

# 人工智能和脑科学的比较 与未来

青岛大学未来研究院 毕则栋

zedong.bi@outlook.com

# 本讲座的目的

用一小时的时间提供当下人工智能和脑科学的overview，讨论它们未来的方向

# 提纲

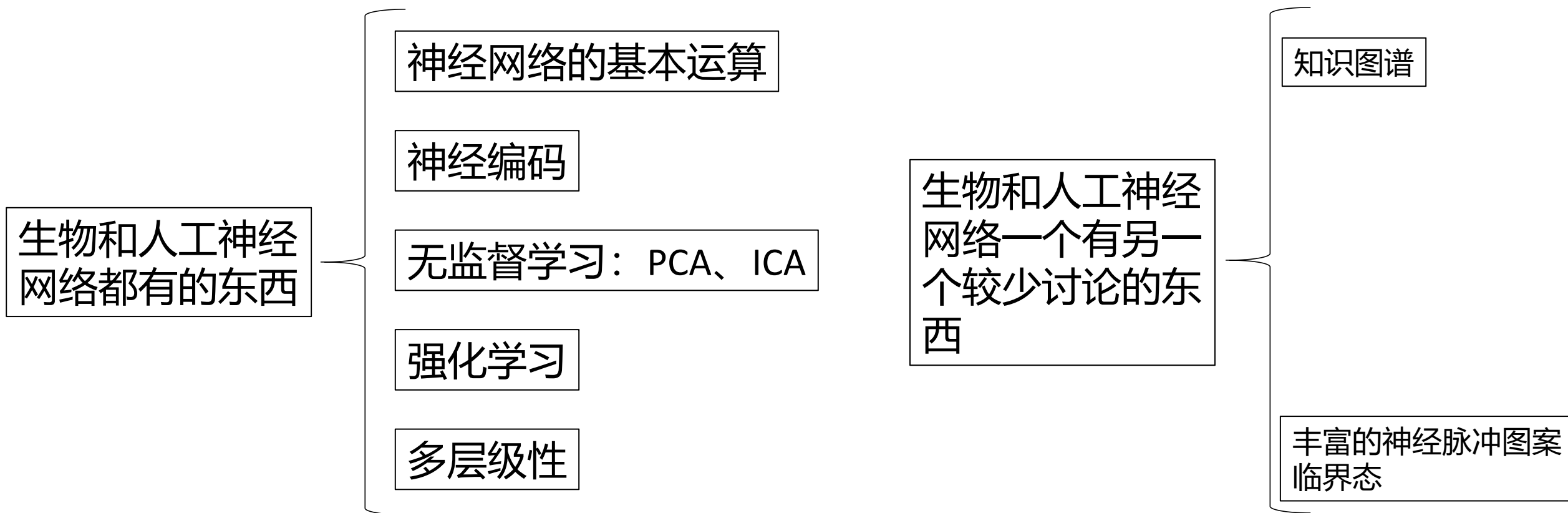
- 采用比较的方法介绍人工神经网络算法和神经科学现象的相似点和不同点
- 对人工智能和脑科学发展的展望

# 采用比较的方法介绍人工智能和脑科学

- 为什么这么做：

帮助同学们留意两大领域的相似和不同之处，从而建立跨学科的知识体系

# 内容提要

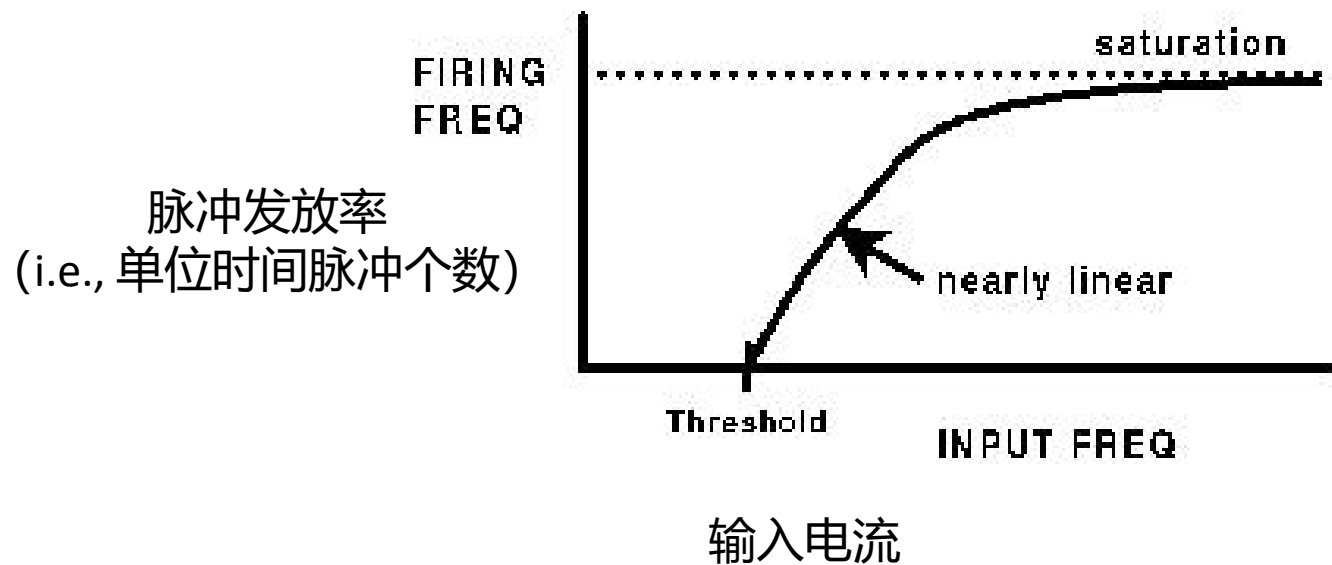
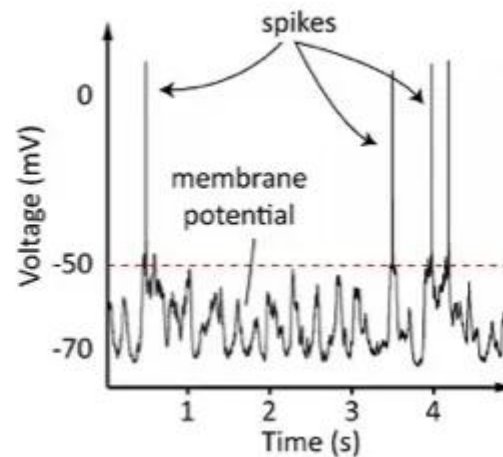
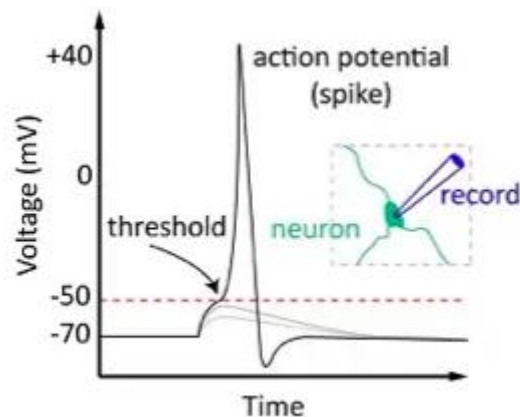


