

# Brain-inspired Intelligence: A Paradigm for Next Generation AI

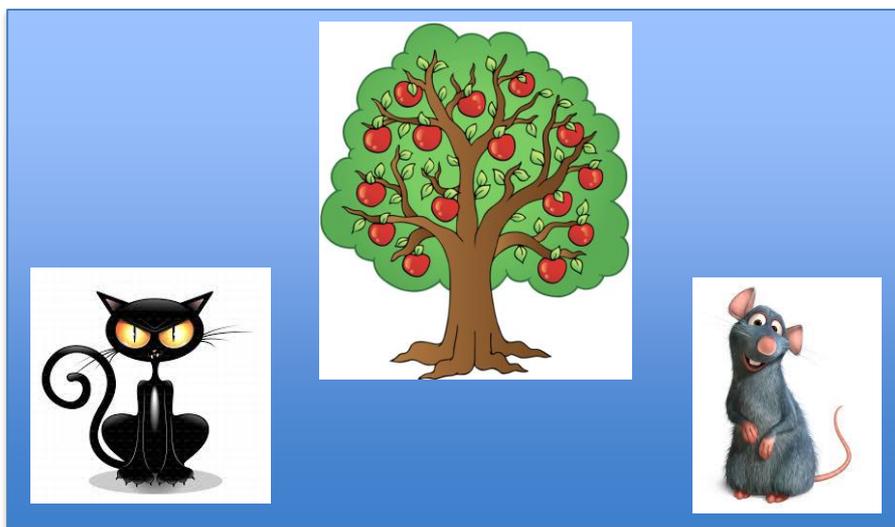
斯白露

bailusi@bnu.edu.cn

北京师范大学系统科学学院

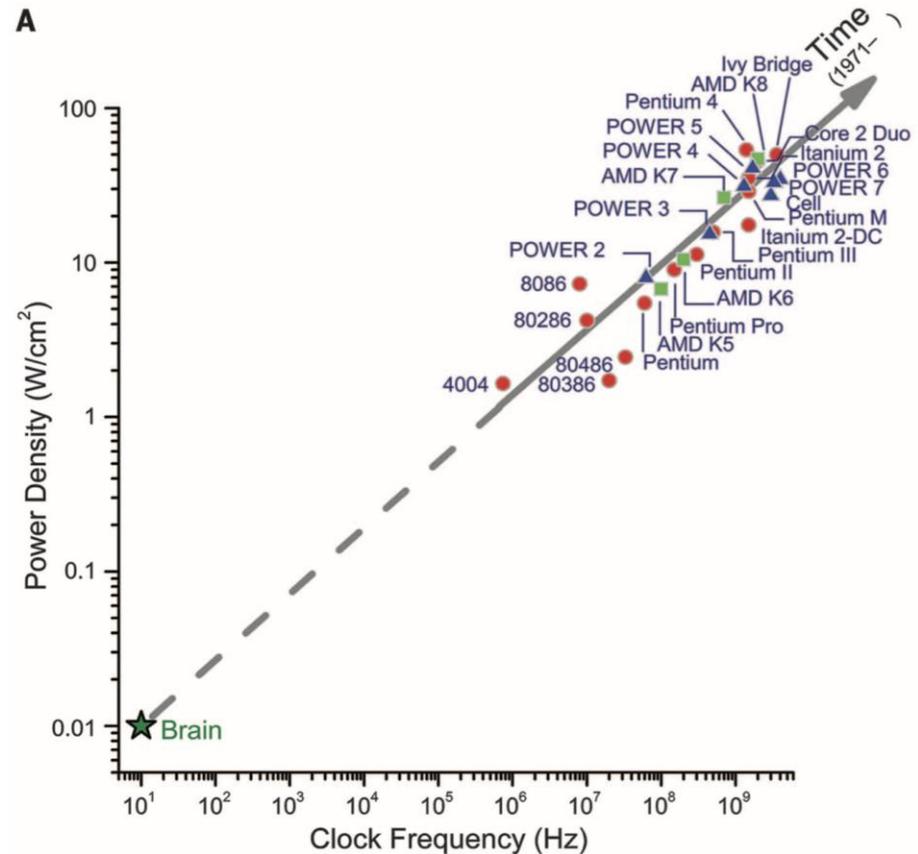
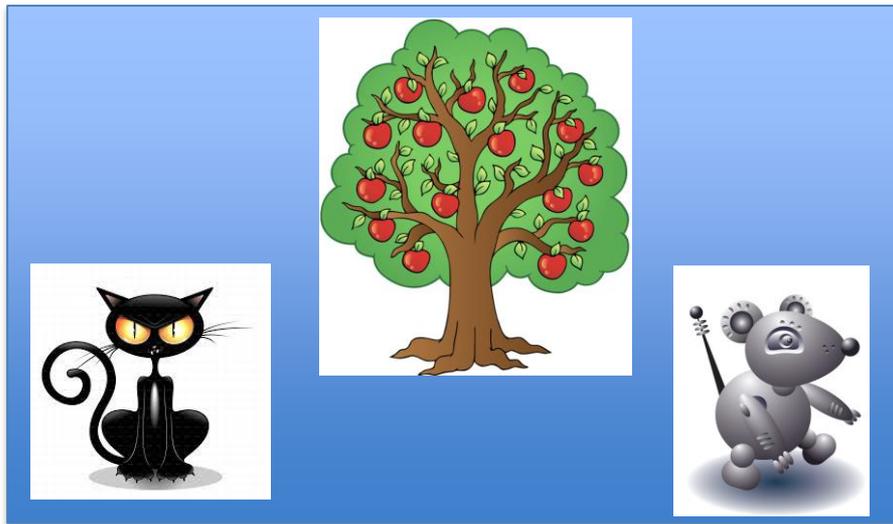
# 理解智能是人类的终极目标之一

