = 1$ 时, 所有的连接都是抑制性的, 局部周围抑制性连接足够产生网络细胞响应;

步骤 (4): 网络细胞到位置细胞的竞争型网络产生空间特定位置的编码

网络细胞作为位置细胞的输入信息来源, 位置细胞的放电活动是路径积分系统的输出; 为了产生位置细胞族的单峰型放电野, 需要学习网络细胞族到位置细胞突触权值分布, 确定在单个位置有着重叠活动包的网格细胞族的激活比例;

采用竞争性 hebb 学习算法寻找网络细胞族活动的子集, 计算位置细胞族活动;

$$\frac{dw_{ij}^{eh}}{dt} = kp_i(s_j - \langle s_j \rangle) \quad (9)$$

其中, k 为学习率, p_i 为位置细胞的放电率, s_j 为网络细胞的放电率, $\langle \cdot \rangle$ 为网格

细胞的平均放电率；式（9）的右边确定权重变化的方向：如果当前网格细胞激活率大于传入的平均激活率，突触连接增强；否则，突触连接发生抑制；设置 $w_{ij}^{eh} \geq 0$ 确保权值不为负值，因此，通过式（9）的权值被抑制；

位置细胞的对给定位置的空间选择性来源于对该位置联合编码的具有多个空间相位和空间间距的网格细胞活动的选择性结合；因此，需要多个空间间距和朝向的网格细胞，同样需要多个空间间距和朝向的条纹细胞；每个神经板代表了一个网格细胞族活动，本方法通过对 a 和 λ_{net} 进行均匀采样产生多个不同尺度的网格细胞族；式（9）从多层神经板的空间重合检测网格细胞群体活动；

位置细胞的族活动来源于网格细胞的投射信息：

$$p_i(r) = A \cdot f[\sum_{j=1}^M w_{ij}^{eh} s_j(r) - C_{inh}] \quad (10)$$

其中， A 和 C_{inh} 分别为位置细胞网络的增益和抑制常量， M 是网格细胞神经板的层数， w_{ij}^{eh} 是网格细胞族 j 到位置细胞族 i 的突触连接权值， r 是当前动物的位置； C_{inh} 用来控制位置细胞放电野的个数，由 $B * \max(p_i(r))$ 确定；通过上述的竞争性算法，确保了只有少量的网格细胞族的子集被选择形成位置细胞的单一型放点野；

步骤（5）：位置细胞的路径积分的迭代更新

位置细胞吸引子模型构建了对于实际外界环境相对位置的度量模型；二维连续吸引子模型由局部兴奋性、抑制连接和全局抑制性连接在一个神经板上形成一个随机的活动包，这个吸引子由空间细胞路径积分系统驱动；

步骤（5-1）获取当前位置点的相对位置；

一个二维的高斯分布被用于创建位置细胞的兴奋性权值连接矩阵 $\varepsilon_{m,n}$ ，其中下标 m, n 代表在坐标系 X 和 Y 中所属单元横纵坐标之间的距离；权值分布可表示为：

$$\varepsilon_{m,n} = e^{-(m^2+n^2)/k_p} \quad (11)$$

其中， k_p 为位置分布的宽度常量；

由于局部兴奋性连接导致的位置细胞活动的变化量为：

$$\Delta p_{EX,EY} = \sum_{i=0}^{(n_X-1)} \sum_{j=0}^{(n_Y-1)} p_{i,j} \varepsilon_{m,n} \quad (12)$$

其中, n_X 、 n_Y 是在(X, Y)空间中位置细胞二维矩阵的大小, 代表着吸引子模型在神经板上活动的范围; 因为网络中位置细胞的无边界性, 处于神经板边界的位置细胞会与相对边界的位置细胞产生兴奋性连接, 而进行位置细胞迭代和视觉模板匹配的前提是查找位置细胞吸引子在神经板中的相对位置, 这个相对位置坐标由权值矩阵的下标表示, 由下式计算得到:

$$m = (X - i)(\text{mod } n_X) \quad (13a)$$

$$n = (Y - j)(\text{mod } n_Y) \quad (13b)$$

每个位置细胞同样接收着整个网络的全局性抑制信号; 与网格细胞所形成的墨西哥帽吸引子模型不同, 位置细胞的抑制信号发生在局部性兴奋连接之后, 而不是同时起作用; 兴奋性和抑制性连接矩阵的对称性保证了合适的神经网络动力学, 确保空间中的吸引子不会无限制的兴奋; 位置细胞由抑制性连接权值引起的活动变化量为:

$$\Delta p_{IX,IY} = \sum_{i=0}^{n_X} \sum_{j=0}^{n_Y} p_{i,j} \psi_{m,n} - \varphi \quad (14)$$

其中, $\psi_{m,n}$ 是抑制性连接权值, φ 控制全局性的抑制水平;

为确保 t+1 时刻的所有位置细胞的活动都是不小于零的, 将位置细胞的激活率与 0 进行比较:

$$p_{X,Y}^{t+1} = \max\{p_{X,Y}^t + \Delta p_{EX,EY} + \Delta p_{IX,IY}, 0\} \quad (15)$$

随后将位置细胞的活动率进行归一化:

$$p_{X,Y}^{t+1} = \frac{p_{X,Y}^t}{\sum_{i=0}^{n_X} \sum_{j=0}^{n_Y} p_{i,j}^t} \quad (16)$$