# 第一部分： 生物和人工神经网络的相似性

# 1.神经网络的基本运算

# 1.1 神经元

# 生物神经元



非线性函数

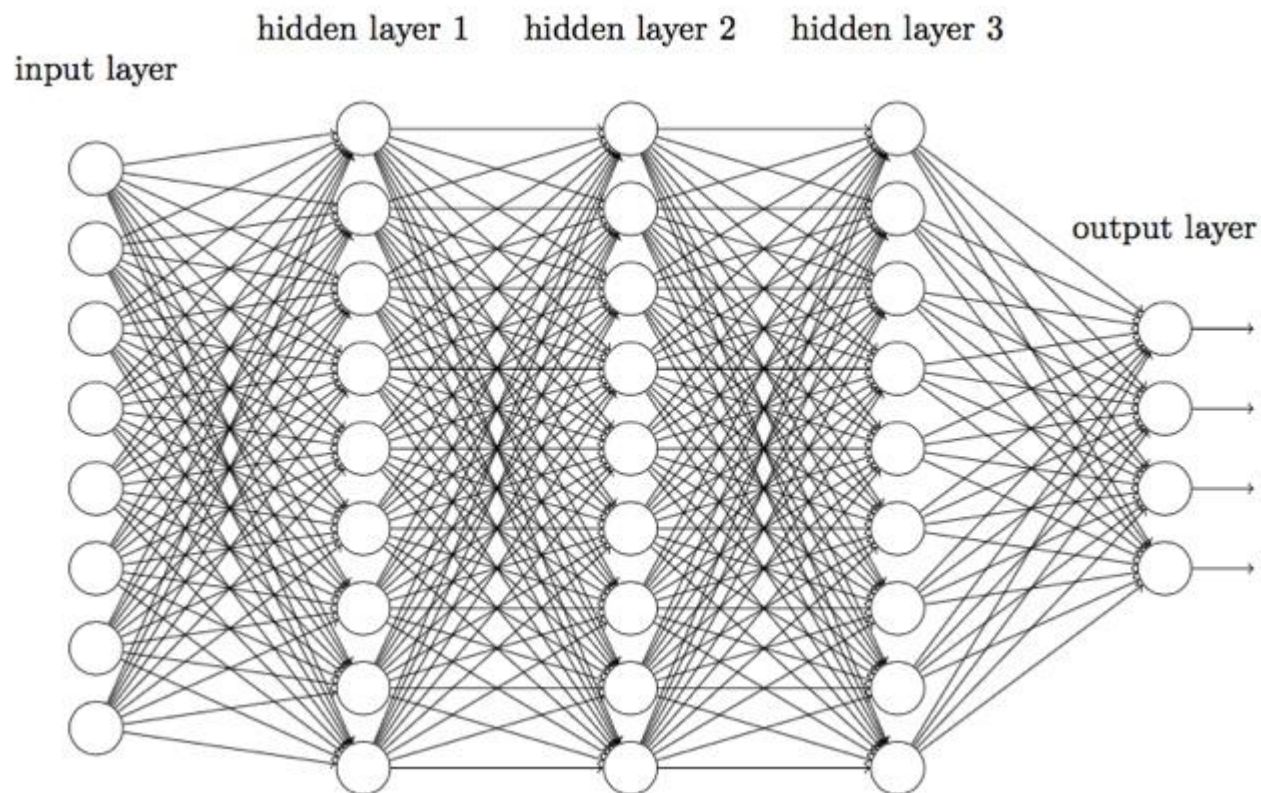
# 人工神经元

大多数情况下，抛弃神经元动力学，只保留“电流—发放率”非线性函数

$$r=f(I)$$

非线性

深度网络



万能近似定理：

由非线性神经元组成的深度网络可以逼近任一函数

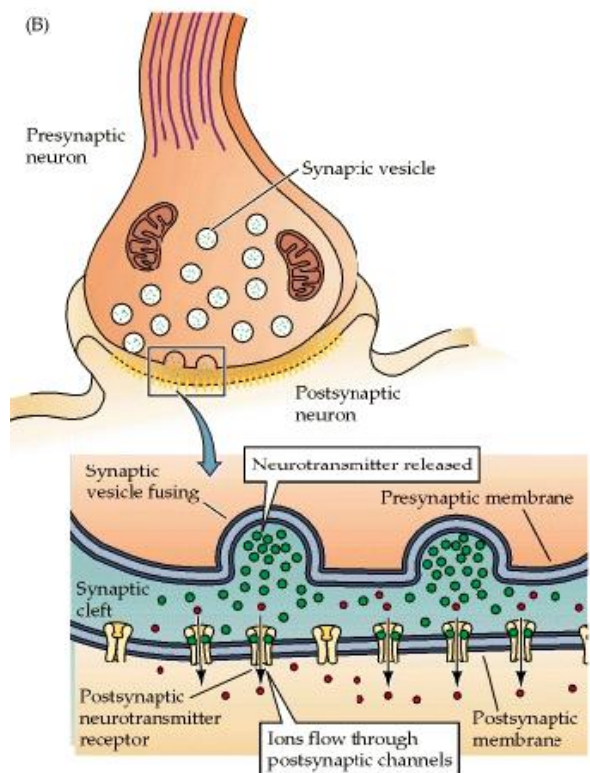
把图像、声音等复杂输入映射到不同的类别

## 1.2 突触

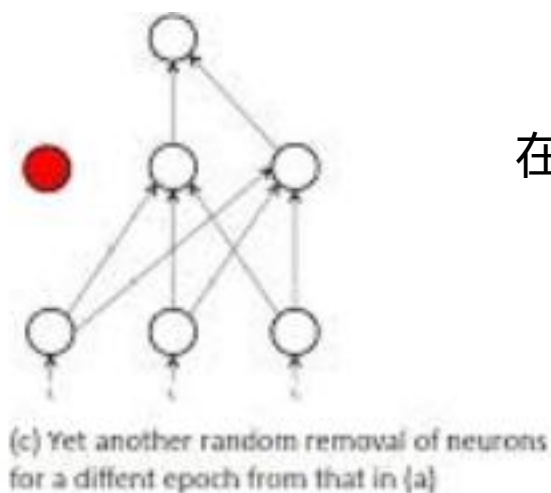
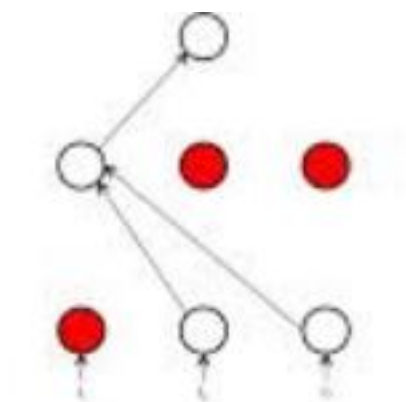
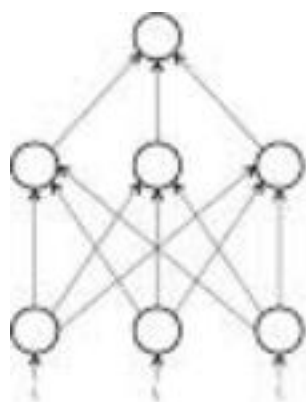
# 生物突触的不可靠性