- 脑是自然界演化形成的复杂智能系统



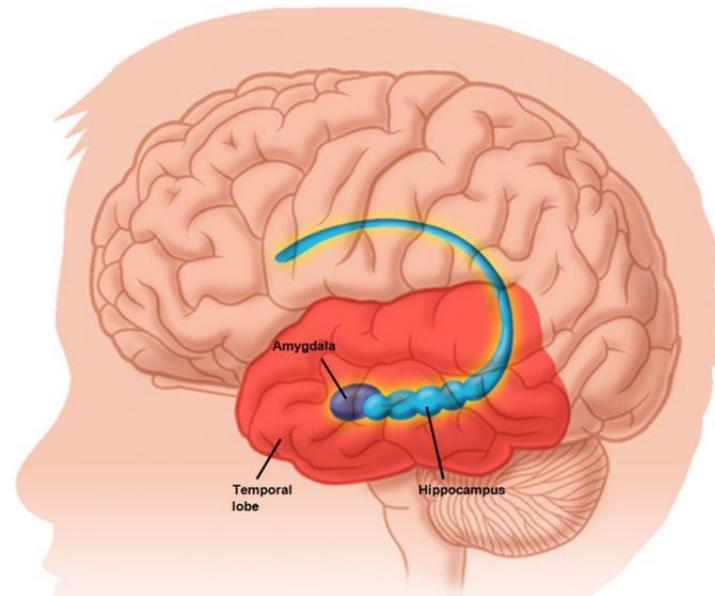
# 脑为人工智能研究提供了范例

- 构建同态类脑智能系统是理解和创造智能的方法论

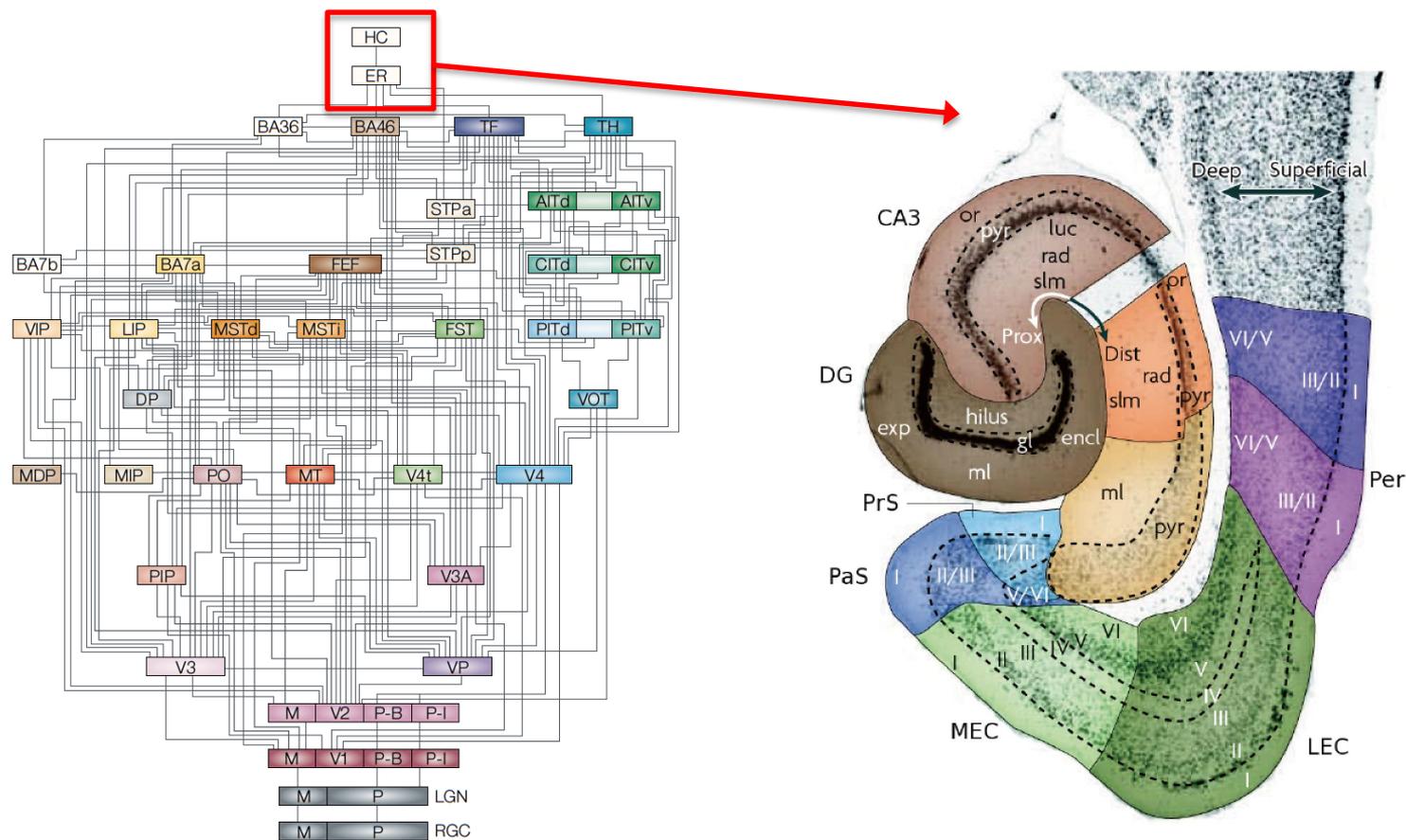


# 海马体是产生情景记忆的脑区

- **Henry Molaison:** 永远活在“现在”的人 Scoville et al.1957

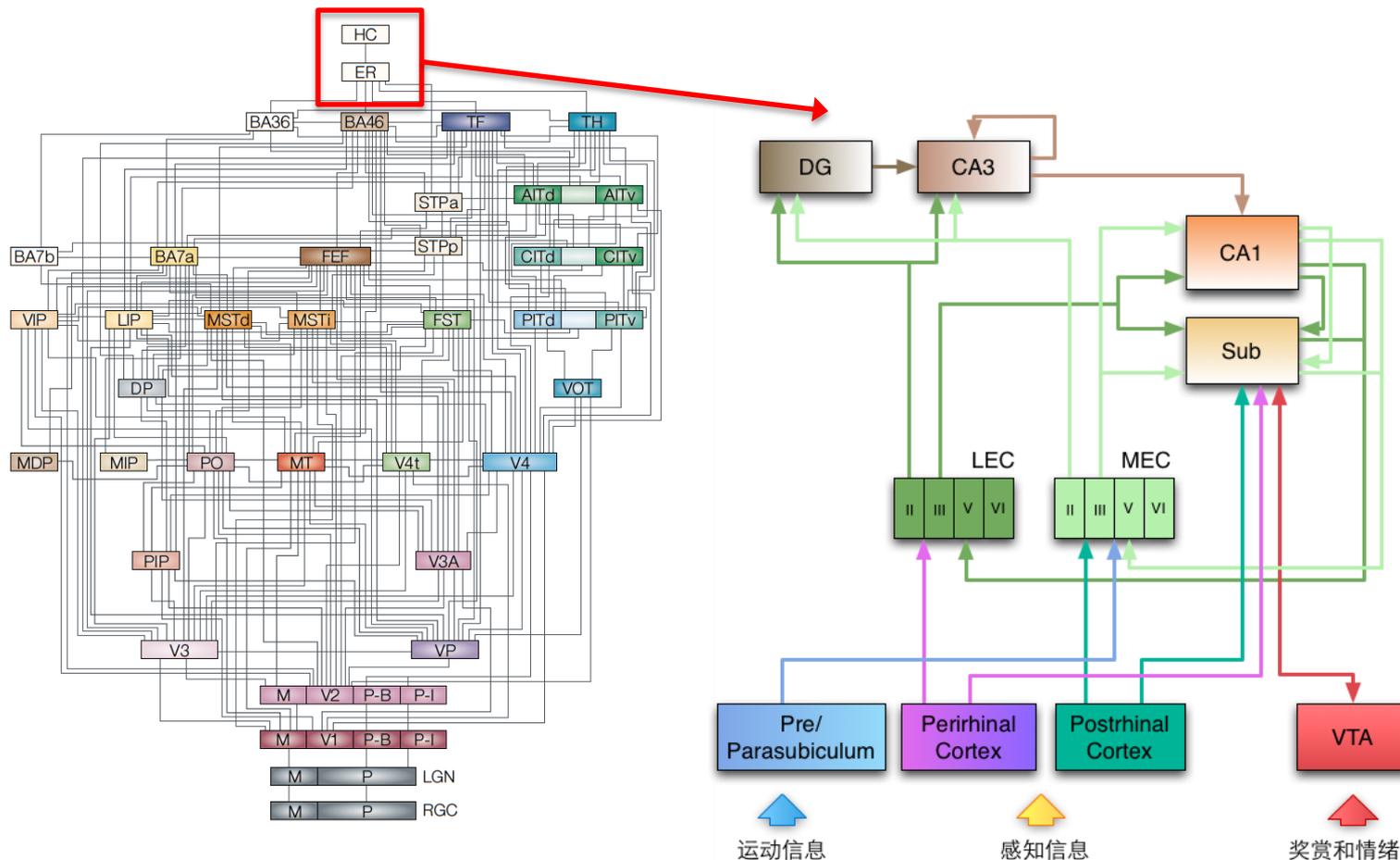


# 海马体分化为多个结构清晰的子区域



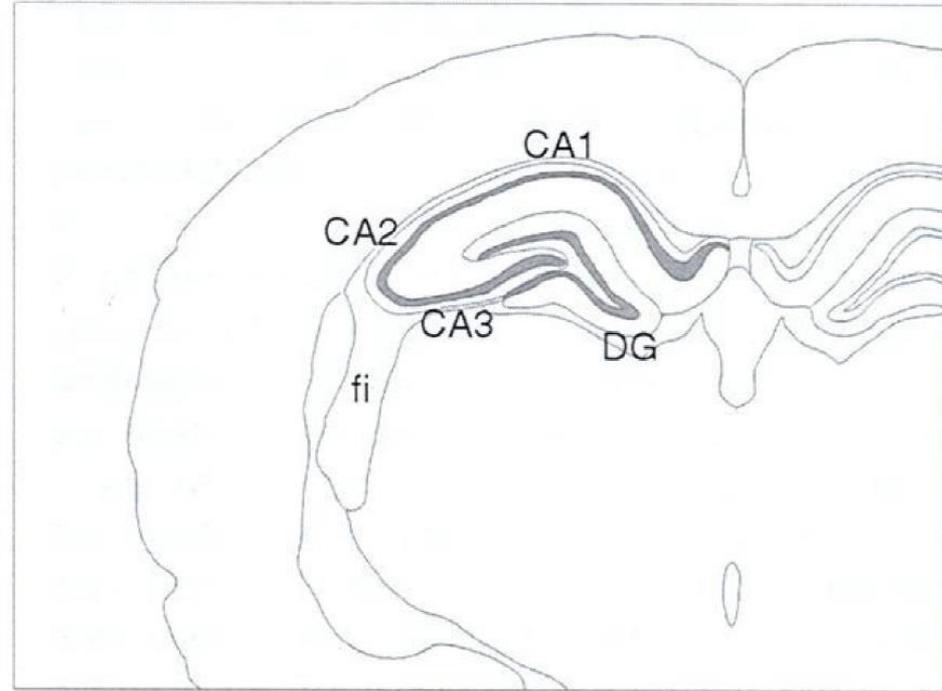
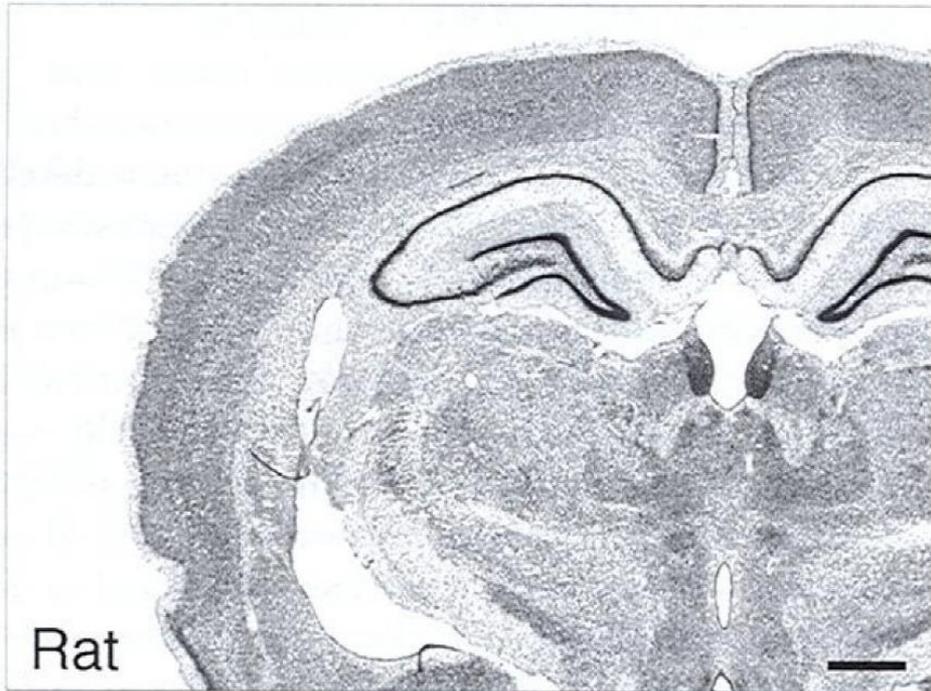
Felleman & van Essen (1991).  
*Cerebral Cortex*

# 海马体和内嗅皮层构成结构化的环路

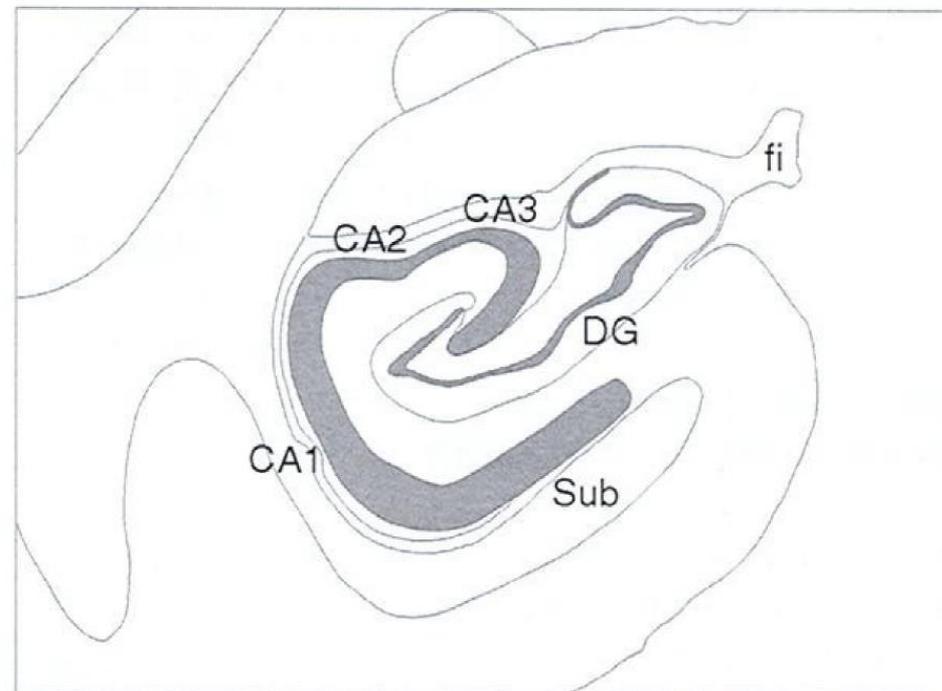
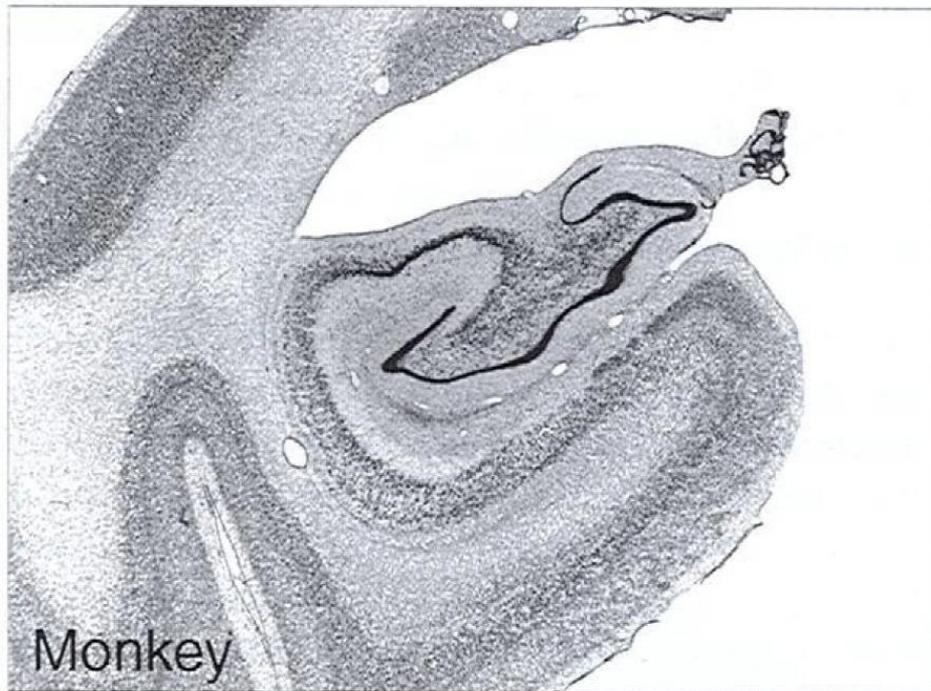


Felleman & van Essen (1991).  
Cerebral Cortex

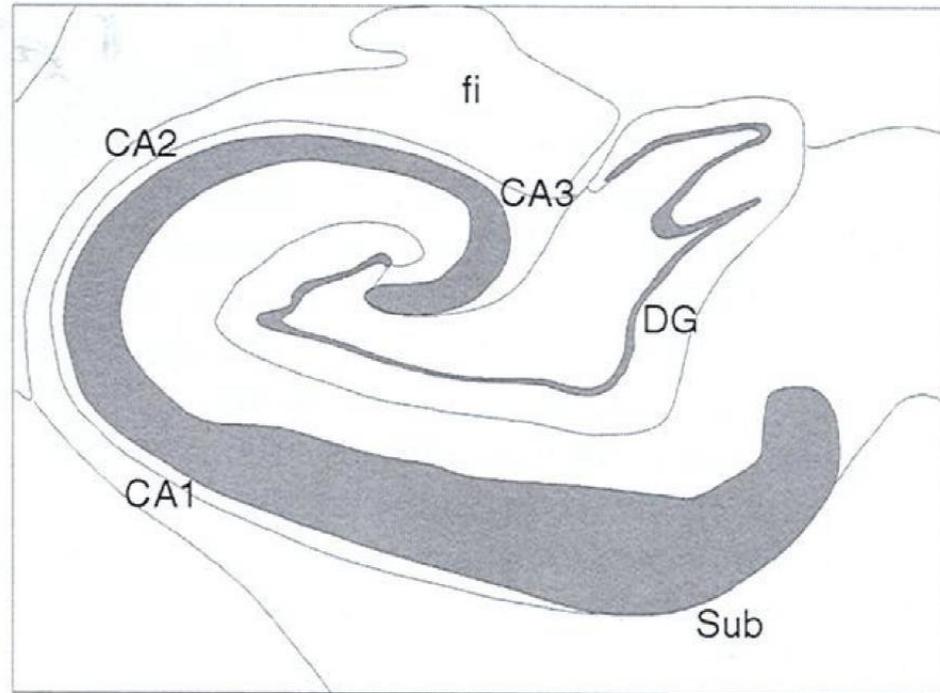
# Hippocampus Formation of Rat



# Hippocampus Formation of Monkey



# Hippocampus Formation of Human



The volume of the human hippocampus is about 100 times that of the rat, and 10 times that of the monkey.