步骤 (5-2) 位置细胞的路径积分

在本方法中, 位置细胞吸引子的移动来自于空间细胞的对自运动线索的路径积分, 条纹细胞编码了特定方向上的位移, 驱动网格细胞吸引子的移动, 网格吸引子对特定方向上的二维空间进行编码, 使得不同的网格细胞族激活; 不同的网格细胞族活动的子集确定了位置吸引子的移动;

路径积分后位置细胞的放电率 $p_{X,Y}^{t+1}$ 表示为:

$$p_{X,Y}^{t+1} = \sum_{m=\delta X_0}^{\delta X_0+1} \sum_{n=\delta Y_0}^{\delta Y_0+1} \alpha_{mn} p_{(m+X)(n+Y)}^t \quad (17)$$

其中, δX_0 、 δY_0 是 X-Y 坐标系中向下取整的偏置量, 这一偏置量由速度和方向

信息确定，

$$\begin{bmatrix} \delta X_0 \\ \delta Y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lfloor k_m \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \cos \theta \rfloor \\ \lfloor k_n \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \sin \theta \rfloor \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中， $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整， k_m 、 k_n 是路径积分常量， $\vec{e}_{\theta_i}$ 是指向 θ_i 的单位向量， θ 为当前头朝向，下一时刻位置细胞的活动率由当前时刻位置细胞的活动率与残差量 α_{mn} 的乘积，残差量是位置细胞活动包的扩散作用的量化，这个扩散作用可由残差偏置量表示，源于网格细胞的路径积分作用，而网格细胞的路径积分来源于条纹细胞的前向驱动作用；所以残差偏置量为：

$$\begin{bmatrix} \delta X_f \\ \delta Y_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_m \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \cos \theta - \delta X_0 \\ k_n \vec{e}_{\theta_i} v \cdot \sin \theta - \delta Y_0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

残差量是残差偏置量的分段函数：

$$\alpha_{mn} = g(\delta X_f, m - \delta X_0)g(\delta Y_f, n - \delta Y_0) \quad (20)$$

$$g(p, q) = \begin{cases} 1 - p, & q = 0 \\ p, & q = 1 \end{cases} \quad (21)$$

步骤（5-3）视图模板匹配

仅仅通过路径积分机制产生的认知地图，在大范围空间中，误差较大，并不能形成精确的认知地图，本方法利用 kinect 采集了环境中的 RGB 图和深度图，进行闭环检测，当检测到闭环时，利用 RGB-D 图像作为视觉线索去纠正路径积分的错误，并重置导航细胞族活动；当光照变化时，RGB 图会受到影响，而深度图则不受光照影响，比较深度图和 RGB 图能够做到闭环检测和新场景的识别；

视图模板匹配算法采用的是颜色和深度图像中的扫描线强度分布；扫描线强度分布是一维向量，它是对灰度图片所有列的强度求和，并归一化的结果；机器人在探索过程中获取到的图像的扫描线强度分布被存储为局部视图模板，当前图像的扫描线强度分布与先前存储的局部视图模板相比较，如果能够匹配，则认为寻找到了一个闭环，如果不能匹配则被当作新的视图模板进行存储；

当前图像分布与视图模板的比较通过使用平均绝对强度差函数；两个图像扫描线强度分布间的平均绝对强度差又称为强度偏移量，用 $g(c)$ 表示：

$$g(c, I^j, I^k) = \frac{1}{b-|c|} \left(\sum_{i=1}^{b-|c|} |I_{i+\max(c,0)}^j - I_{i-\min(c,0)}^k| \right) \quad (22)$$

其中， I^j 和 I^k 被比较图像的扫描线强度分布， c 是分布偏移（profile shift）量， b

是图像的宽度；

由于图像匹配受到光照影响较大，为了减弱光照条件的影响，提高在不同环境下的图像匹配精度，采用了颜色图和深度图两种图像同时匹配来确定绝对位置的方法，由于实际空间环境在不同时间段光照强度有所不同，对颜色图和深度图的偏移量之差赋予不同的权值，可以得到图像的匹配度量 G ：

$$G = \mu_R |g_{iR}(c) - g(c)| + \mu_D |g_{iD}(c) - g(c)| \quad (23)$$

其中， μ_R 和 μ_D 分别为颜色图和深度图的权值，且 $\mu_R + \mu_D = 1$ ，

在连续的图像中 I^j 和 I^k 像素的最小偏移量 c_m 是对两幅图像的匹配度量 G 取最小值：

$$c_m = \min_{c \in [\rho-b, b-\rho]}(G) \quad (24)$$

其中，偏置 ρ 确保了两幅图像有一个重叠量；设定图像的比较阈值为 c_t ，当 $c_m < c_t$ 时，当前视图为新的视图，保存到视觉模板集 $\{V^i\}$ 中，当 $c_m \geq c_t$ 时，则认为回到了一个重复的场景；