突触前端有许多囊泡，受刺激以后就会释放，刺激突触后端

突触不可靠：（C. Allen, PNAS, 1994）  
海马CA1，突触前端有大于一半的概率受刺激之后不发放囊泡



# dropout算法



在训练时随机地去掉一些突触连接

G. E. Hinton, 2012,  
arXiv:1207.0580

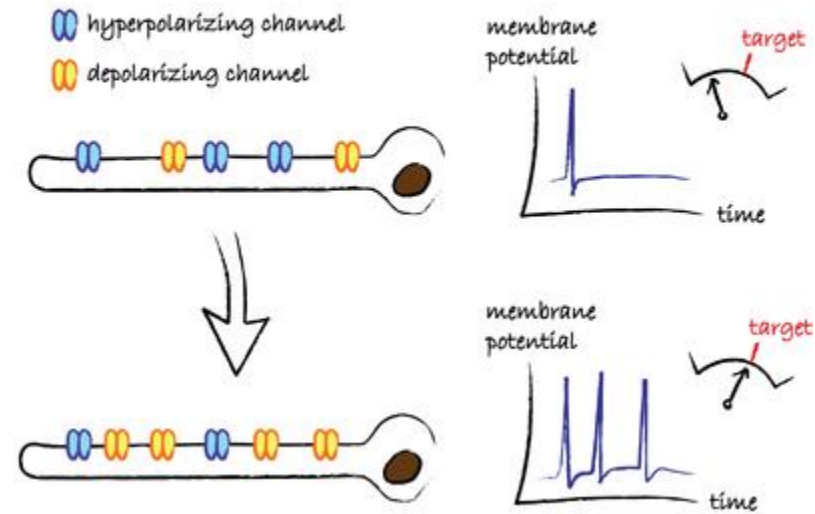
优点：提高训练后神经网络的泛化性、避免overfitting。

在一组用于训练的数据集上表现很好；  
在另一组相似的、但没有在训练中见到的数据集上表现很不好。

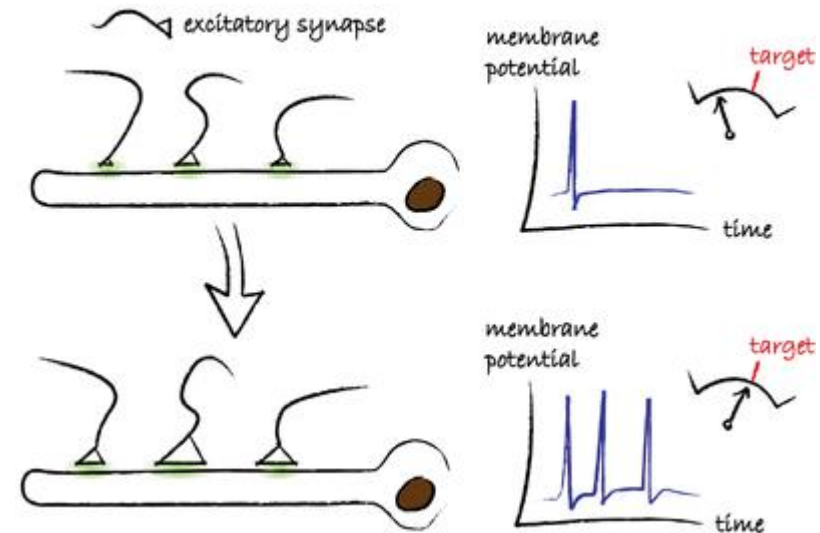
## 1.3 Homeostasis

# 生物Homeostasis

## Intrinsic homeostasis



## Synaptic homeostasis



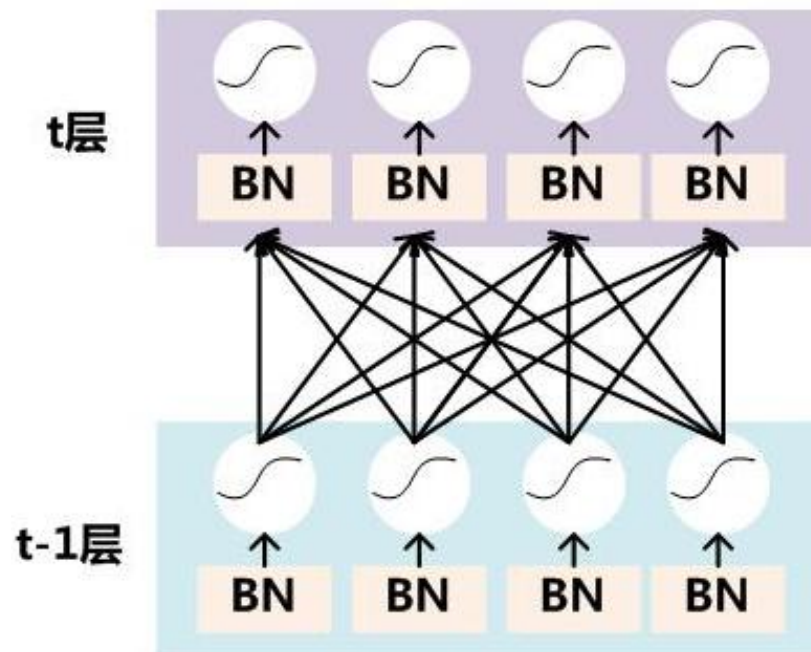
Scholarpedia

生物神经元可以通过两种方式保持其发放率在一个“不大不小”的范围内：  
(1) 调节细胞膜的兴奋性 (2) 同时调节所有输入突触的强度

# batch normalization算法

S. Ioffe, C. Szegedy, 2015

$$\hat{x}_i = \gamma \left( \frac{1}{\sigma} (x_i - \mu) \right) + \beta,$$
$$\mu = \langle x_j \rangle_j,$$
$$\sigma = \sqrt{\langle (x_j - \mu)^2 \rangle_j + \epsilon}.$$

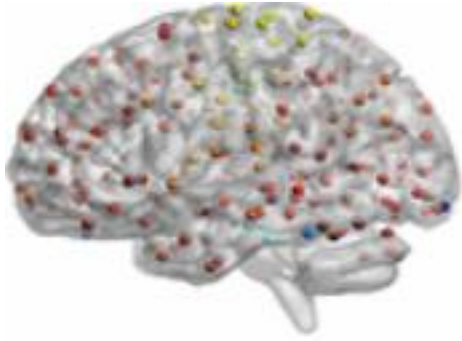


在一个mini-batch中，把每个第t层的神经元从t-1层接受到的输入的分布归一化：  
使得这个分布均值为0，方差为1

极大地提高神经网络的训练速度

## 1.4 固定网络结构中信息流的动态改变

# 功能连接的动态改变



功能核磁共振 (fMRI) 图像



虽然大脑的神经连接是固定的，但是功能连接 (i.e., 两个脑区之间活动的相关性) 不断改变

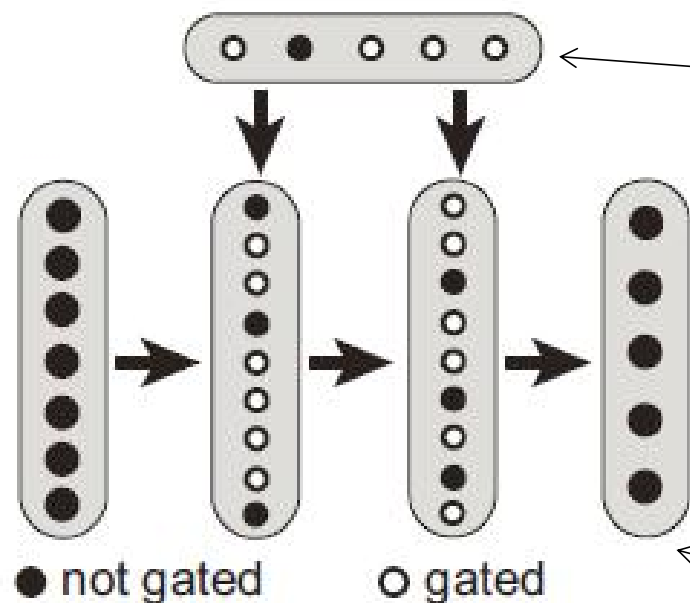
Urs Braun, PNAS, 2015

功能连接改变的灵活性与人的智力水平相关

M. Pedersen, PNAS, 2018

# 多任务gating算法

N. Y. Massea,  
PNAS, 2018



训练不同任务时，只有随机选择的一部分神经元活动，另一部分不活动

好处：避免新老任务相互干扰

训练一个新任务之后，老任务不会遗忘

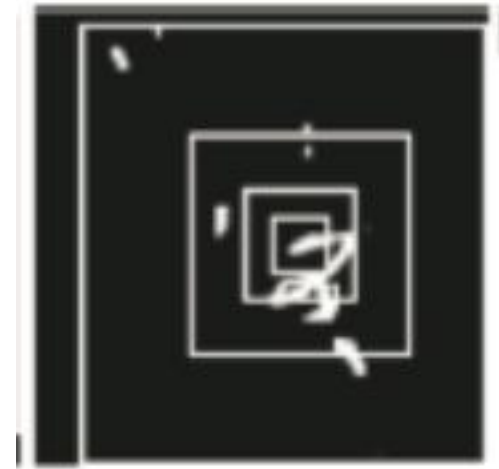
让这个前馈网络同时承担多项任务

# 注意力机制：当下图像和语言处理的标配



特征提取：  
由神经网络实现

特征选取：  
也由神经网络实现



选取方框内部的局域特征，  
忽略方框外部的局域特征

$$\text{output} = \sum_i \alpha_i \text{input}_i$$

← 特征编号

一般公式：

$$\sum_i \alpha_i = 1$$

← 归一化的特征权重

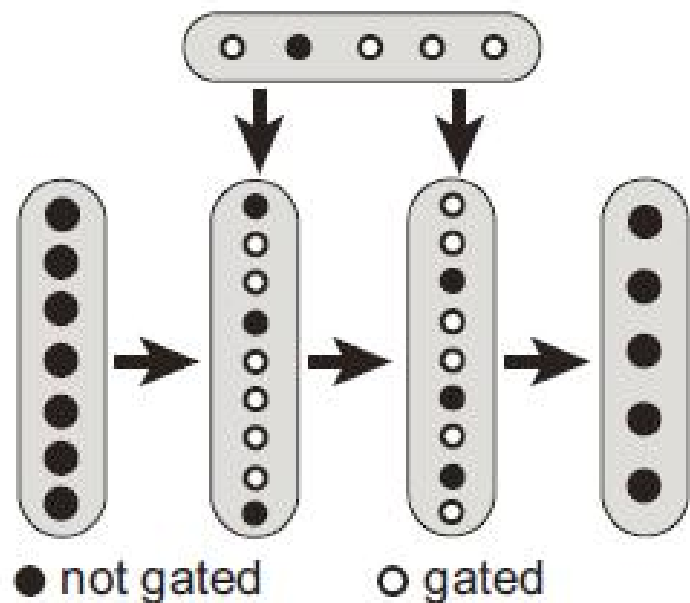
$$\alpha_i = f_i(\{\text{input}_k\}_k)$$