# 提纲

- 问题的提出
- 类脑视觉和记忆研究进展
- 结论

# 经典的环境感知方法

- Google无人驾驶车

工作方式：匹配与搜索

- 高精度激光雷达和高清晰三维地图
- GPS接收仪
- 惯性导航单元和里程计
- 测距雷达
- 摄像头
- 联网搜索街景图像库

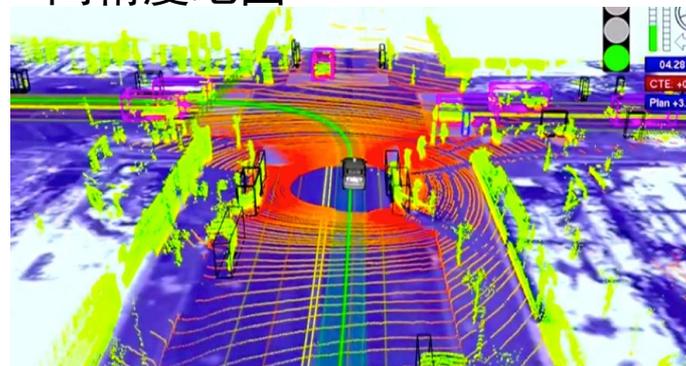
缺点

- 依赖GPS、街景图像库等外源信息
- 需要定期更新高清晰地图
- 不能应对雨雪等恶劣天气
- 传感器价格过高

装配多种高精度传感器



高精度地图



Guizzo et al. (2011) IEEE Spectrum.

# 环境感知的挑战

- 动态环境：昼夜、天气、地形等变化
- 室内、隧道、地下建筑、山区、树木、高楼等因素影响，无法稳定获取GPS信号
- 要求自主地进行空间感知

# 位置识别的无监督学习方法

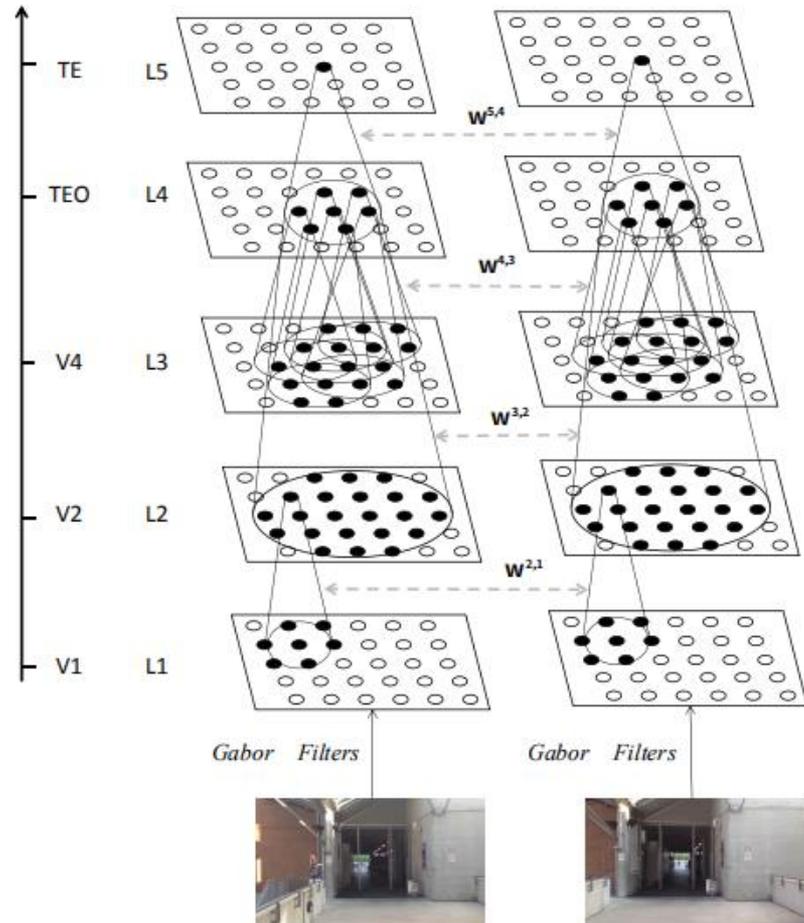
# 孪生VisNet网络模型

a. 自组织层次化模型

b. 孪生网络

c. 无监督学习

d. 仿生性



# 模型结构

- 预备层（L1层）

二维Gabor滤波器（四种频率，四种方向）

$$G(x', y') = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x'^2 + \gamma y'^2}{\sigma_g^2} \right)} \cos(2\pi f x' + \phi)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta.$$

# 模型结构

- 特征表征层（L2, L3, L4, L5层）

前向连接

$$p_i^{A,l}(t) = \frac{1}{M} \sum_j^M w_{ij}^{l,l-1}(t-1)h_j^{A,l-1}(t),$$

同层抑制

$$r_i^{A,l}(t) = \sum_{a,b} I_{a,b} p_i^{A,l}(t),$$

$$I_{a,b} = \begin{cases} -\delta e^{-\frac{a^2+b^2}{\sigma^2}} & a \neq 0 \quad or \quad b \neq 0 \\ 1 - \sum_{a \neq 0, b \neq 0} I_{a,b} & a = 0 \quad and \quad b = 0 \end{cases}$$

稀疏化

$$h_i^{A,l} = \frac{1}{1 + e^{-2\beta(r_i^{A,l} - \alpha)}} \quad s^{A,l} = \frac{(\sum_i h_i^{A,l} / N)^2}{\sum_i h_i^{A,l^2} / N}$$

# 模型结构

- 基于赫布学习的权重更新

$$w_{ij}^{l,l-1}(t+1) = w_{ij}^{l,l-1}(t) + \eta \bar{h}_i^l(t-1) \frac{h_j^{1,l-1}(t) + h_j^{2,l-1}(t)}{2}$$

$$\bar{h}_i^l(t) = (1 - \epsilon) \frac{h_i^{1,l}(t) + h_i^{2,l}(t)}{2} + \epsilon \bar{h}_i^l(t-1)$$

# 模型结构

- 模型可学习参数对比

孪生VisNet的参数量少，复杂度低

Siamese VisNet			CaffeNet		
Layer	Connections	Dimensions	Layer	Connections	Dimensions
Input	-	$128 \times 128$	Input	-	$3 \times 227 \times 227$
L1	244	$4 \times 4 \times 128 \times 128$	Conv1	$96 \times 3 \times 11 \times 11$	$96 \times 55 \times 55$
L2	100	$32 \times 32$	Conv2	$256 \times 48 \times 5 \times 5$	$256 \times 27 \times 27$
L3	100	$32 \times 32$	Conv3	$384 \times 256 \times 3 \times 3$	$384 \times 13 \times 13$
L4	100	$32 \times 32$	Conv4	$384 \times 192 \times 3 \times 3$	$384 \times 13 \times 13$
L5	100	$32 \times 32$	Conv5	$256 \times 192 \times 3 \times 3$	$256 \times 13 \times 13$
-	-	-	Fc6	$4096 \times 9216$	$4096 \times 1 \times 1$
-	-	-	Fc7	$4096 \times 4096$	$4096 \times 1 \times 1$

# 实验分析

- 性能指标

ROC曲线：反映对同一信号刺激的感受性

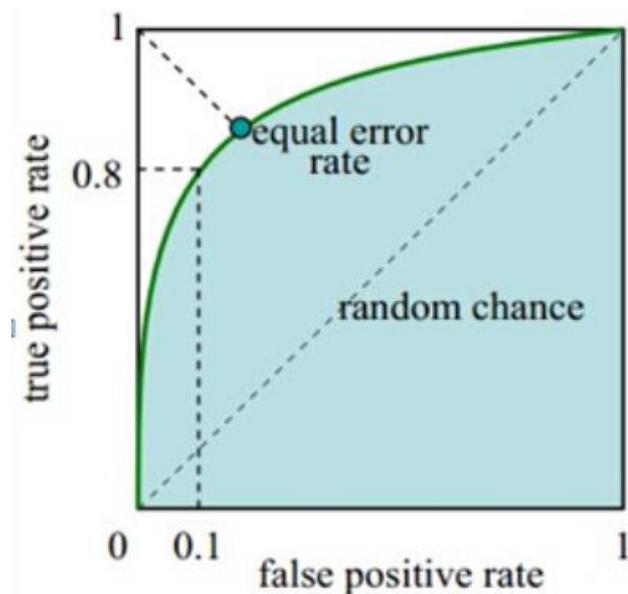
a. 横轴：负正类率 (FPR)，特异度

b. 纵轴：真正类率 (TPR)，灵敏度

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

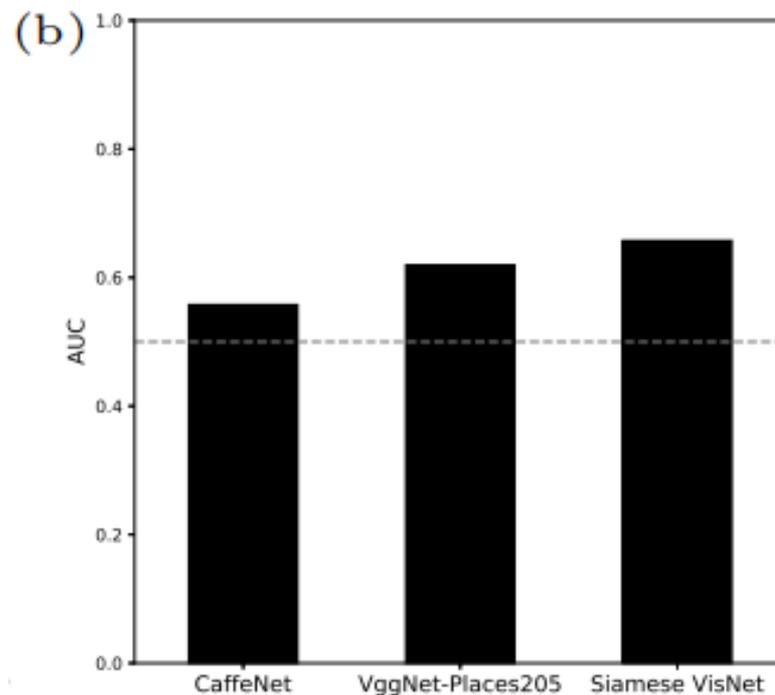
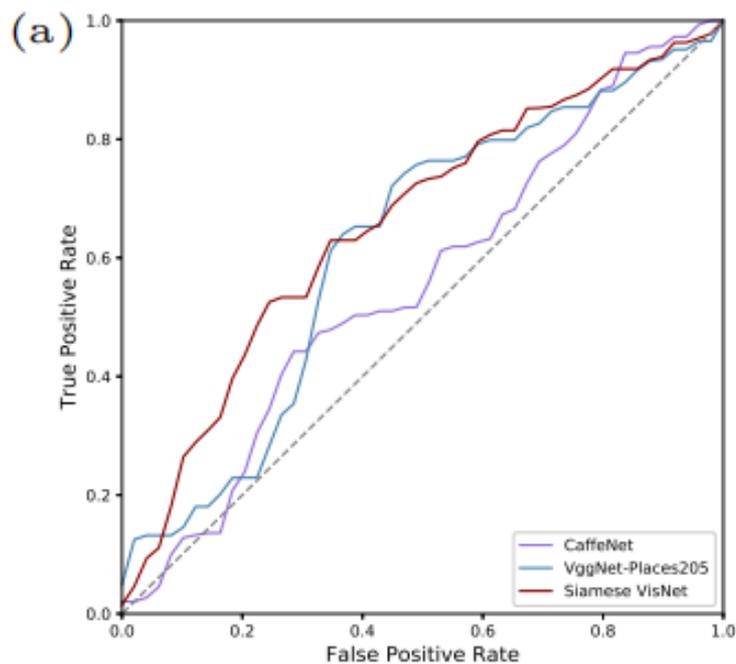
AUC值：ROC曲线下的面积