步骤（6）认知地图的构建与修正

本方法构建的认知地图建立位置细胞放电活动位置之间的拓扑关系，由有着拓扑关系的经验点 e 组成，经验点之间的拓扑联系由 t_{ij} 表示；每个经验点包含有当前位点位置细胞放电活动 p^i 、视觉模板 V^i ；单个经验点的位置由 p^i 表示；那么单个经验点定义为：

$$e_i = \{p^i, V^i, d^i\} \quad (25)$$

步骤(6-1) 经验拓扑迭代

设定经验阈值为 S_{th} ，当前位置与存在的经验点中的位置比较能够得到一个位置度量 D ：

$$D = |p^i - p| \quad (26)$$

当前经验点的位置度量超过经验阈值或者当发现新的视觉模板时，新的经验点被创建；

转换量 t_{ij} 存储由路径积分计算的位置改变量，即：

$$t_{ij} = \{\Delta d^{ij}\} \quad (27)$$

其中, t_{ij} 形成了先前经验与新的经验点的连接关系, $e_j = \{p^j, v^j, d^i + \Delta d^{ij}\}$,

注意到经验点在经验迭代过程中保持不变, 只在检测到闭环会发生改变;

步骤(6-2) 闭环处的经验地图更新

当视图模板检测到实际的闭环点时, 机器人回到了相同的位置, 然而位置变量的累加量在闭环处所形成的新的经验与这个相同位置是不相匹配的, 为了达到两者的匹配, 需要在闭环处对所有的经验进行更新:

$$\Delta d^i = \vartheta \left[\sum_{j=1}^{N_f} (d^j - d^i - \Delta d^{ij}) + \sum_{k=1}^{N_t} (d^k - d^i - \Delta d^{ki}) \right] \quad (28)$$

其中, ϑ 是一个纠正率常量, N_f 是从经验 e_i 到其他经验的转移个数, N_t 是从其他经验到经验 e_i 的转移个数; 在实际的实验中取 $\vartheta = 0.5$, 更大取值将会导致整个地图的不稳定; 整个地图的更新过程是连续的, 但在闭环处最为明显;