← 注意力权重也是特征的函数

# 多任务gating算法

vs

# 注意力机制



**相似点：** 根据任务需要控制神经网络中信息的流动

**不同点：**

多任务gating算法：信息的流动规律是预先随机分配的

注意力：信息的流动规律是在训练过程中自涌现的

**和脑现象的相似点：**

虽然结构连接固定，功能连接却灵活变动

# 总结

生物和人工神经网络基本计算单元的相似性：

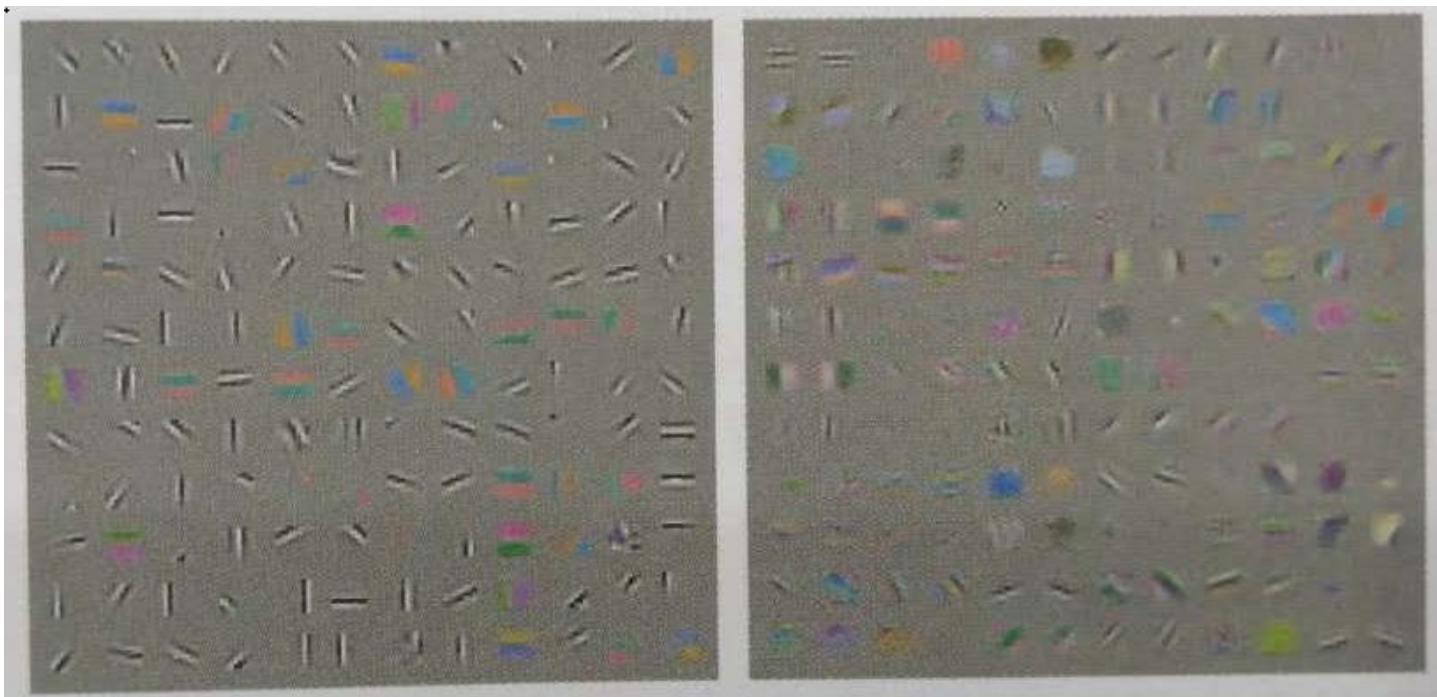
- (1) 神经元的非线性
- (2) 突触的随机性和dropout算法
- (3) homeostasis和batch normalization算法
- (4) 功能网络的灵活多变和多任务gating算法、注意力机制

## 2. 神经编码

# 视觉感受野

**什么叫感受野：**视觉皮层中，一个细胞的感受野就是能够最  
大地激发其活动的视觉特征

所以每个细胞都是一个特征提取器



由无监督学习算法学习到的感受野

由监督学习算法学习到的感受野



动物初级视觉皮层的感受野

相似性

# 预测编码

生物脑不断地预测变化的外部世界

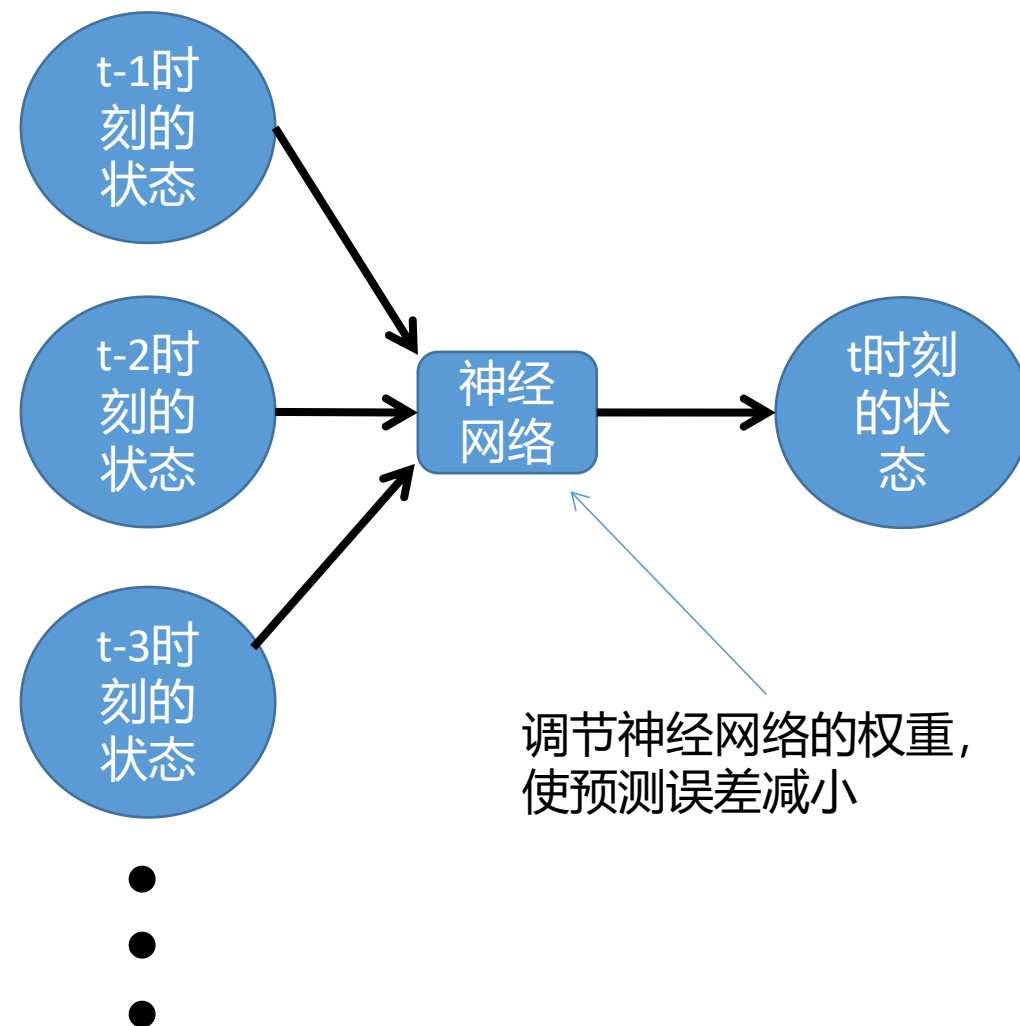
## Predictions drive neural representations of visual events ahead of incoming sensory information

Tessel Blom, Daniel Feuerriegel, Philippa Johnson,  Stefan Bode, and Hinze Hogendoorn

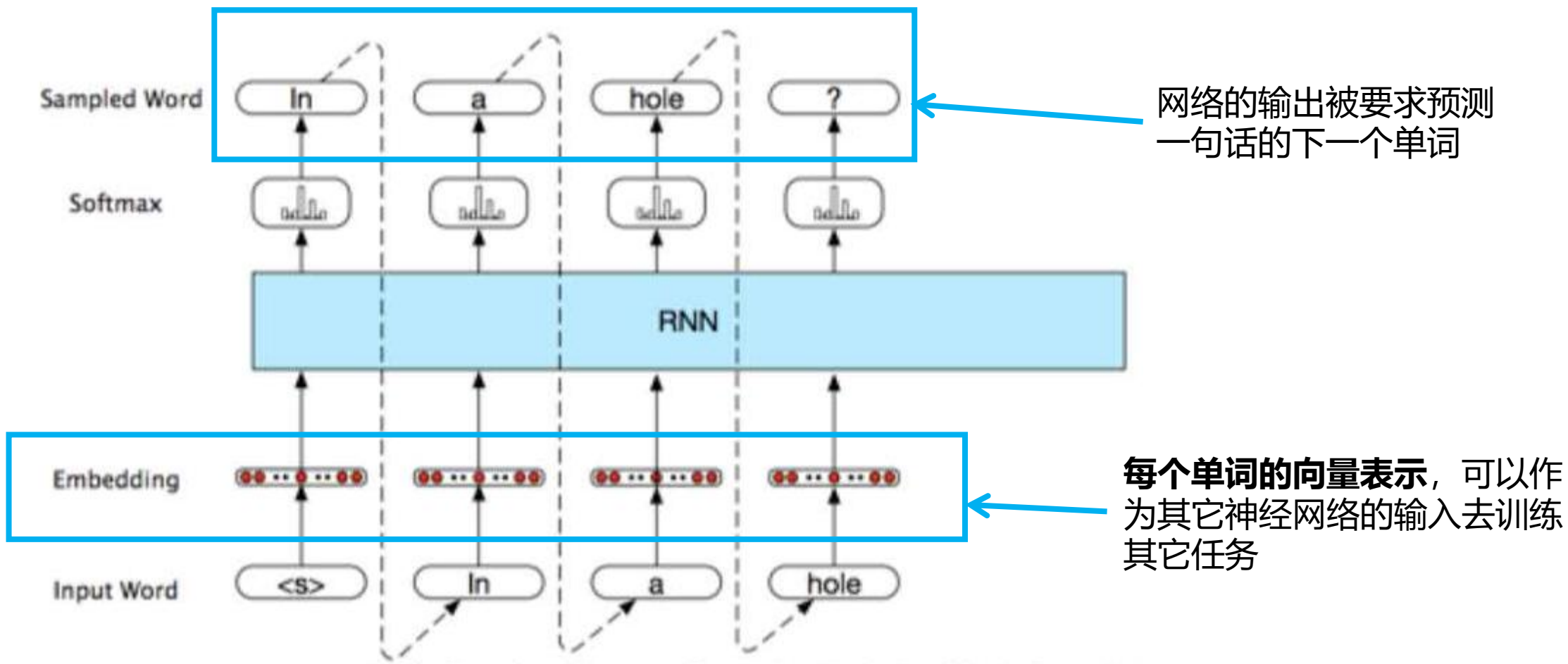
PNAS March 31, 2020 117 (13) 7510-7515; first published March 16, 2020 <https://doi.org/10.1073/pnas.1917777117>