# 实验1: 视角变化

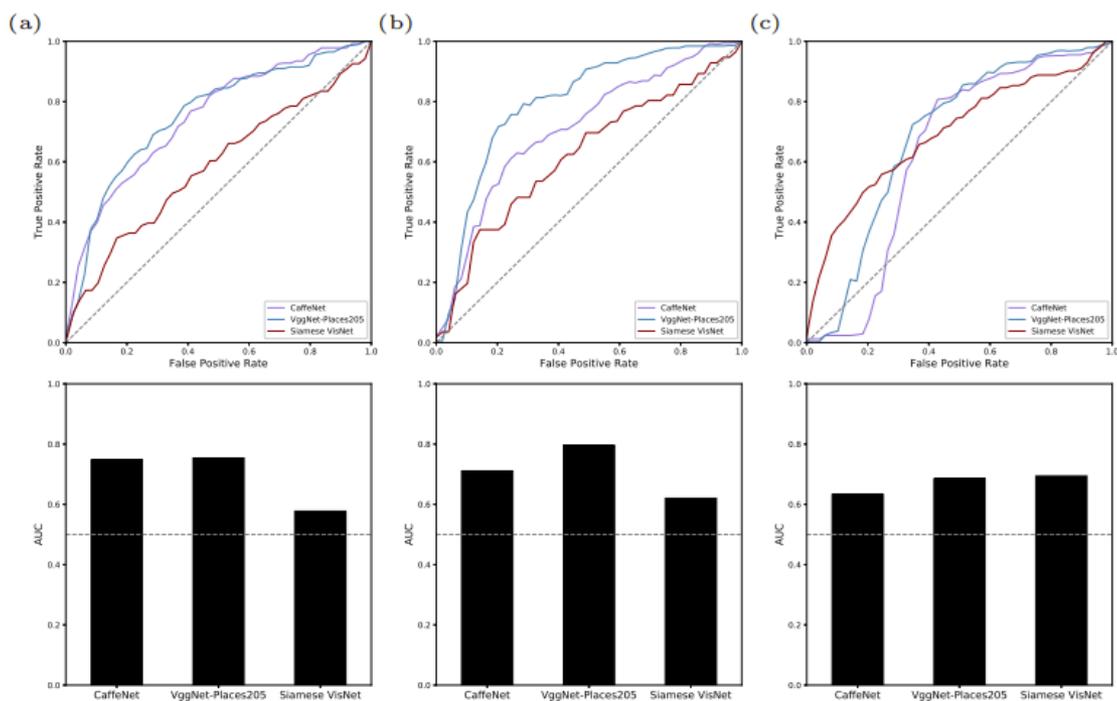
数据集: The Gardens Point Walking Dataset

日间道路左侧数据 vs. 日间道路右侧数据



# 实验2：场景剧烈变化

数据集：The Nordland Dataset



春-冬

夏-冬

秋-冬

# 实验3: 视角+场景变化

数据集: The Gardens Point Walking Dataset 和 The South Bank Bicycle Dataset

日间道路左侧数据 vs. 夜间道路右侧数据



Perfect Match

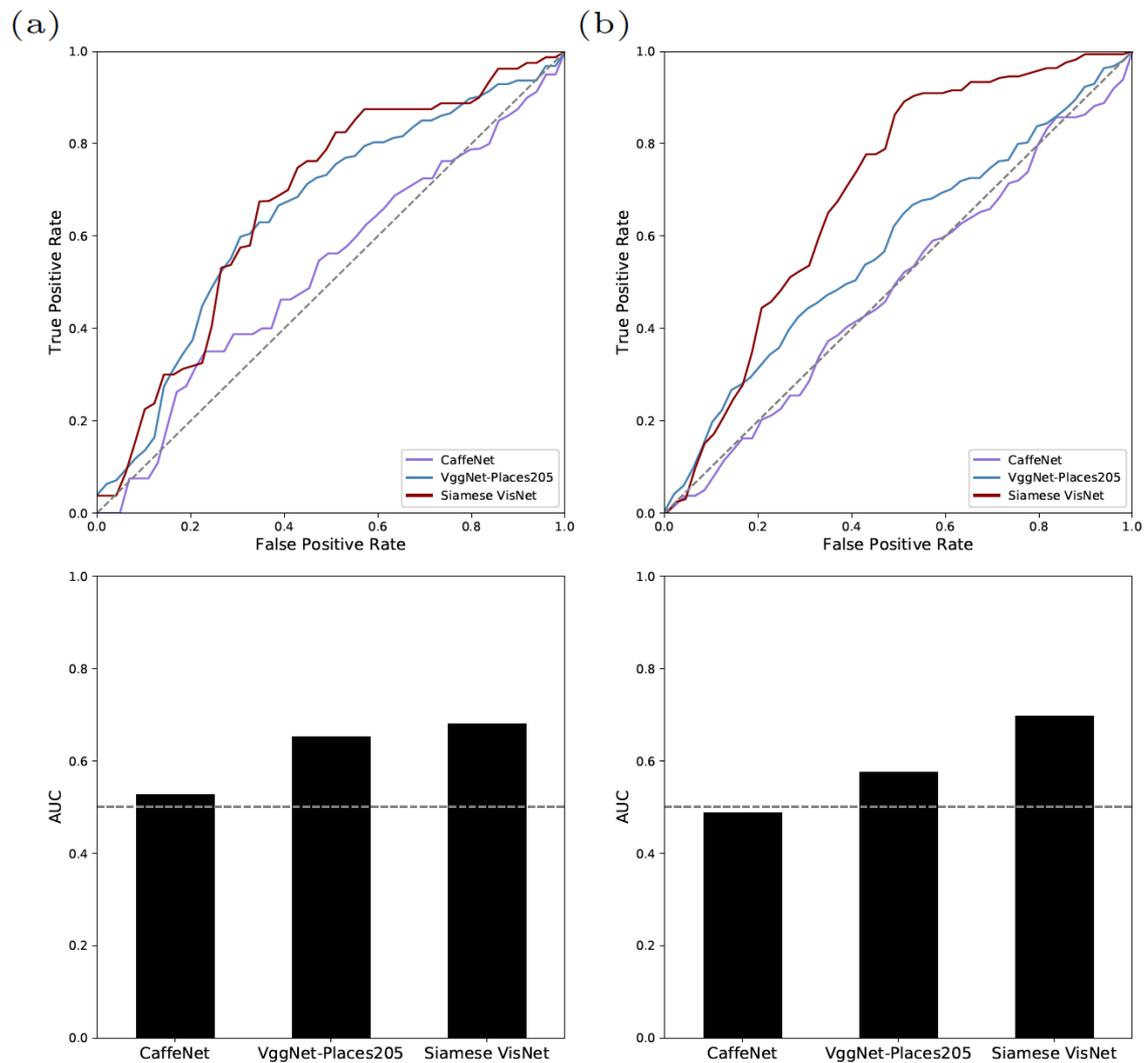
Acceptable Match

Poor Match

Poor match的两幅图像在时间序列上具有相关性:

(上) 白天走廊; (下) 夜晚准备进入走廊

# 实验3: 视角+场景变化

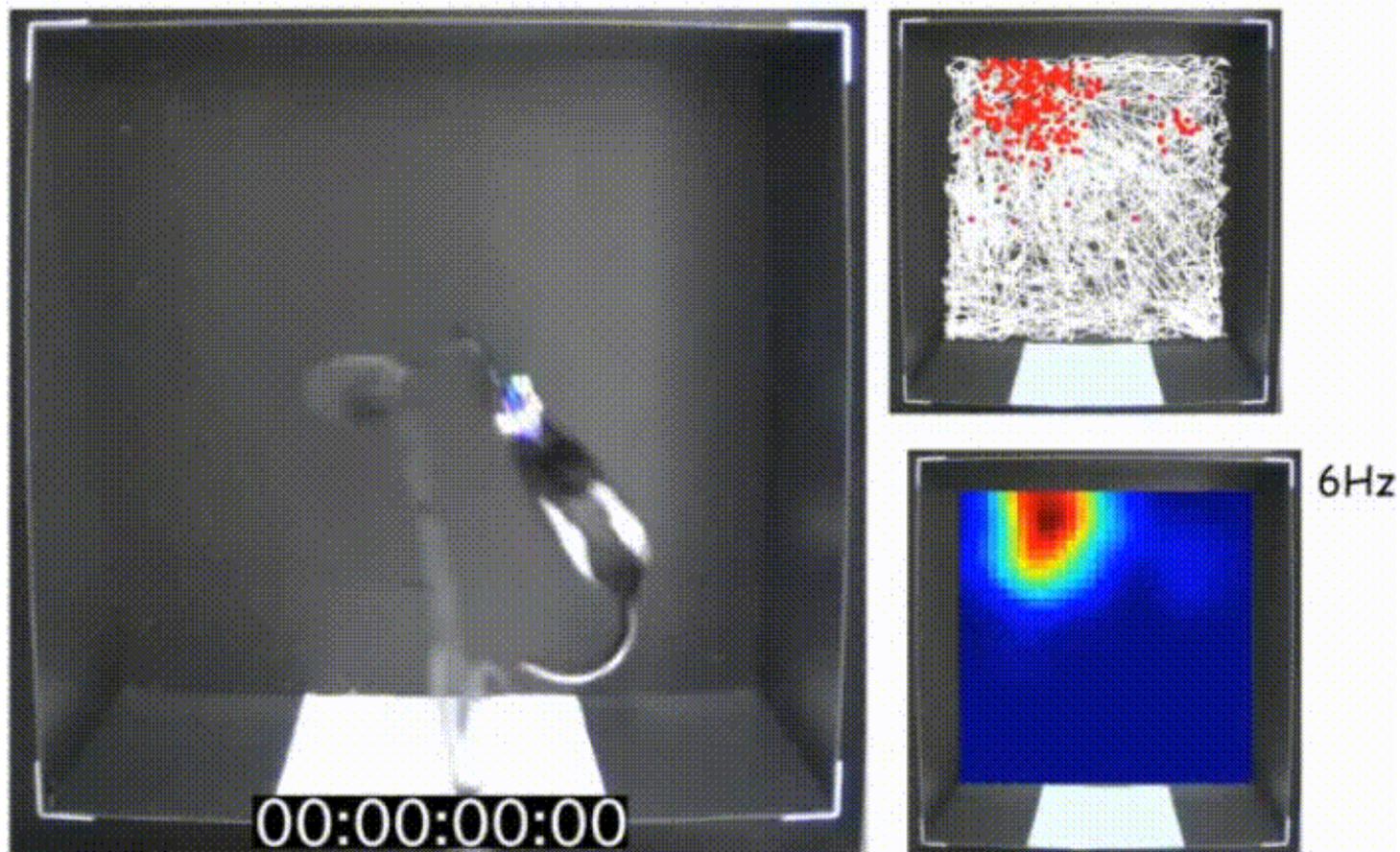


# 小结

- 孪生 VisNet学习到的特征对视角变化、场景变化、视角及场景的联合变化具有良好的鲁棒性。
- 优点：复杂度低于现有的积神经网络，采用非监督学习

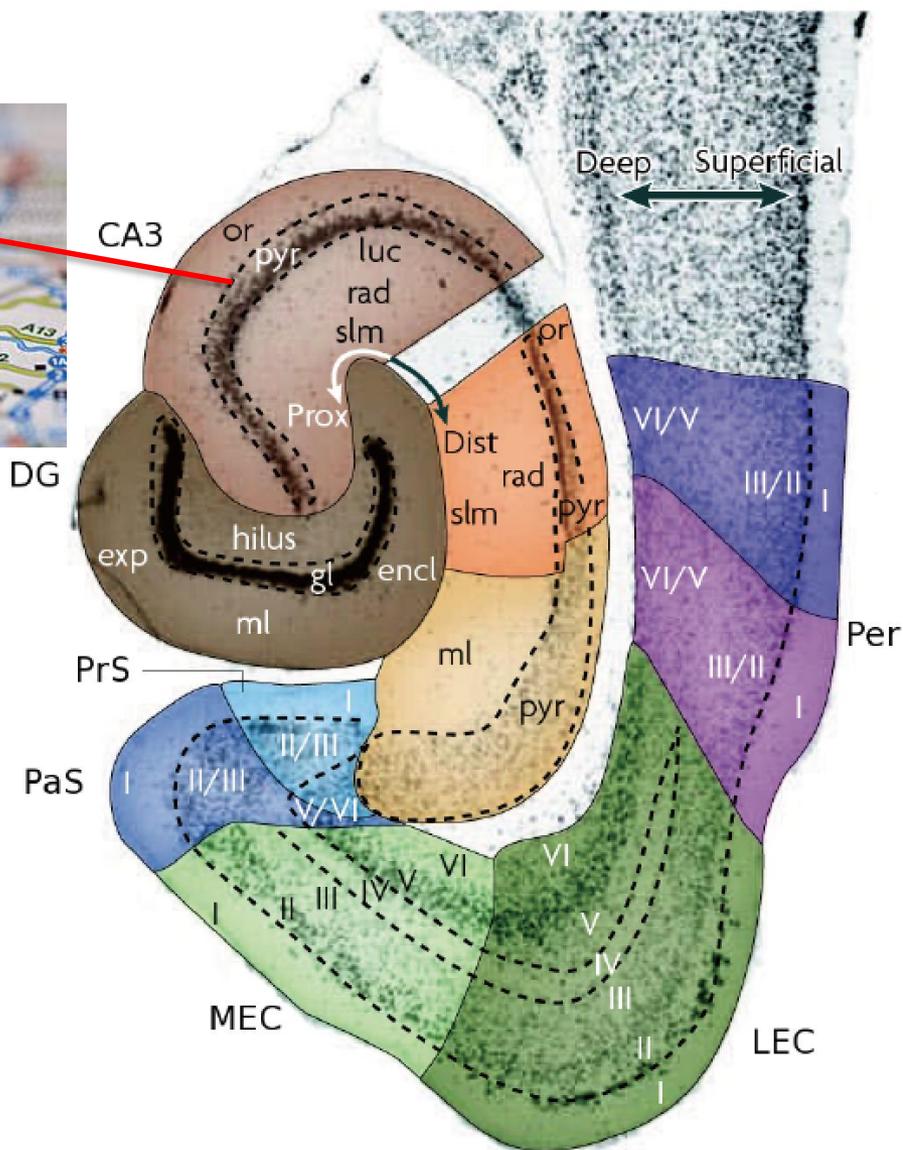
# 类脑空间认知方法

# 海马体中的位置细胞记忆空间位置

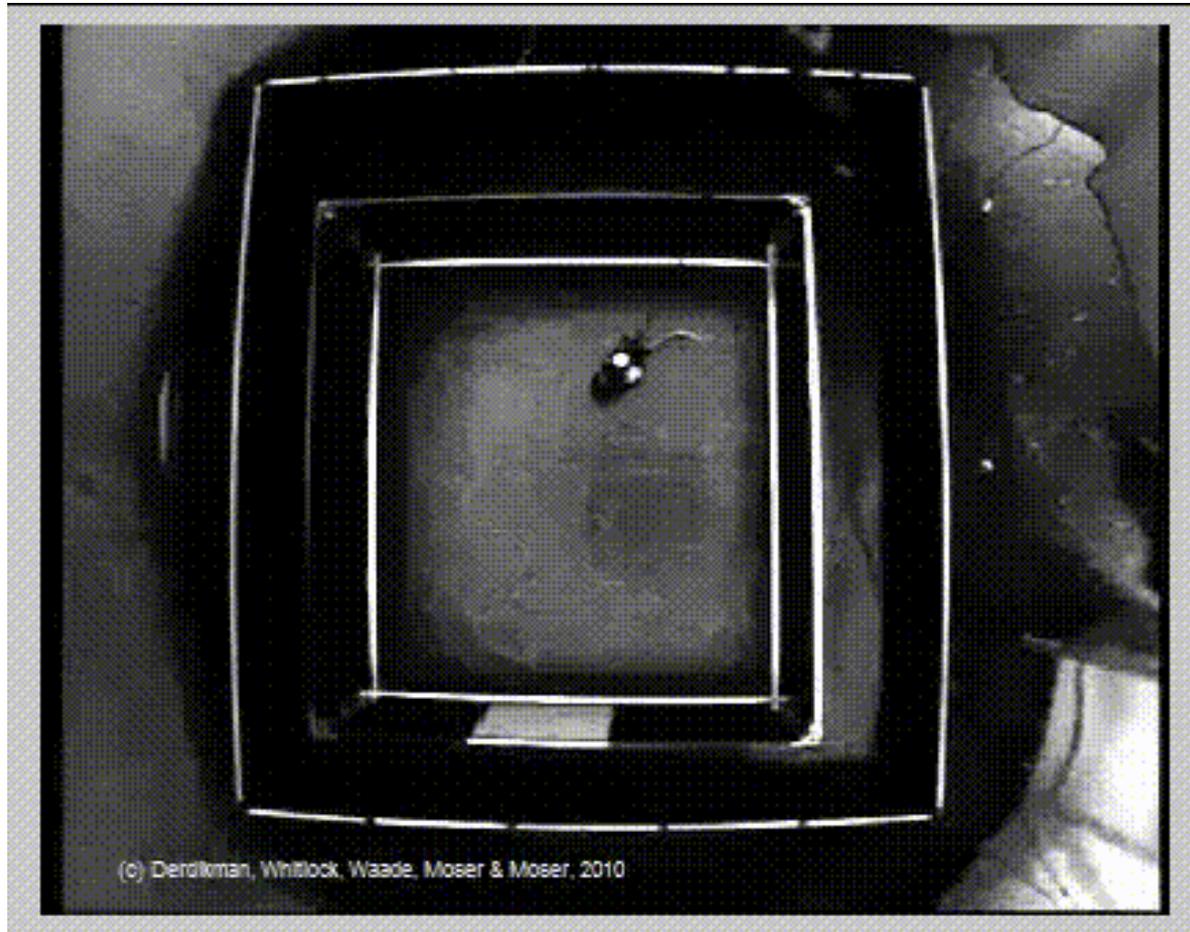


O'Keefe *et al.* et al. (1971) *Brain Research*

# 海马体中的位置细胞记忆空间位置

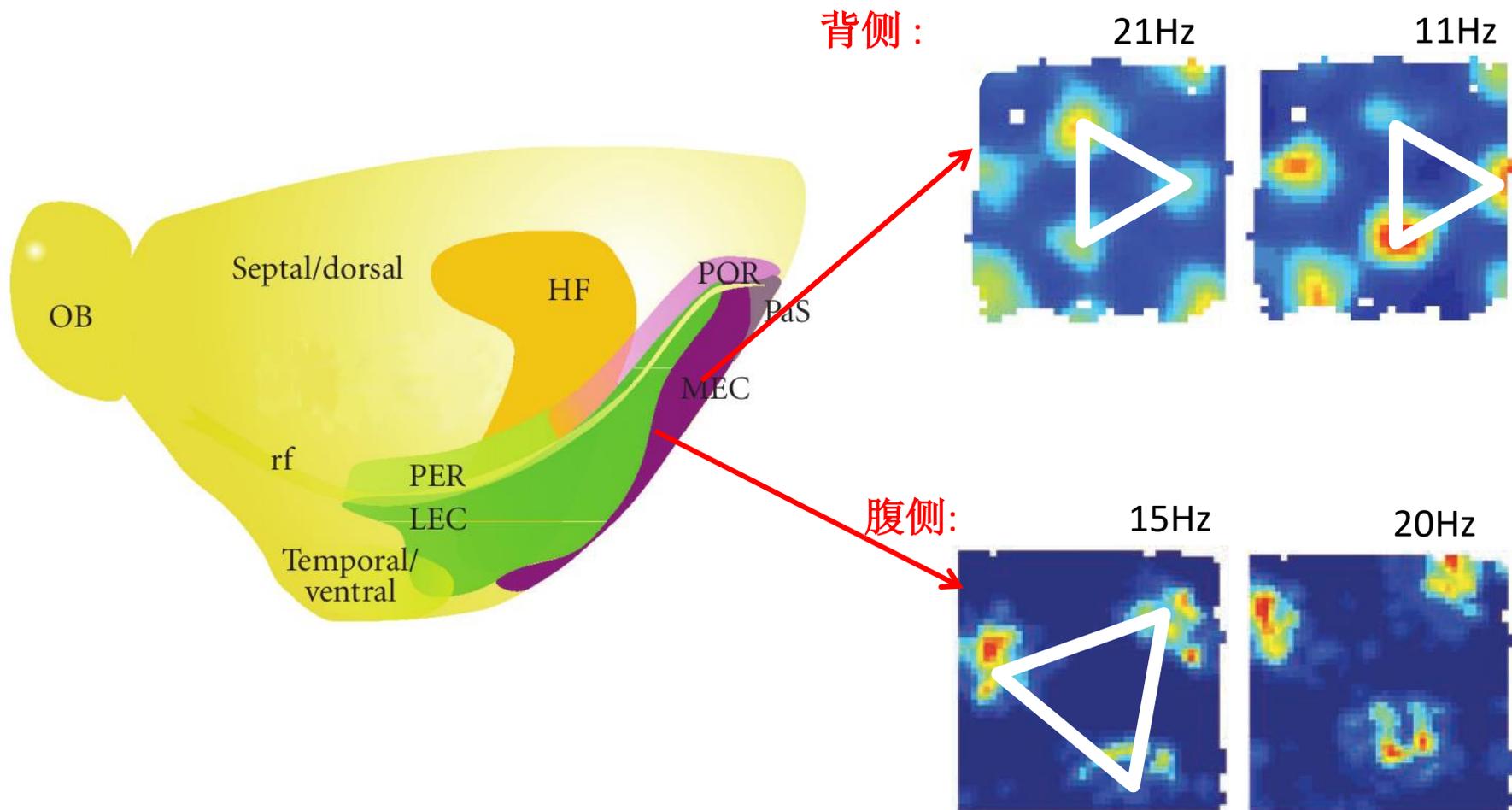


# 内嗅皮层的栅格细胞形成周期性编码



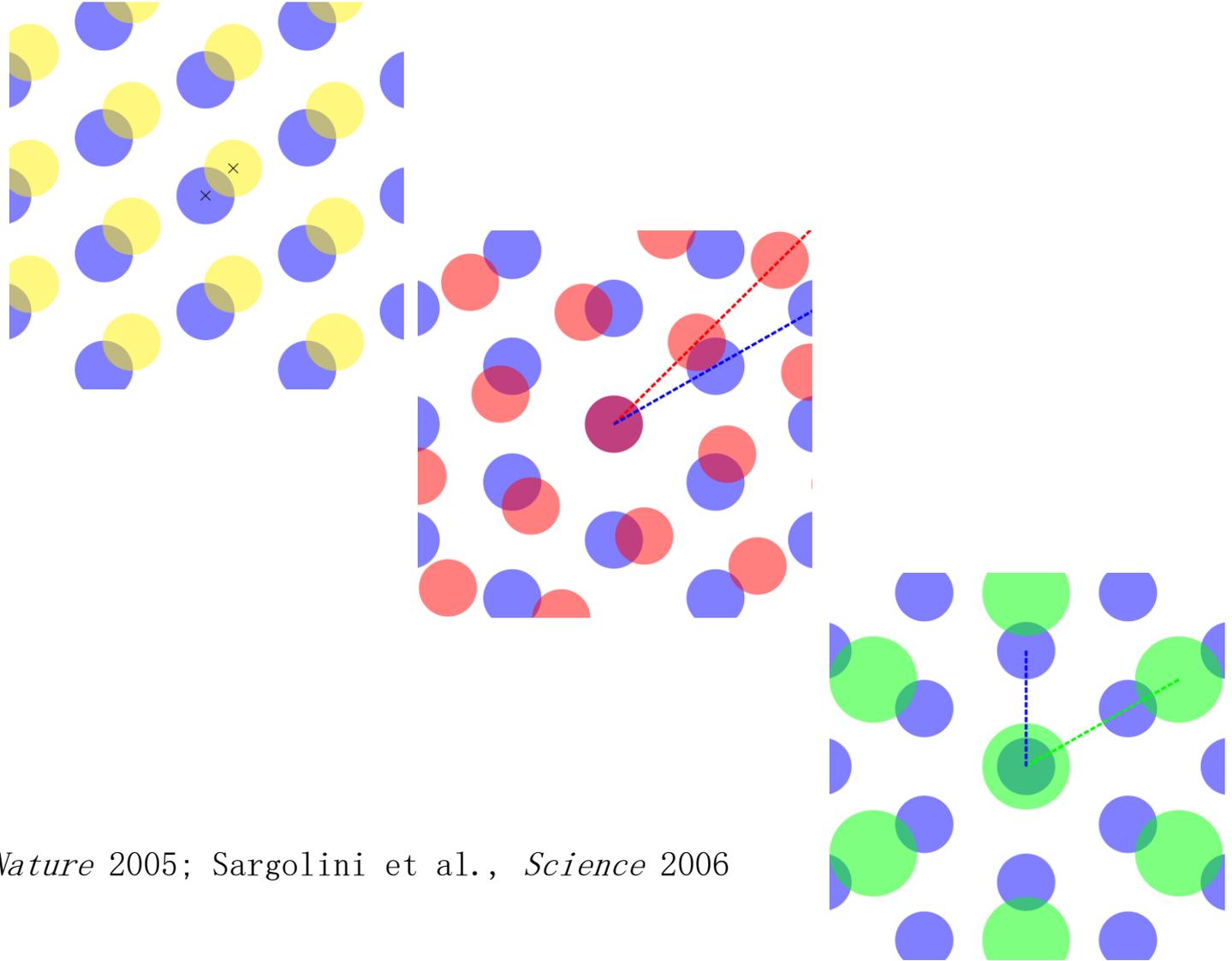
Hafting et al., *Nature* 2005; Sargolini et al., *Science* 2006