步骤 (6-3) 空间细胞放电重置

当机器人通过视图模板匹配检测到闭环点时, 会将空间细胞的放电率重置到先前的活动状态。

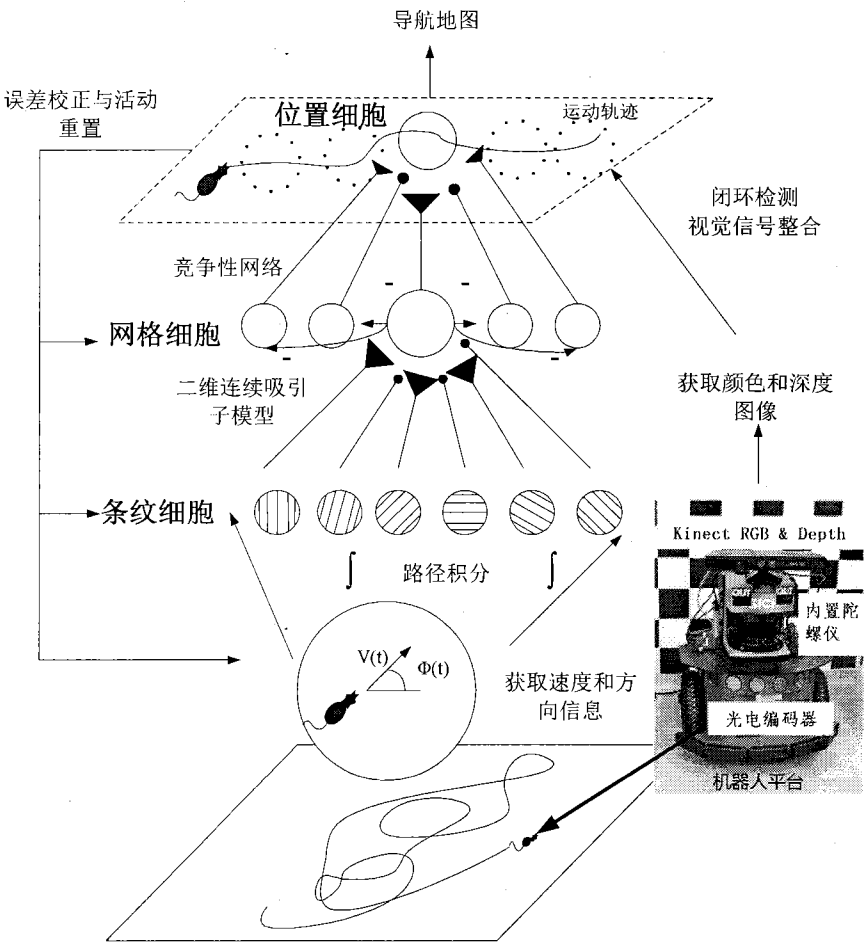


图 1

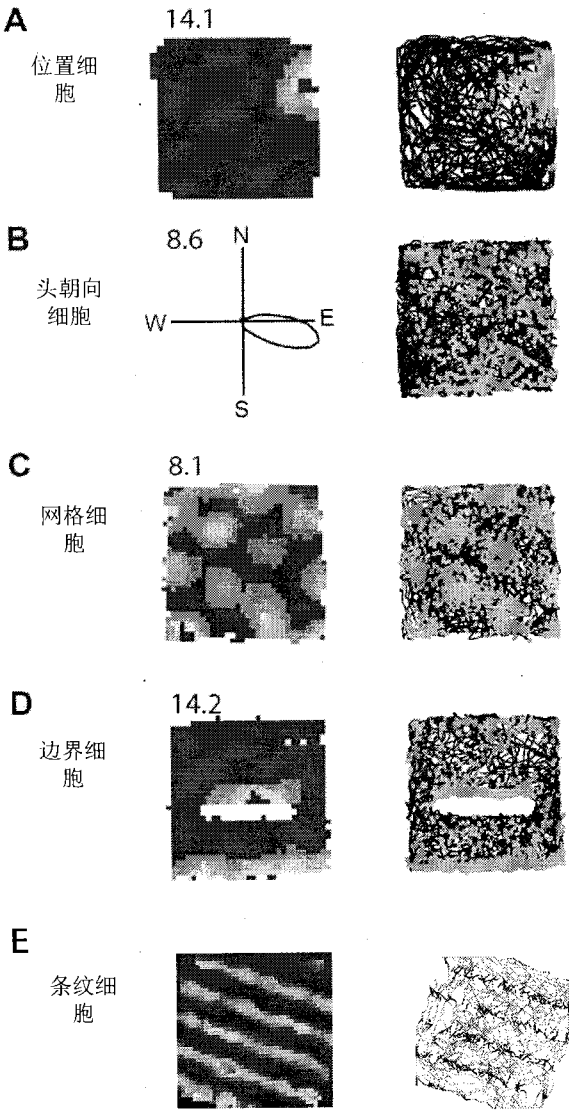


图 2

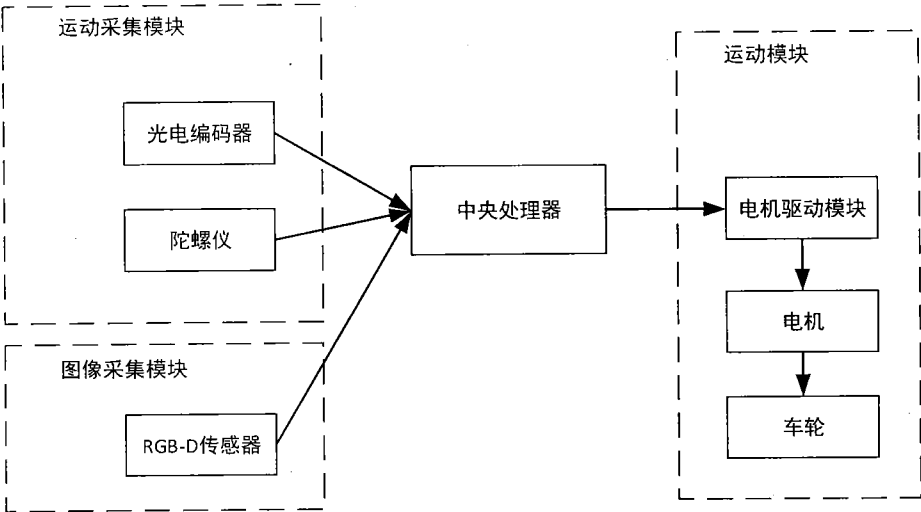


图 3

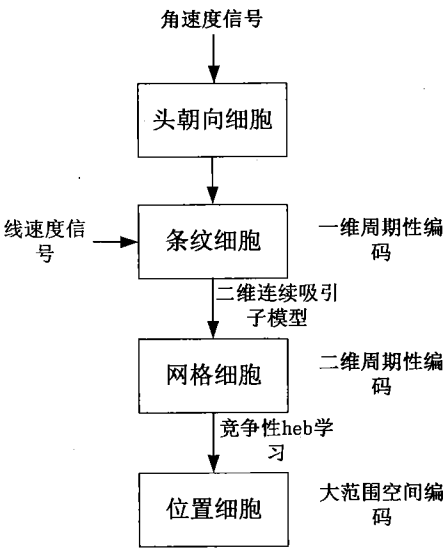


图 4