[Add to Cart \(\\$10\)](#)

人工智能中一类常见的无监督算法:



# 使用预测编码做无监督学习的例子： 自然语言的词嵌入



# 人脑对词语的表示

单词的向量表示的特点:

**语义相关**

意思相近的单词, 向量的相似性就越大

14:11

2020 北京智源大会 | 认知神经基础专题论坛 | Joseph Manning 周博文 | 【Towards

360 words

500 ms 1500 ms 2000 ms 500 ms 1500 ms 500 ms 1500 ms

How can I help?  
Here's some info I found.  
Colors of Roses & What They Mean  
• Red. Red is the most popular rose color and is

word 1  
word 360

Neural RDM

Significant R \*

Corpus-based distance (word2vec & LSA)

毕彦超  
北京师范大学认知神经科学与学习国家重点实验室

直播

fMRI图像中, 人脑对不同单词响应的相似度矩阵

机器学习得到的对不同词语的表示向量的相似度矩阵

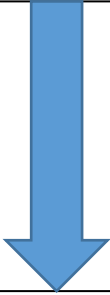
# 联想

人工神经网络对信息的编码 ← 相似 → 生物脑的编码

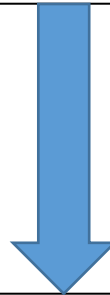
人工神经网络 → 理论模型? → 生物脑

# 一类神经科学研究方法

训练人工神经网络完成和动物实验相似的任务



观察训练后人工网络的活动和动物实验的相似性，以支持人工神经网络的生物合理性



观察分析人工神经网络的动力学和结构，以理解生物神经网络的可能的计算过程

相比直接做动物实验，这类模型方法的优势：

- (1) 以廉价的方式做许多实验，以抓住许多实验的共性**
- (2) 研究一些不便于用动物实验研究的问题，比如网络结构和动力学特征等**

Bi and Zhou, PNAS, 2020

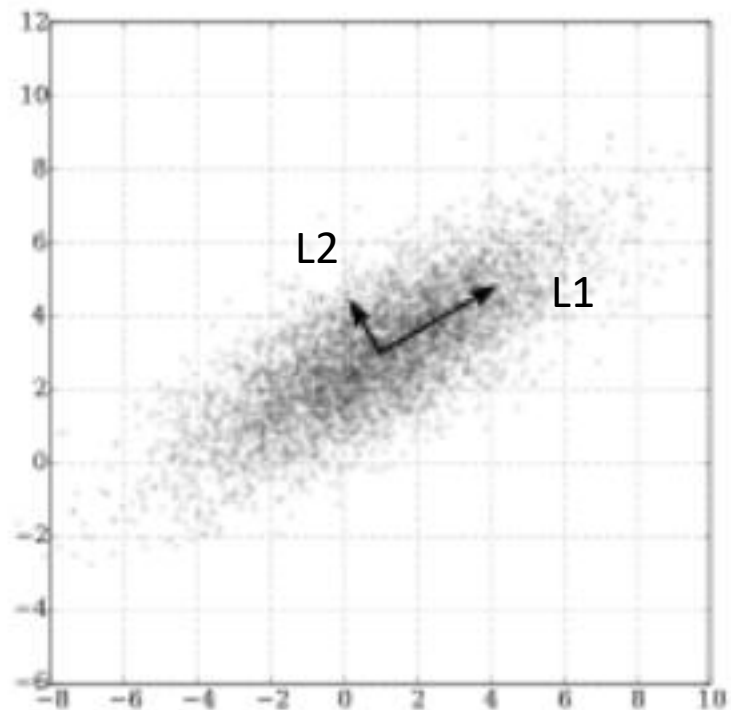
W. Chaisangmongkon, Neuron , 2017

Jane X. Wang, Nat. Neurosci., 2018

... ..

### 3. 无监督学习 (PCA,ICA)

# Principal component analysis



输入：  
由高维空间的点构成的数据集

目标一：  
寻找一个一维的线L1，使该数据集在该线上的投影最大

目标二：  
寻找第二个一维的线L2，L2垂直于L1，使该数据集在该线上的投影最大



# PCA的生物实现: Hebbian rule

Covariance Hebbian rule:

$$\tau_w \frac{dw}{dt} = v(u - \theta_u)$$

突触连接强度

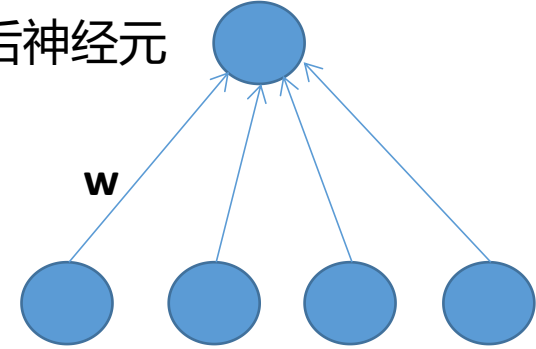
突触后神经元  
发放率

突触前神经元  
发放率

突触前神经元  
发放率在数据  
集中的平均值

突触后神经元

突触前神经元



足够长的训练时间

Theoretical neuroscience,  
P. Dayan, L Abbott

w和数据集的第一个principal component指向相同的方向

# PCA的生物实现: Hebbian rule

Linear Hebbian learning and PCA

Bruno A. Olshausen

October 7, 2012

← 参见 — 如何基于Hebbian rule抽取多个principal component

# Independent component analysis (ICA)

$$\mathbf{x}_i = a_{i1}\mathbf{e}_1 + a_{i2}\mathbf{e}_2 + a_{i3}\mathbf{e}_3 + \dots$$

第*i*个数据点

向量基

PCA: 正交向量基;  $\{a_{i1}\}_i$ ,  $\{a_{i2}\}_i$ ,  $\{a_{i3}\}_i$ , ... 的方差依次递减

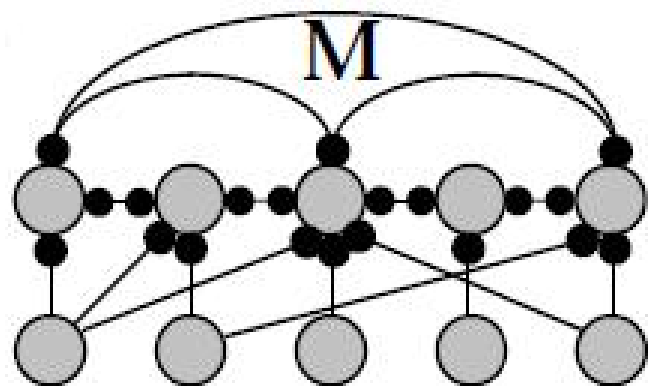
ICA: 向量基不一定正交;  $\{a_{i1}\}_i$ ,  $\{a_{i2}\}_i$ ,  $\{a_{i3}\}_i$ , ... 的相互独立

# ICA怎样通过生物合理的方法实现？

抑制性递归连接：anti-Hebbian rule

突触前后神经元发放率同时大

突触变弱



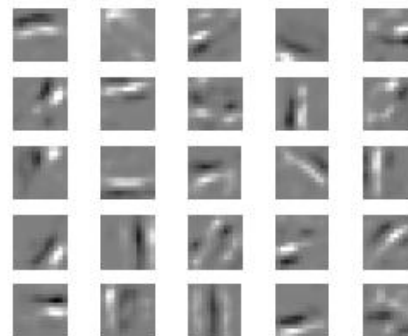
前馈连接：Hebbian rule

突触前后神经元发放率同时大

突触变强

每个神经元的输入连接成为一个 independent component

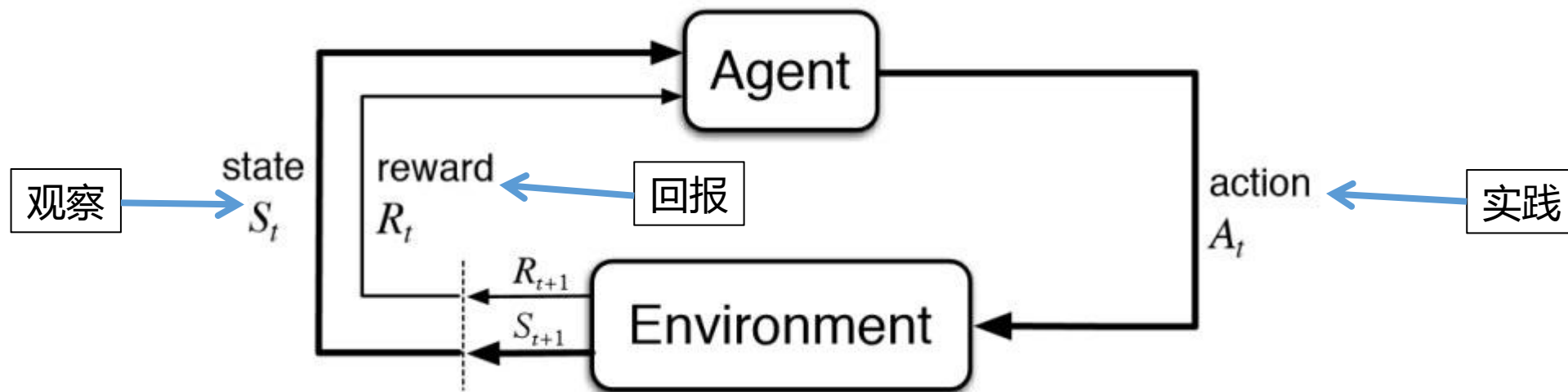
M. S. Falconbridge,  
Neural Comput., 2006