# 内嗅皮层的栅格细胞形成周期性编码



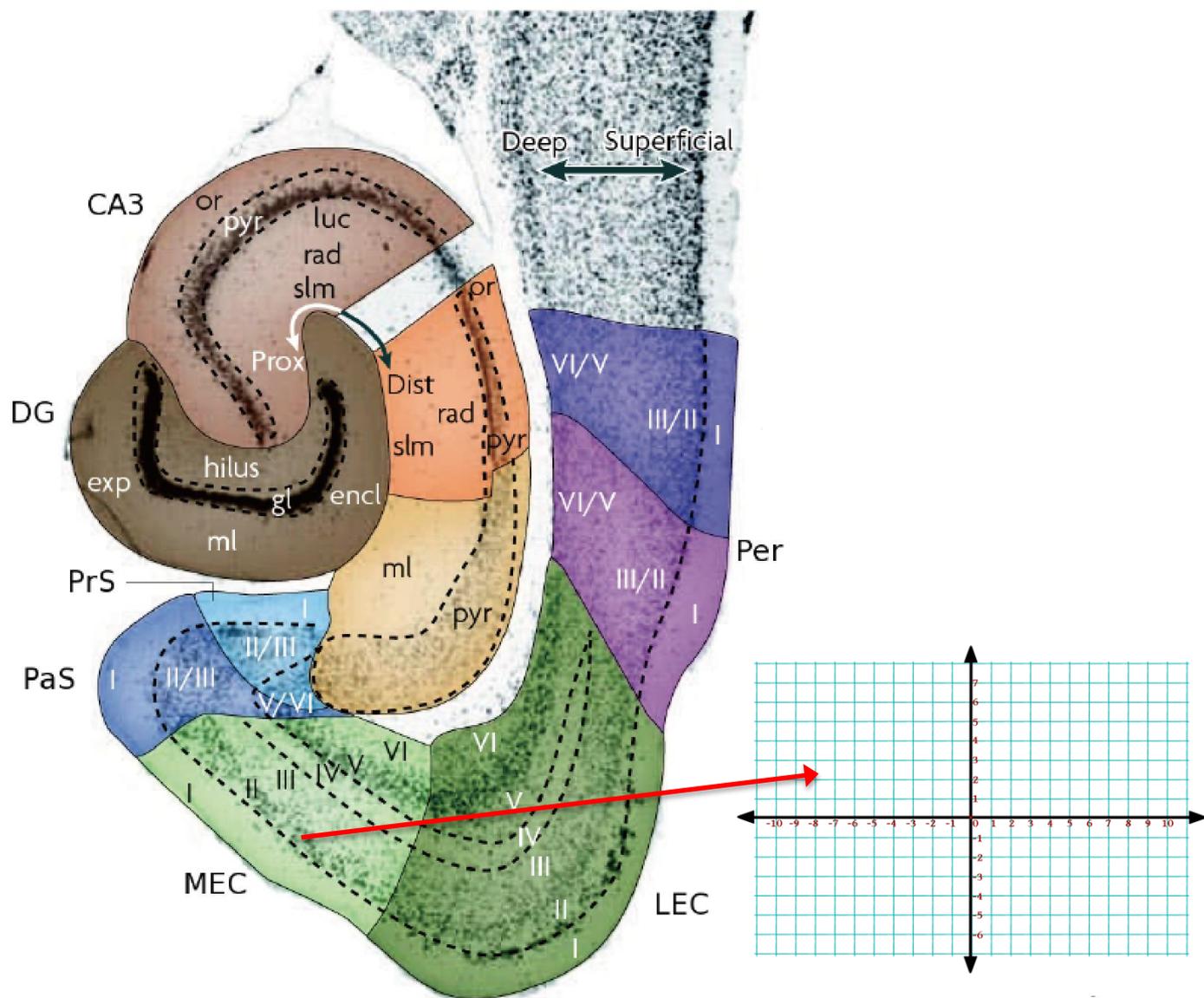
# 栅格的参数化描述

- 相位
- 方向
- 尺度

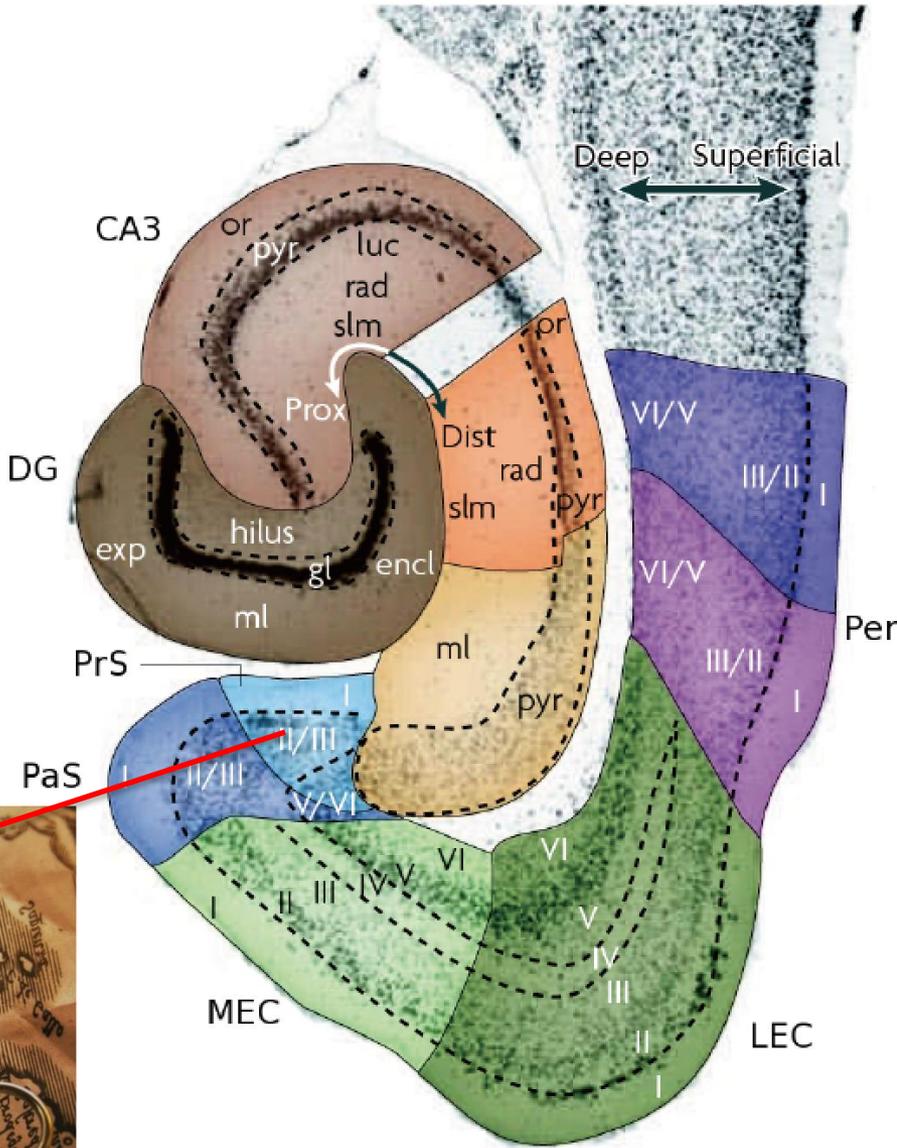


Hafting et al., *Nature* 2005; Sargolini et al., *Science* 2006

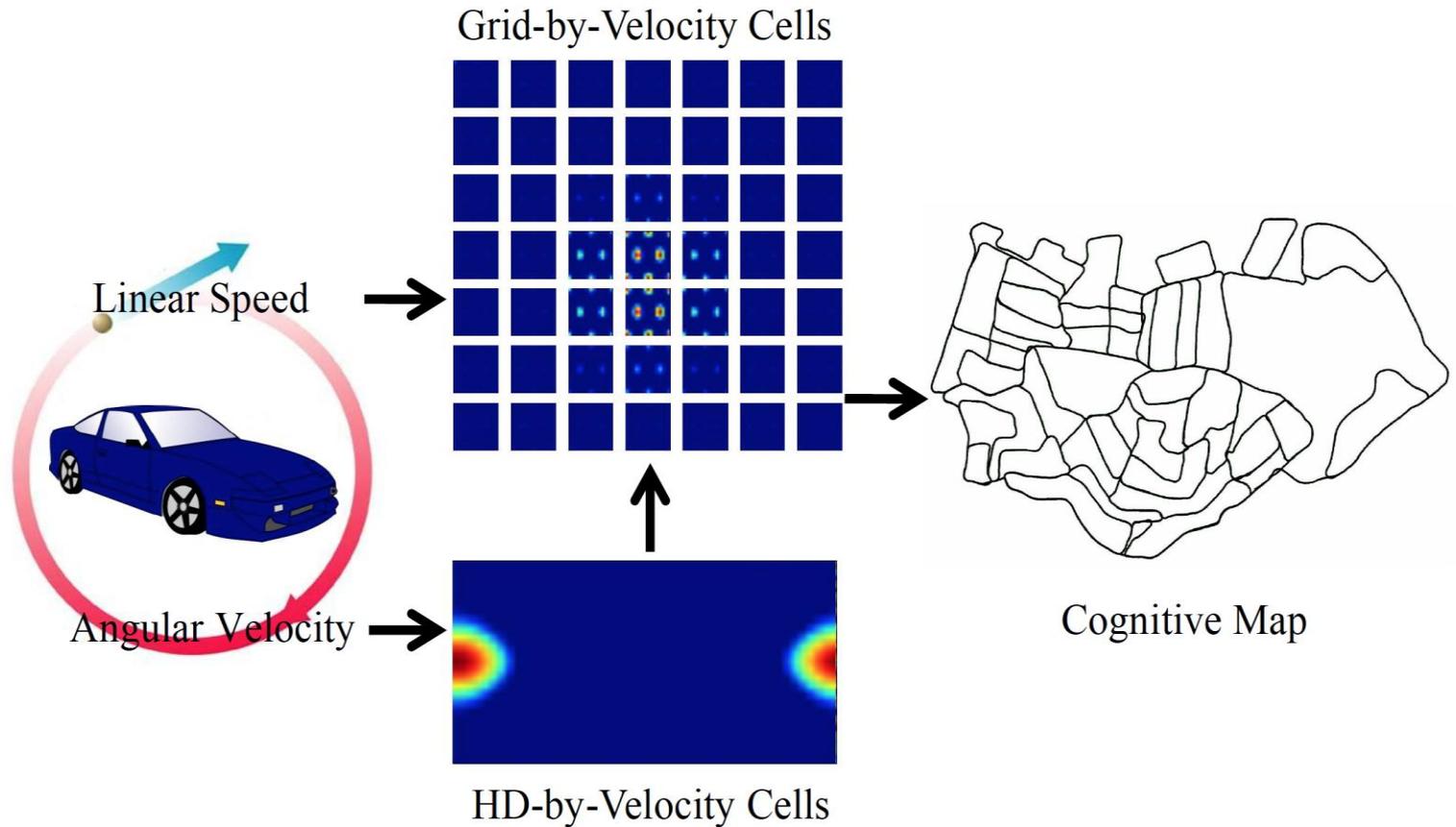
# 内嗅皮层的栅格细胞提供空间坐标系



# 头朝向细胞指示方向

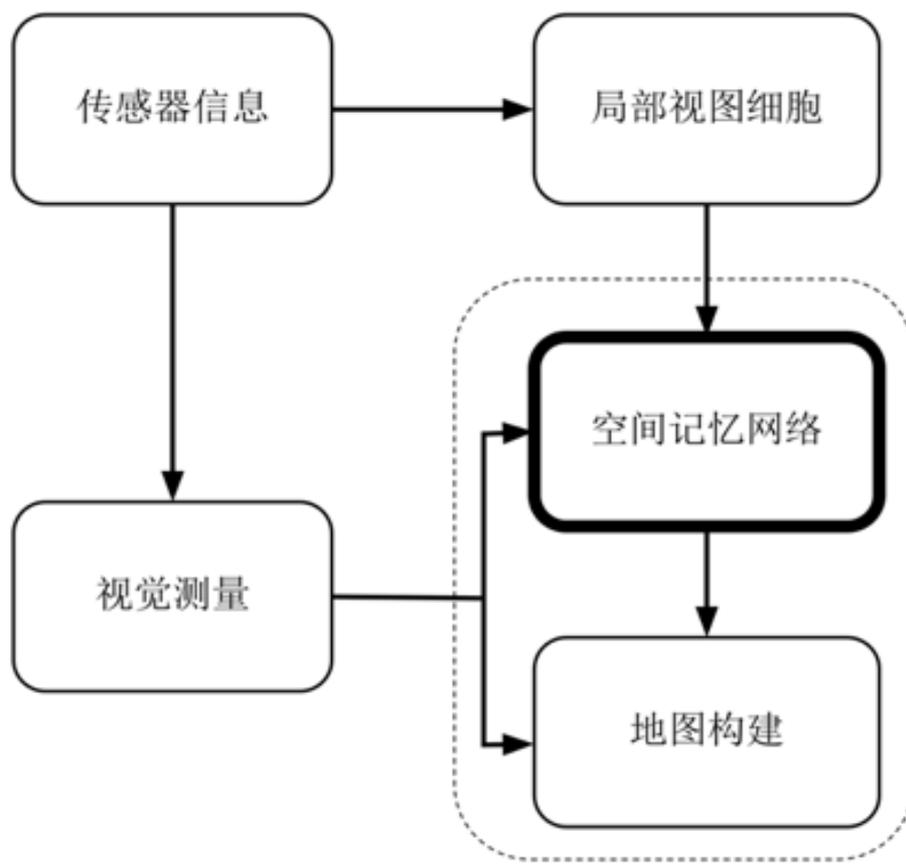


# 类脑导航系统



Zeng and Si (2017), *Frontiers in Neurorobotics*

# 类脑导航系统



# 头朝向细胞模型

- 角速度累积

$$J(\theta, \nu | \theta', \nu') = J_0 + J_1 \cos(\theta - \theta' - \nu') \cos(\lambda(\nu - \nu')).$$

$$\tau \dot{m}(\theta, \nu) = -m(\theta, \nu) + f \left( \iint D\theta D\nu J(\theta, \nu | \theta', \nu') m(\theta', \nu') + I_\nu + I_{view} \right),$$

$$I_\nu(\nu | V) = I_r \left[ 1 - \epsilon_r + \epsilon_r \exp\left(-\frac{(\nu - u(V))^2}{2\sigma_r^2}\right) \right].$$

$$\psi = \angle \left( \iint m(\theta, \nu) \exp(i\theta) D\theta D\nu \right),$$

# 头朝向细胞模型

- 感知输入

$$I_{view}(\theta) = I_d \exp\left(-\frac{\|\theta - \psi\|^2}{2\sigma_d^2}\right)$$

# 栅格细胞模型

- 平动速度累积

$$J(\vec{\theta}, \vec{\nu} | \vec{\theta}', \vec{\nu}') = J_0 + J_k \cos \left( k \sqrt{\sum_{j \in \{x, y\}} \|\theta_j - \theta'_j - \nu'_j\|^2} \right) \cos \left( \lambda \sqrt{\sum_{j \in \{x, y\}} (\nu_j - \nu'_j)^2} \right)$$