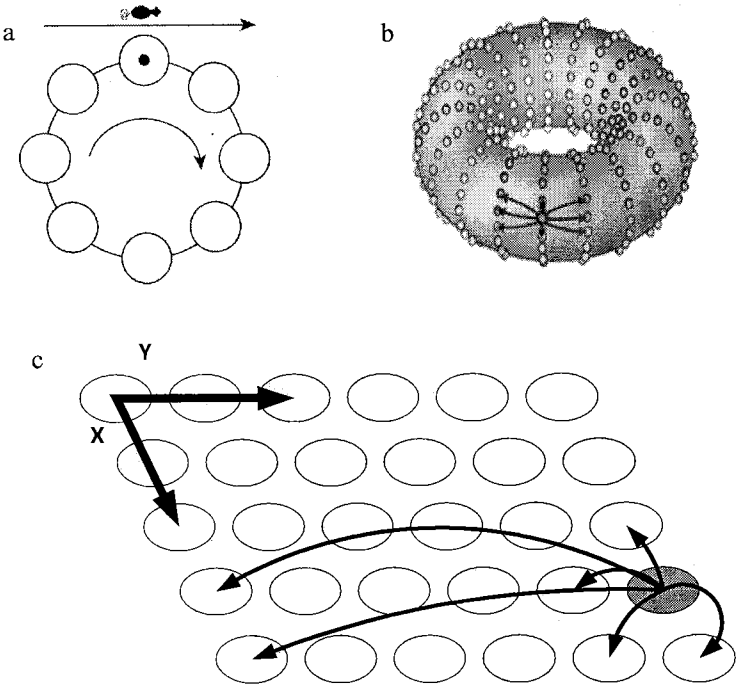


图 5

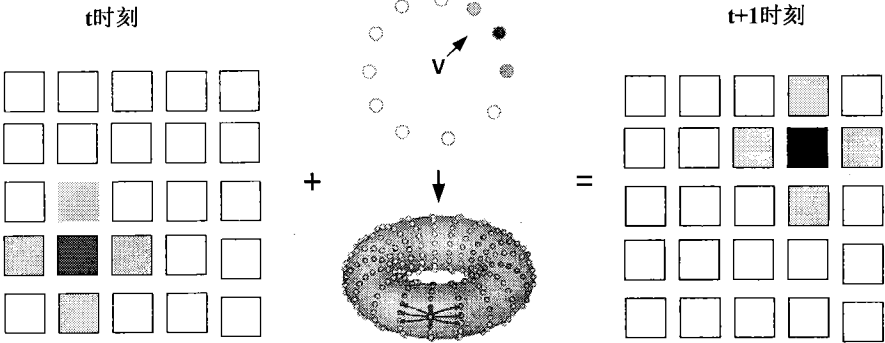


图 6

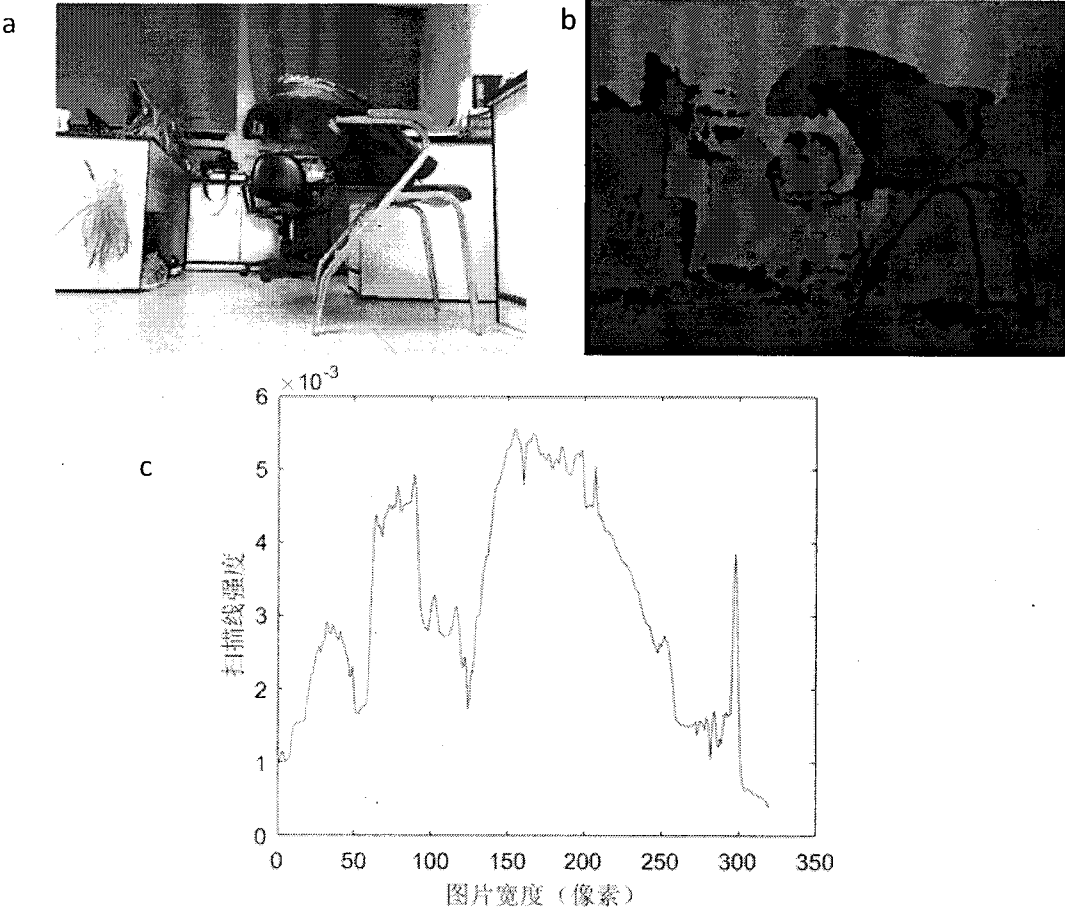


图 7



图 8

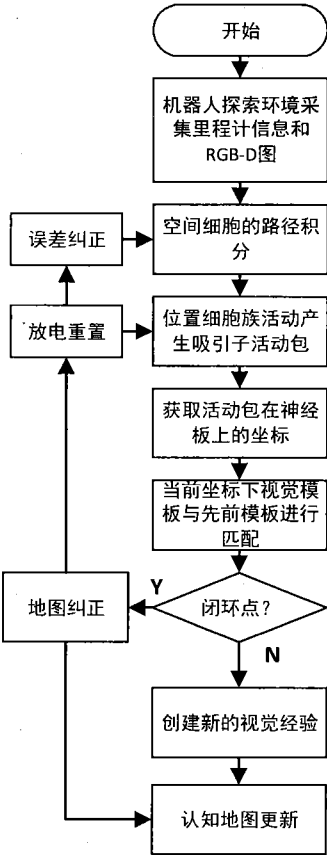


图 9



图 10

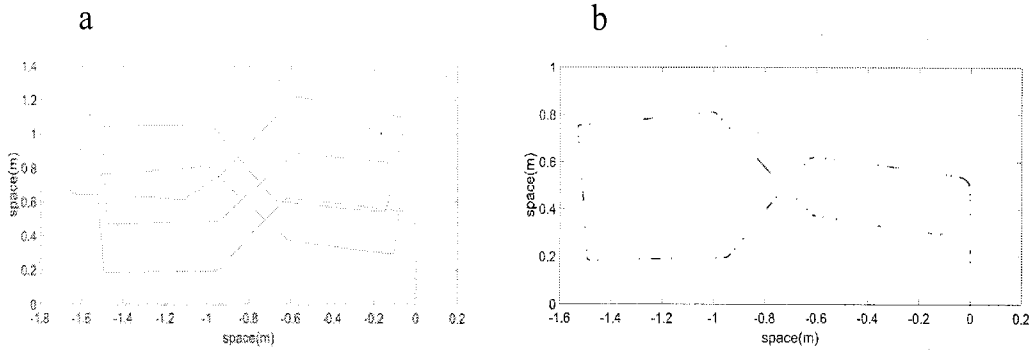


图 11