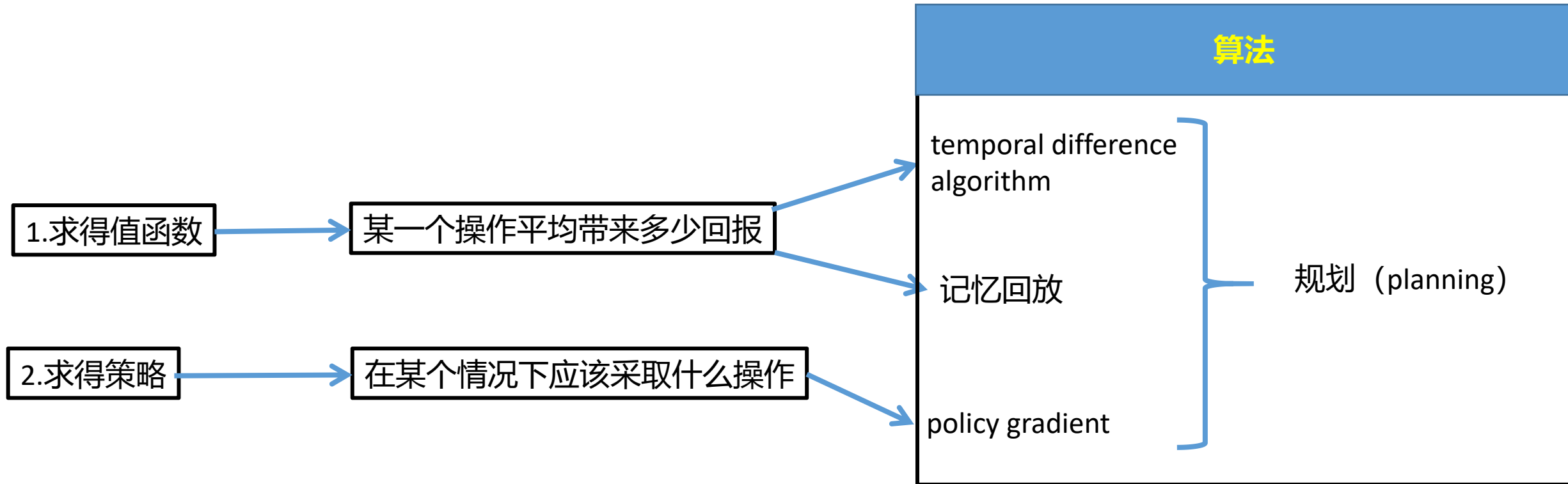
用自然图景训练上述神经网络，  
可以得到类似于初级视觉皮层的  
Gabor感受野

## 4. 强化学习

# 强化学习： 在与环境的互动中获得最大回报



# 强化学习两大核心任务



## 4.1. temporal difference algorithm

# temporal difference algorithm 目的：估算值函数

出发点是这样一个自治方程：

$$V(S_t) = R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1})$$

时刻t状态的值函数

时刻t+1状态的值函数

时刻t+1状态的收益

折扣系数

定义式

$$V(S_t) = R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \dots$$

算法公式：

$$V(S_t) \leftarrow V(S_t) + \alpha (R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1}) - V(S_t))$$

TD error

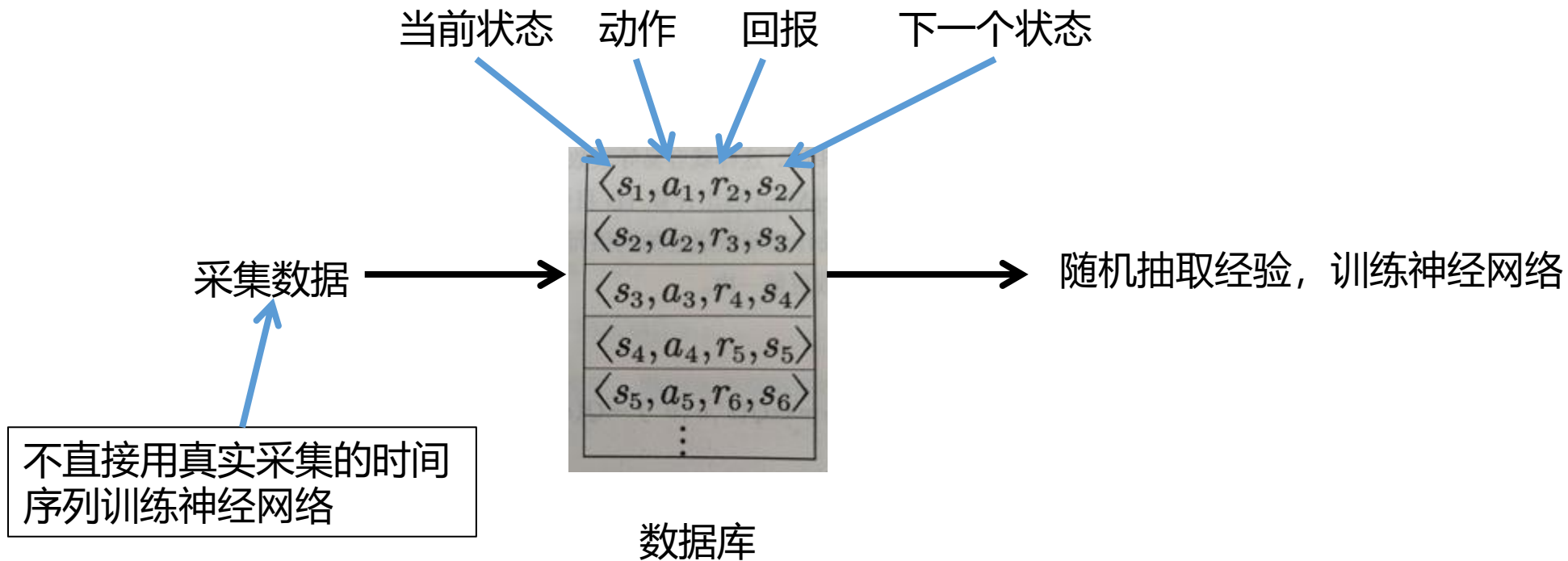
## 4.2. 记忆回放

# 记忆回放

目的：估算值函数

Nature 518, 529 (2015)

deep Q network



好处：打破真实时间序列中的短时关联，使得训练神经网络的过程更加稳定

## 4.3. policy gradient algorithm

# policy gradient algorithm

目的：更新策略

$$\Delta \theta \propto E_{a_t, s_t} [(V_t(a_t, s_t) - b) \frac{\partial \ln \pi(a_t | s_t, \theta)}{\partial \theta}]$$