$$\tau \dot{m}(\vec{\theta}, \vec{\nu}) = -m(\vec{\theta}, \vec{\nu}) + f \left( \iint D\vec{\theta} D\vec{\nu} J(\vec{\theta}, \vec{\nu} | \vec{\theta}', \vec{\nu}') m(\vec{\theta}', \vec{\nu}') + I_\nu + I_{view} \right)$$

$$\vec{u}(\vec{V}) = \frac{1}{k} \arctan \left( \frac{2\pi\tau\vec{V}}{S} \right)$$

$$I_\nu(\vec{\nu} | \vec{V}) = I_t \left[ 1 - \epsilon + \epsilon \exp \left( -\frac{|\vec{\nu} - \vec{u}(\vec{V})|^2}{2\sigma_t^2} \right) \right]$$

$$\psi_j = \frac{\int \left( \iint D\vec{\theta} D\vec{\nu} m(\vec{\theta}, \vec{\nu}) \exp(k \frac{\vec{\theta}^T \vec{e}_j}{\ell_j}) \right)}{k}$$

# 栅格细胞模型

- 感知输入

$$I_{view}(\vec{\theta}) = I_p \left( \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \cos \left( k \frac{(\vec{\theta} - \hat{\theta})^T \vec{e}_j}{\ell_j} \right) + C \right)$$

# 室外测试环境

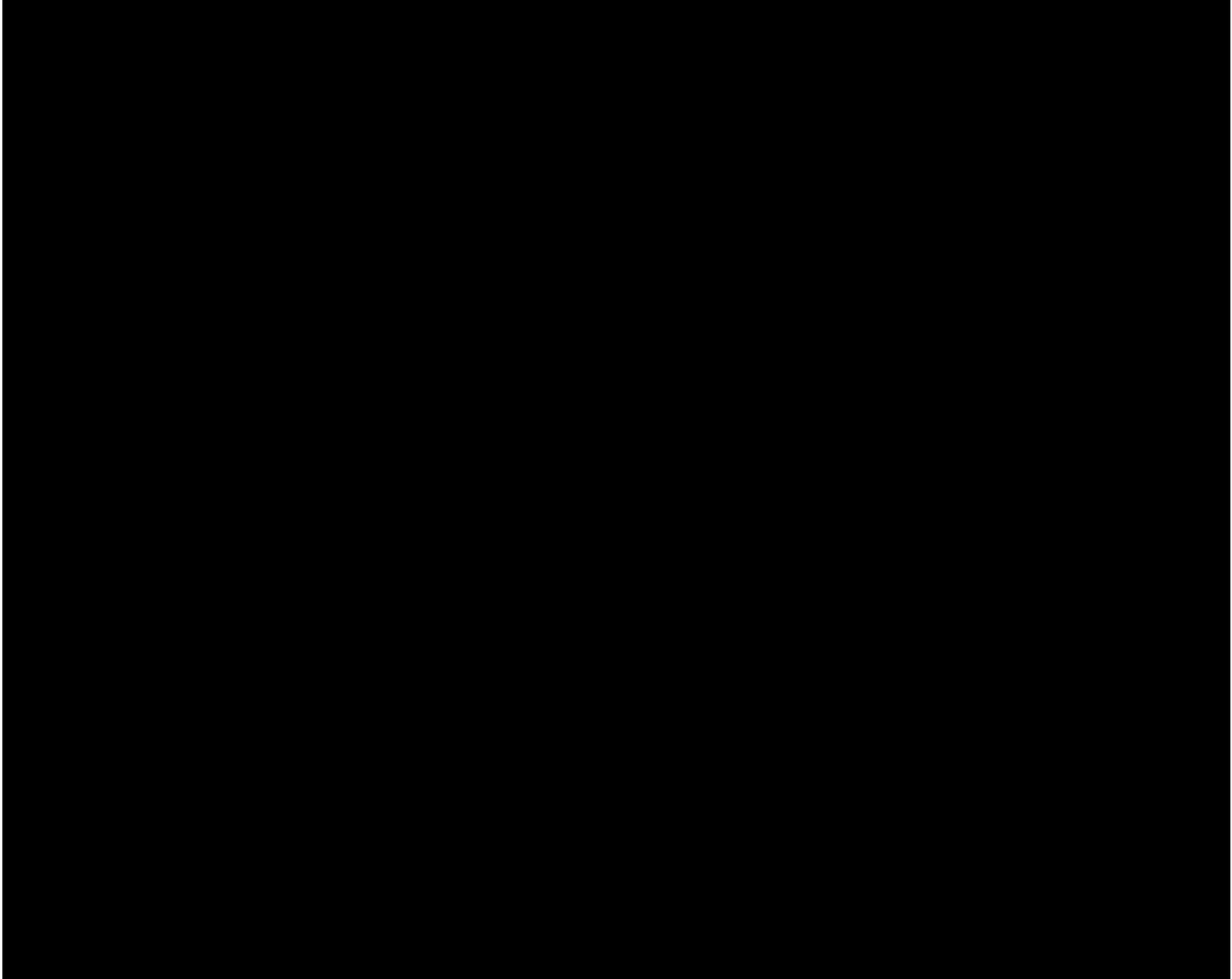


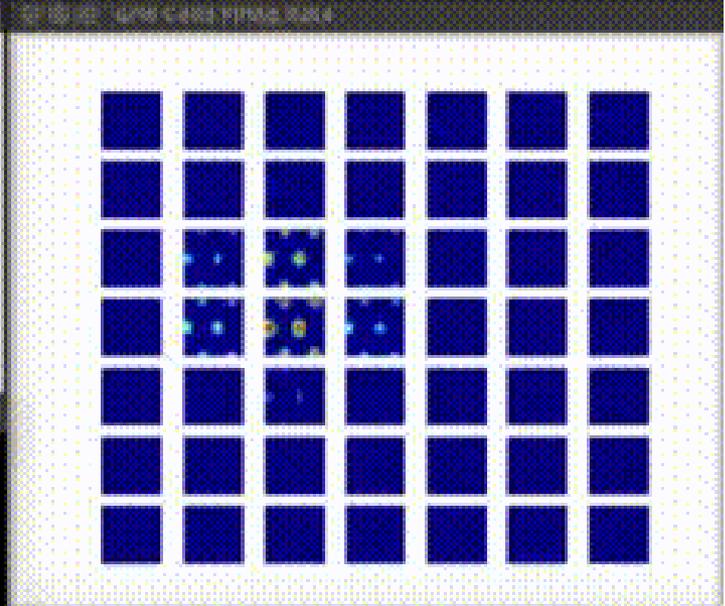
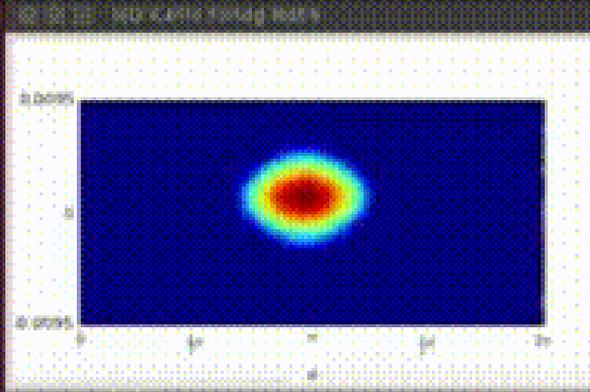
■ St Lucia, 3km x1.6 km

# 室外测试环境

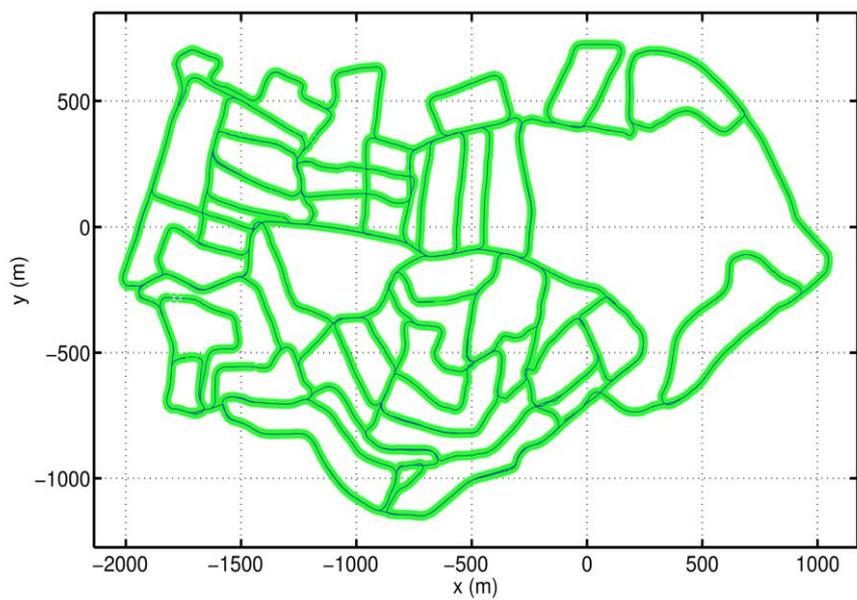
- 较大的地形和光照变化, 51 个环路, 80 个路口
- 驾驶速度约 60km/h, 总行程 100分钟, 路程66公里