图 12

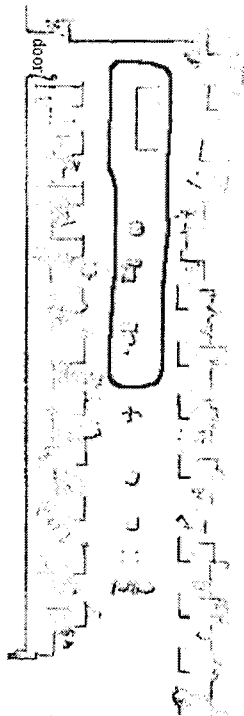


图 13

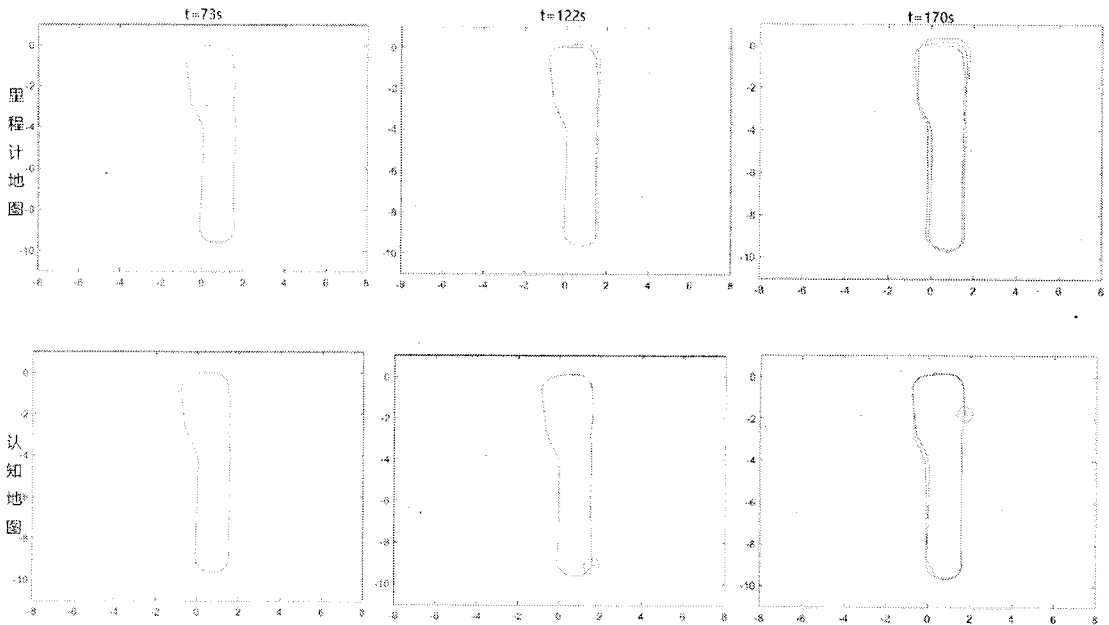


图 14

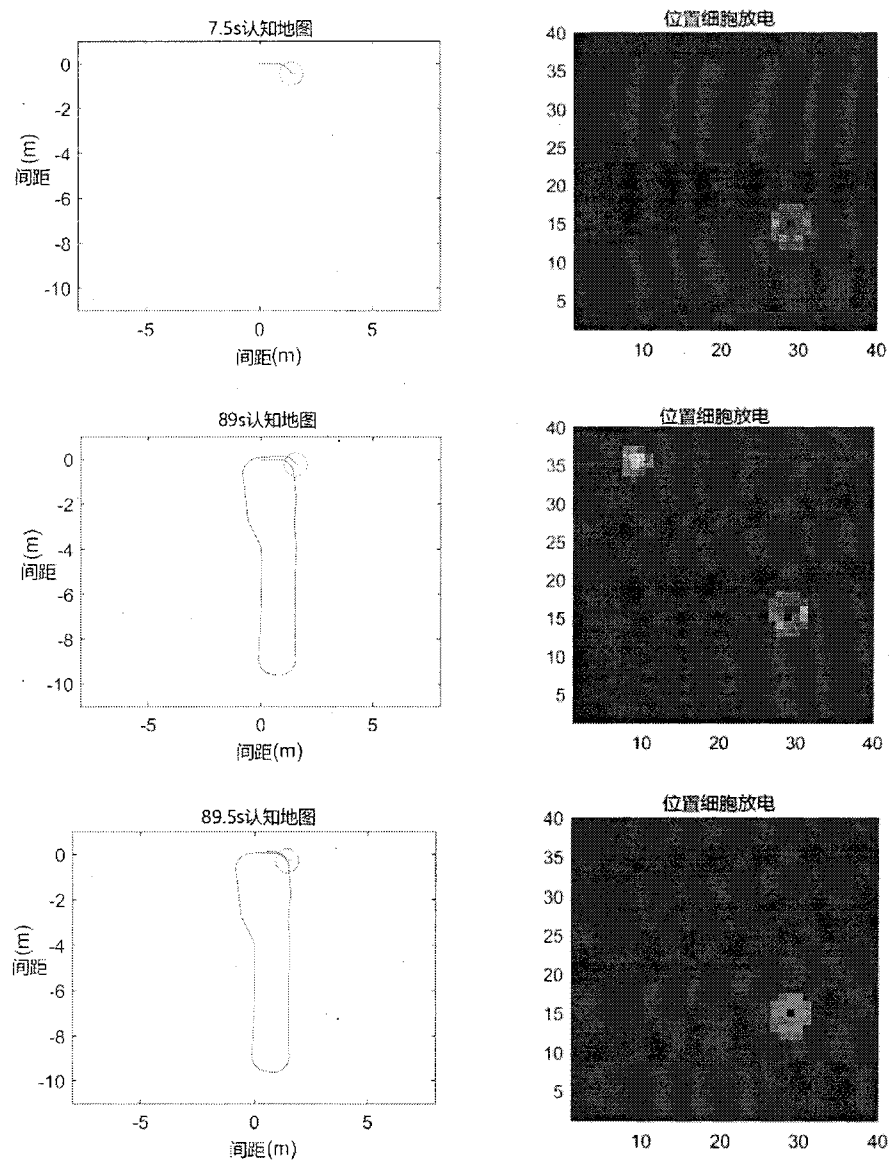


图 15

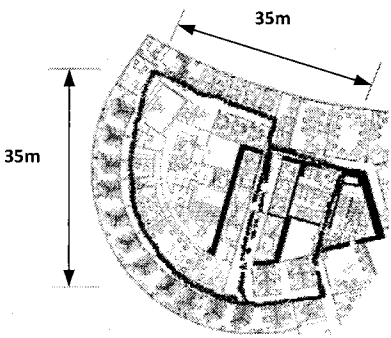


图 16

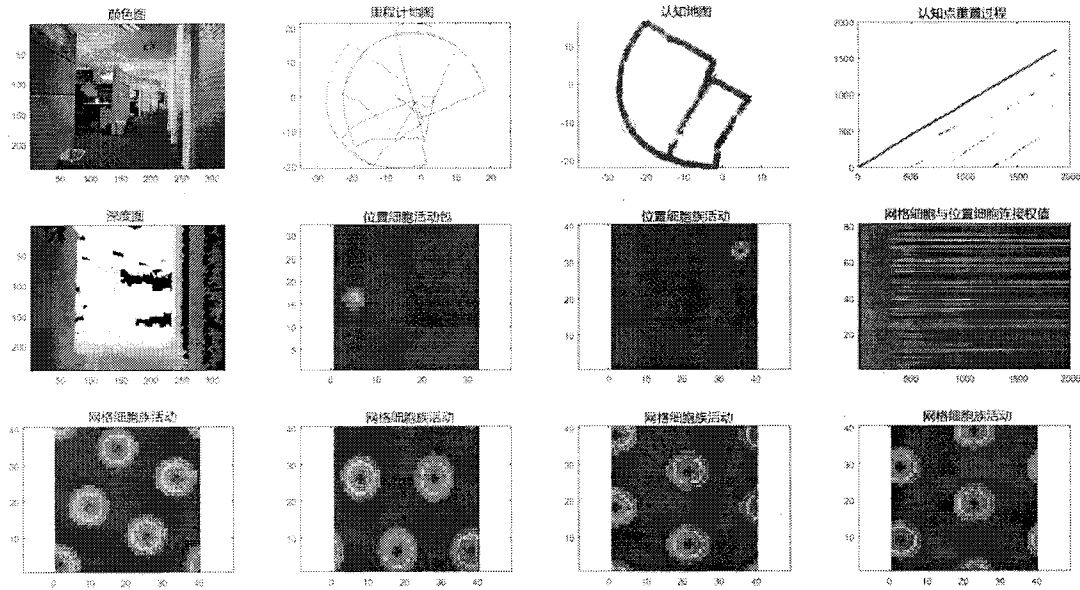


图 17

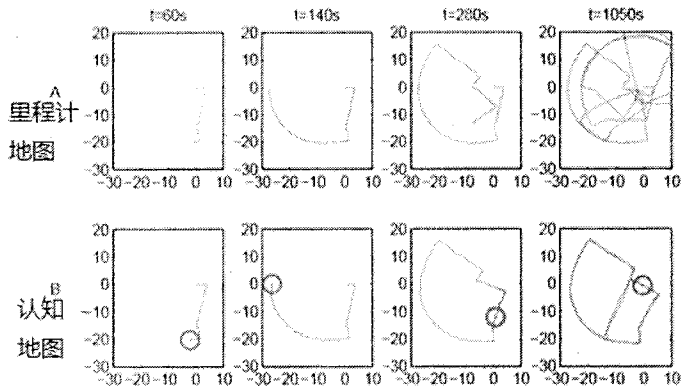


图 18

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2017/078074

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G05D 1/02 (2006.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G05D 1, G05B 13, G06F 19