用以产生策略的神经网络参数

在 $s_t$ 状态下采取 $a_t$ 动作后的预期回报

一个常数

在 $s_t$ 状态下采取 $a_t$ 动作的概率

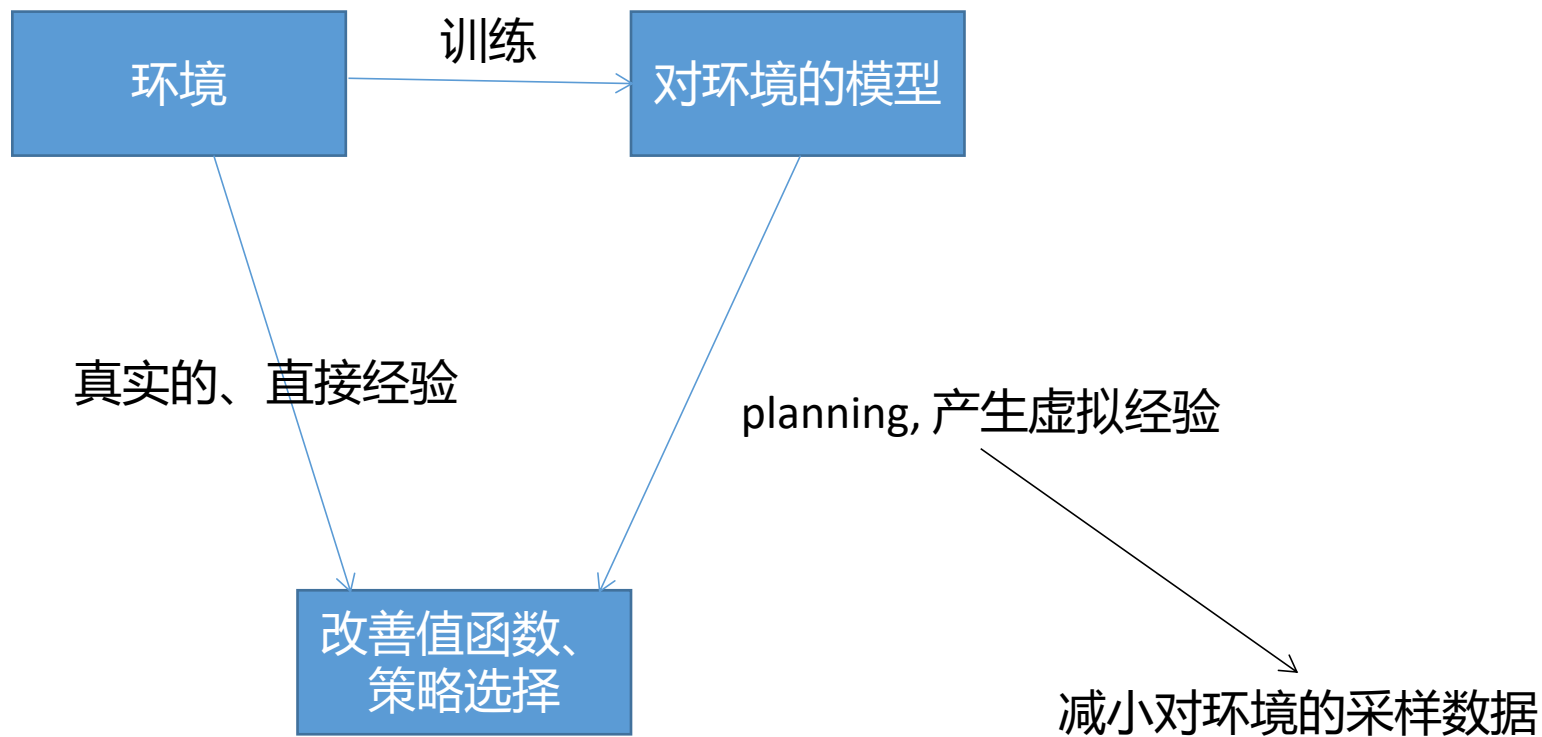
## 主要思想：

如果一个策略能带来大的回报，就增大这个策略的概率

如果一个策略能带来小的回报，就减小这个策略的概率

## 4.4. planning

# planning



## 4.5. 生物脑的强化学习

# temporal difference algorithm

nature  
neuroscience

BRIEF COMMUNICATION

<https://doi.org/10.1038/s41593-019-0574-1>

Causal evidence supporting the proposal that dopamine transients function as temporal difference prediction errors

Etienne J. P. Maes<sup>1</sup>, Melissa J. Sharpe<sup>2</sup>, Alexandra A. Usypchuk<sup>1</sup>, Megan Lozzi<sup>1</sup>, Chun Yun Chang<sup>3</sup>, Matthew P. H. Gardner<sup>3</sup>, Geoffrey Schoenbaum<sup>3,4,5\*</sup> and Mihaela D. Iordanova<sup>1\*</sup>