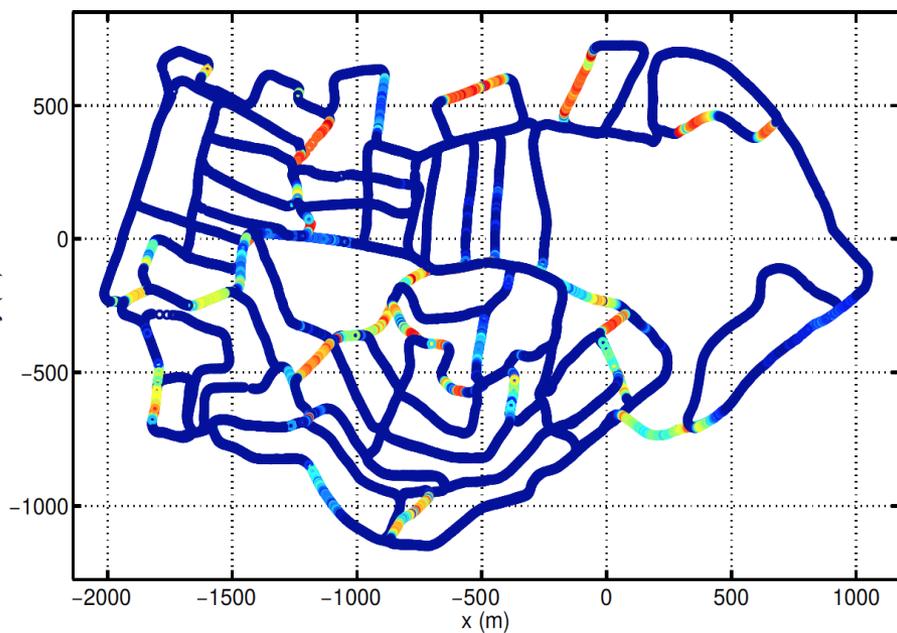


# 拓扑地图构建

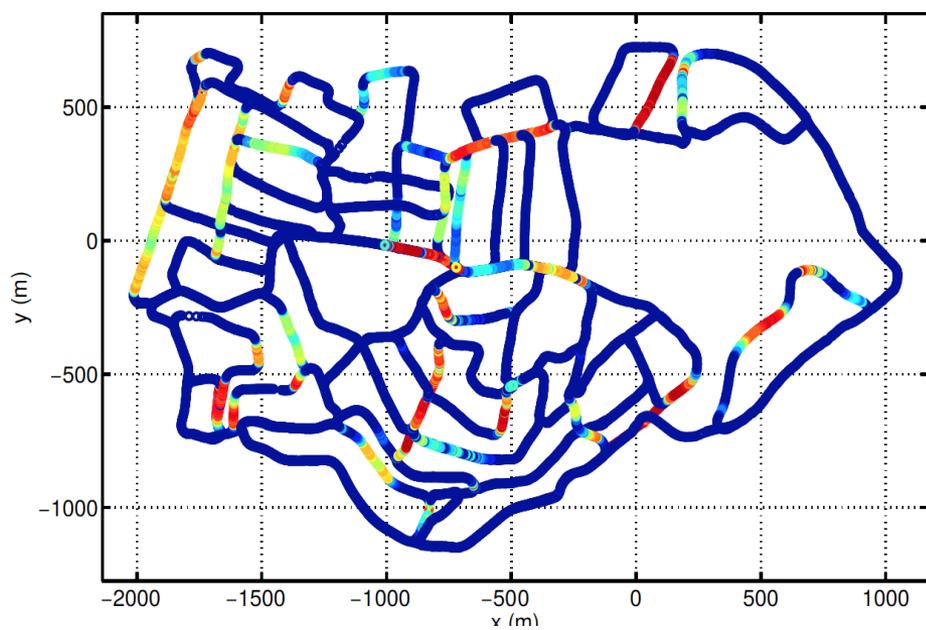


# 头朝向细胞的放电模式

编码东北方向的细胞



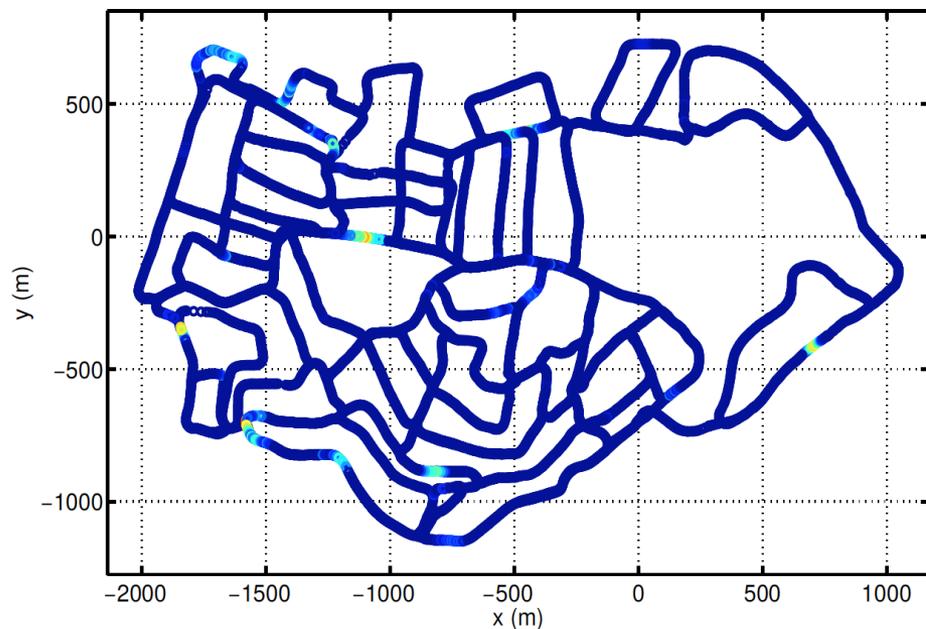
编码西南方向的细胞



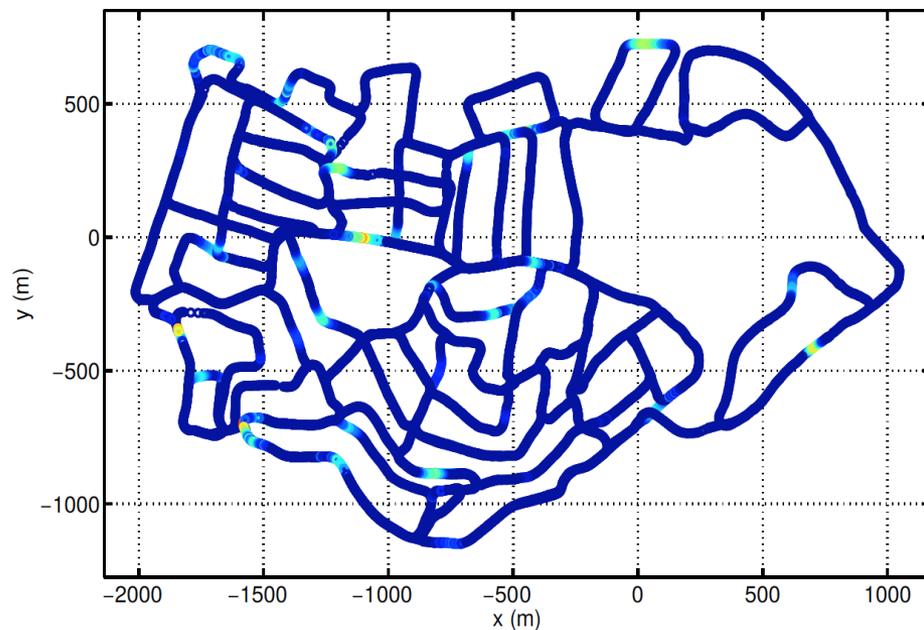
# 栅格细胞的放电模式

编码相同位置但是:

同时编码**高速**运动的细胞



同时编码**低速**运动的细胞



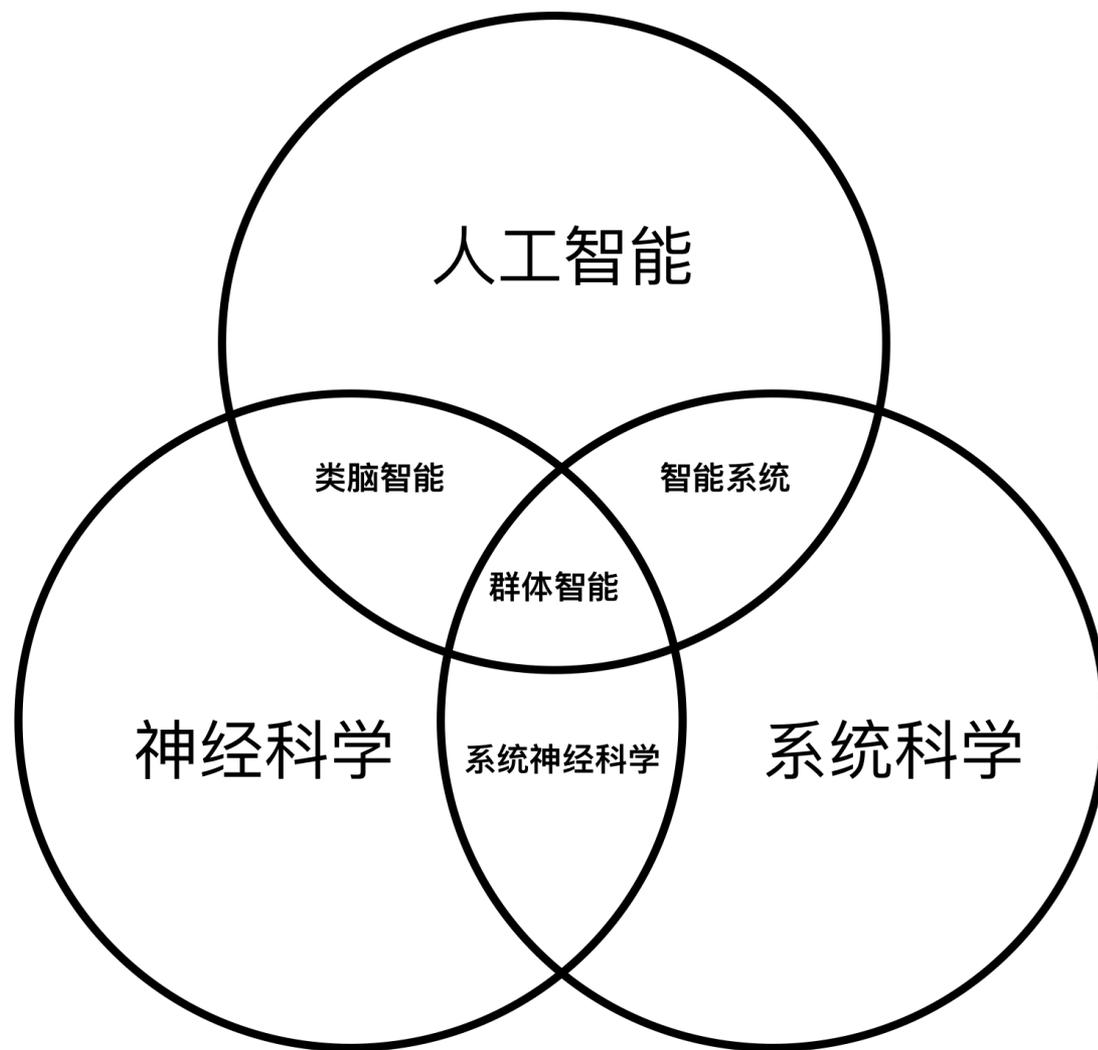
# 小结

- 模拟大脑的空间编码方法，在大规模环境中进行自主导航。
- 优点：工作机制清晰，具有可解释性；编码效率高，具有可扩展性；基于神经动力学机制，具有稳健型；基于神经网络架构，便于硬件化。

# 结论

- 神经环路的细胞类型分化、连接模式对认知功能的产生起到重要作用。
- 感知和记忆神经环路的编码模式和连接结构可以启发研制类脑机器人系统。

# 理解和创造智能系统需要学科交叉融合



# 致谢

中国科学院沈阳自动化所

封锡盛 唐凤珍 宋三明 赵冬晔 曾太平

**Janelia Farm Research Campus, HHMI**

Sandro Romoni

**International School for Advanced Studies (SISSA)**

Alessandro Treves

**Weizmann Institute**

Misha Tsodyks

**Norwegian University of Science and Technology**

Edvard Moser

谢谢！