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CPRSABS; CNABS; CNTXT; CNKI; VEN; GOOGLE SCHOLAR: BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY; YU, Naigong; CHEN, Huanchao; WANG, Lin; RUAN, Xiaogang; XU, Li; discharge domain, robot, rat, hippocampus, path integration, PI, navigat+, autonomous navigation, head direction cells, place cells, grid cells, place field, spatial memory, firing field, cognit+, theory, control

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 106125730 A (BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY), 16 November 2016 (16.11.2016), claim 1	1
A	CN 103699125 A (BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY), 02 April 2014 (02.04.2014), description, page 6, paragraph 6 to page 8, paragraph 7, and figures 1-3	1
A	CN 103778332 A (BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY), 07 May 2014 (07.05.2014), the whole document	1
A	TAI, Nengjian et al., "Method to Realize Path Integration Based on Multi-scale Grid Cells", JOURNAL OF BEIJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS, vol. 39, no. 6, 30 June 2013 (30.06.2013), pages 756-760	1
A	MILFORD, M.J. et al., "RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping", PROCEEDINGS OF THE 2004 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION, vol. 1, 01 May 2004 (01.05.2004), pages 403-408	1

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date	"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)	"&" document member of the same patent family
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means	
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	

Date of the actual completion of the international search 19 June 2017 (19.06.2017)	Date of mailing of the international search report 28 June 2017 (28.06.2017)
Name and mailing address of the ISA/CN: State Intellectual Property Office of the P. R. China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088, China Facsimile No.: (86-10) 62019451	Authorized officer SUN, Dalin Telephone No.: (86-10) 62085813

International application No.
PCT/CN2017/078074

Form PCT/ISA/210 (patent family annex) (July 2009)

A. 主题的分类 G05D 1/02 (2006.01) i 按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类																				
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G05D 1, G05B 13, G06F 19 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用)) CPRSABS; CNABS; CNTXT; CNKI; VEN; GOOGLE SCHOLAR; 北京工业大学, 于乃功, 陈焕朝, 王琳, 阮晓刚, 徐丽; 机器人, 老鼠, 海马, 路径整合, 自主导航, 导航, 头向细胞, 位置细胞, 网格细胞, 位置域, 空间记忆, 放电域, 认知, 理论, 控制; robot, rat, hippocampus, path integration, PI, navigat+, autonomous navigation, head direction cells, place cells, grid cells, place field, spatial memory, firing field, cognit+, theory, control																				
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>PX</td> <td>CN 106125730 A (北京工业大学) 2016年 11月 16日 (2016 - 11 - 16) 权利要求1</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103699125 A (北京工业大学) 2014年 4月 2日 (2014 - 04 - 02) 说明书第6页第6段-第8页第7段, 附图1-3</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103778332 A (1) 2014年 5月 7日 (2014 - 05 - 07) 全文</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>郜能建等. "多尺度网格细胞路径综合方法" 《北京航空航天大学学报》, 第39卷, 第6期, 2013年 6月 30日 (2013 - 06 - 30), 第756-760页</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>M. J. Milford等. "RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping" 《Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation》, 第1卷, 2004年 5月 1日 (2004 - 05 - 01), 第403-408页</td> <td>1</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	PX	CN 106125730 A (北京工业大学) 2016年 11月 16日 (2016 - 11 - 16) 权利要求1	1	A	CN 103699125 A (北京工业大学) 2014年 4月 2日 (2014 - 04 - 02) 说明书第6页第6段-第8页第7段, 附图1-3	1	A	CN 103778332 A (1) 2014年 5月 7日 (2014 - 05 - 07) 全文	1	A	郜能建等. "多尺度网格细胞路径综合方法" 《北京航空航天大学学报》, 第39卷, 第6期, 2013年 6月 30日 (2013 - 06 - 30), 第756-760页	1	A	M. J. Milford等. "RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping" 《Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation》, 第1卷, 2004年 5月 1日 (2004 - 05 - 01), 第403-408页	1
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
PX	CN 106125730 A (北京工业大学) 2016年 11月 16日 (2016 - 11 - 16) 权利要求1	1																		
A	CN 103699125 A (北京工业大学) 2014年 4月 2日 (2014 - 04 - 02) 说明书第6页第6段-第8页第7段, 附图1-3	1																		
A	CN 103778332 A (1) 2014年 5月 7日 (2014 - 05 - 07) 全文	1																		
A	郜能建等. "多尺度网格细胞路径综合方法" 《北京航空航天大学学报》, 第39卷, 第6期, 2013年 6月 30日 (2013 - 06 - 30), 第756-760页	1																		
A	M. J. Milford等. "RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping" 《Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation》, 第1卷, 2004年 5月 1日 (2004 - 05 - 01), 第403-408页	1																		
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																				
* 引用文件的具体类型: "A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 "E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 "L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) "O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 "P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 "T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 "X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 "Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 "&" 同族专利的文件																				
国际检索实际完成的日期 2017年 6月 19日		国际检索报告邮寄日期 2017年 6月 28日																		
ISA/CN的名称和邮寄地址 中华人民共和国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10) 62019451		受权官员 孙大林 电话号码 (86-10) 62085813																		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2017/078074

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	106125730	A	2016年 11月 16日	无	
CN	103699125	A	2014年 4月 2日	CN 103699125	B 2016年 4月 6日
CN	103778332	A	2014年 5月 7日	无	