多巴胺的释放量

TD difference =

$$R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1}) - V(S_t)$$

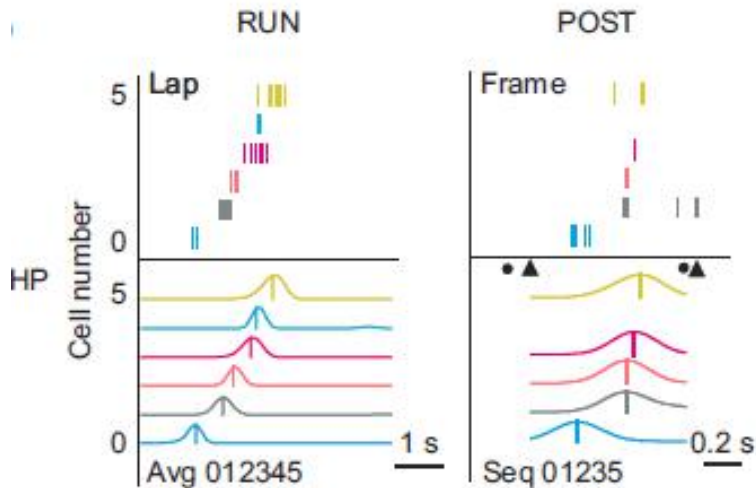
在t+1时刻预测的  
t+1时刻及以后时刻的奖励大小

在t时刻预测的  
t+1时刻及以后时刻的总共的奖励

增加了t+1时刻的经验之后，现在的预测和以前的预测的偏差

# replay & planning

在动物睡眠或静止时，海马脑区会自发的**回放记忆**或做**未来规划**



D. Ji, Nat. Neurosci, 2007

nature  
neuroscience

ARTICLES

<https://doi.org/10.1038/s41593-018-0232-z>

## Prioritized memory access explains planning and hippocampal replay

Marcelo G. Mattar<sup>1\*</sup> and Nathaniel D. Daw<sup>1,2</sup>

记忆回放和未来规划有相似的目的：

更新已经经历的状态或将要经历的状态的值函数

在获得好处之后：回想一下自己怎么做才获得了这个好处

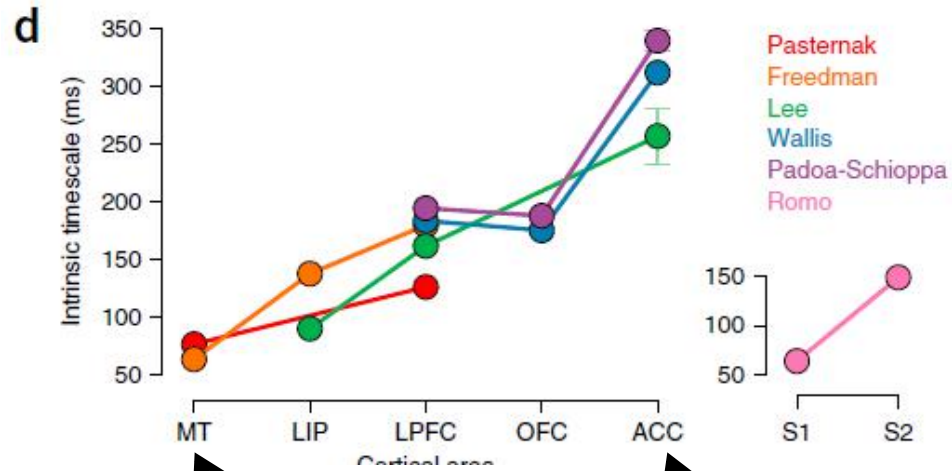
在做一件事之前：预期一下自己怎么做才能获得最多好处

## 5.层级性 (hierarchical)



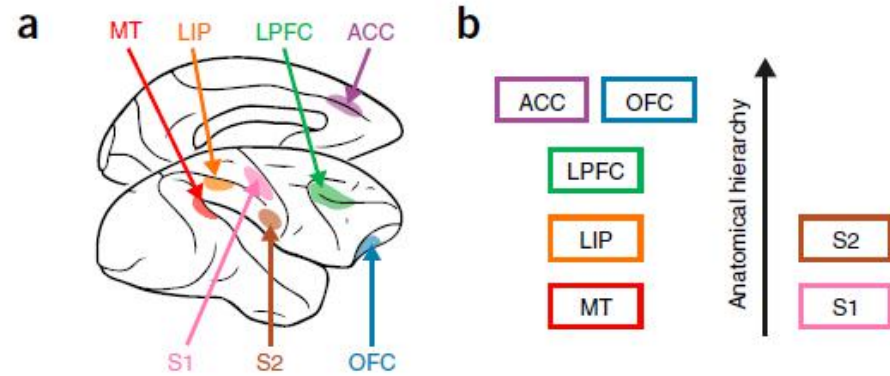
# 生物脑动力学的层级性

J. D. Murray, Nat. Neurosci., 2014

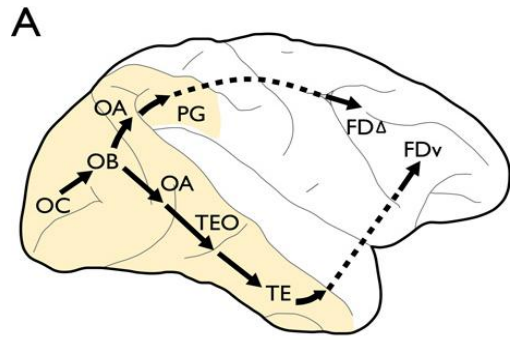


低级脑区神经元活动的时间尺度短

高级脑区神经元活动的时间尺度长

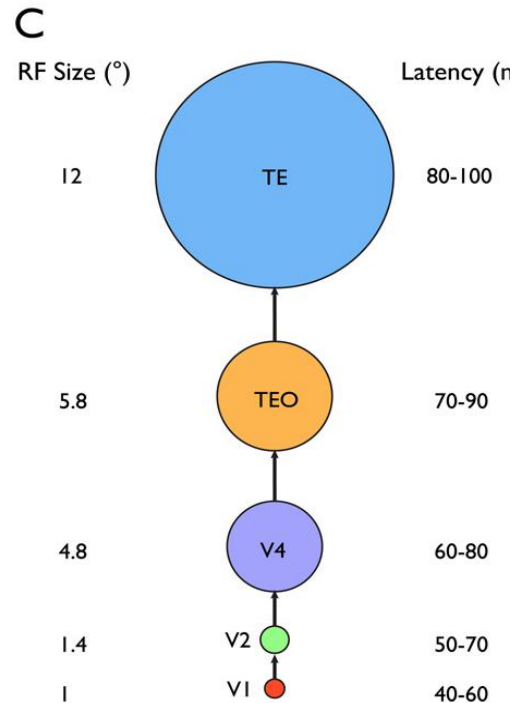


# 生物脑信息处理的层级性



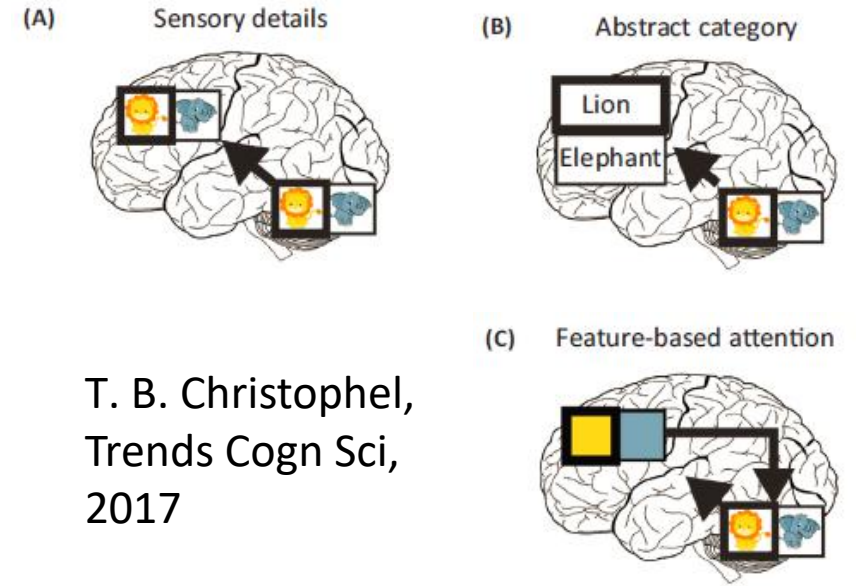
D. J. Kravitz, Trends Cogn Sci, 2013

低级视觉皮层---->高级视觉皮层



感受野小，  
响应棒状物  
等简单的特  
征

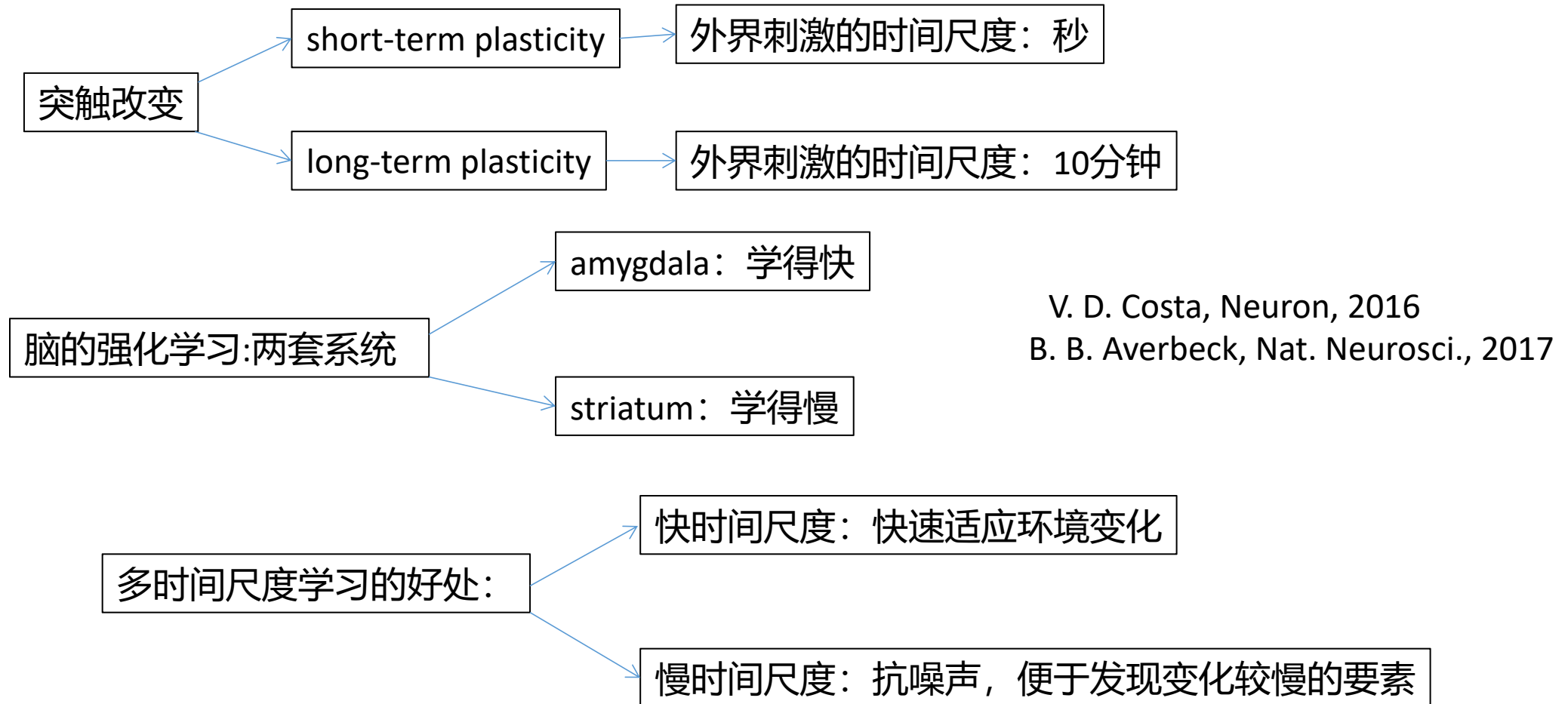
感受野大，  
响应复杂的  
几何形状



T. B. Christophel,  
Trends Cogn Sci,  
2017

感觉脑区对刺激的响应模式比较固定，  
高级脑区的响应则依赖于具体的任务，  
非常灵活

# 生物脑学习的多时间尺度



# 学习的多时间尺度： 一个自然语言处理的例子

ORDERED NEURONS:  
INTEGRATING TREE STRUCTURES  
INTO RECURRENT NEURAL NETWORKS

Yikang Shen\*  
Mila/Université de Montréal and Microsoft Research  
Montréal, Canada

Shawn Tan\*  
Mila/Université de Montréal  
Montréal, Canada

一句话		
名词 短语	动词短语	
N	V	N

单个词： 我 吃 鱼



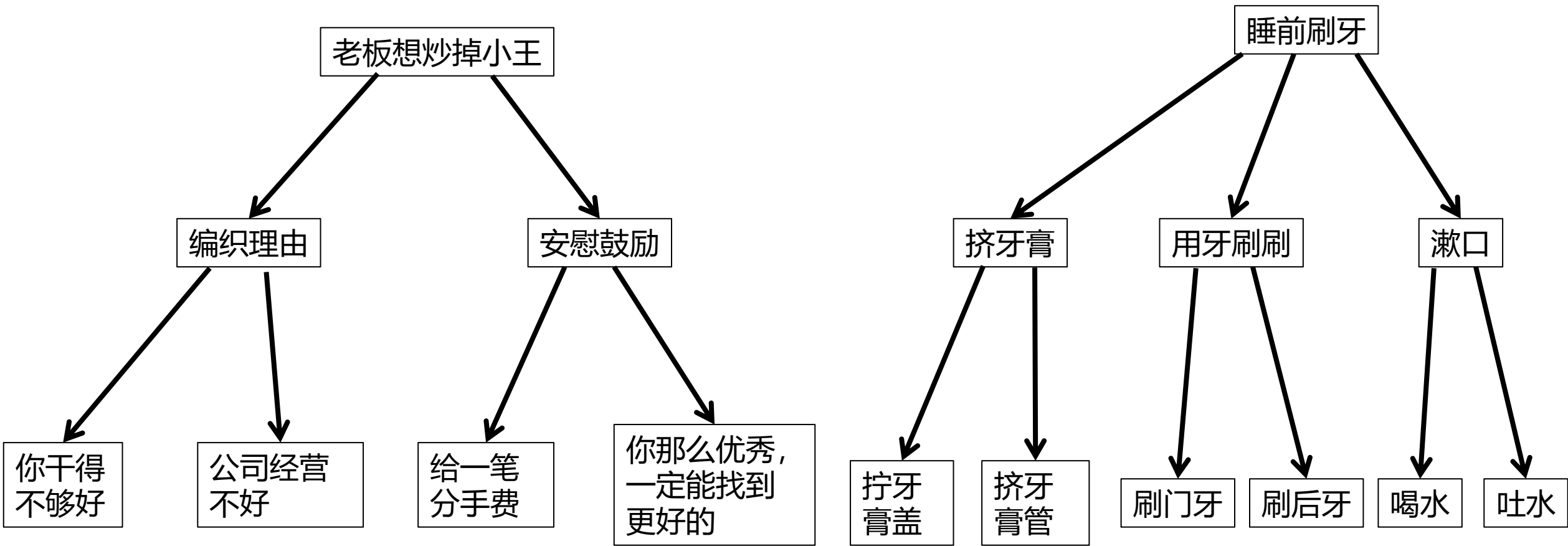
语言本身包含不同时间尺度：  
细粒的语义转换快  
粗粒的语义转换慢

在递归神经网络中给每个神经元分配一个层级：  
要想更新层级高的神经元，必须先更新层级低的神经元

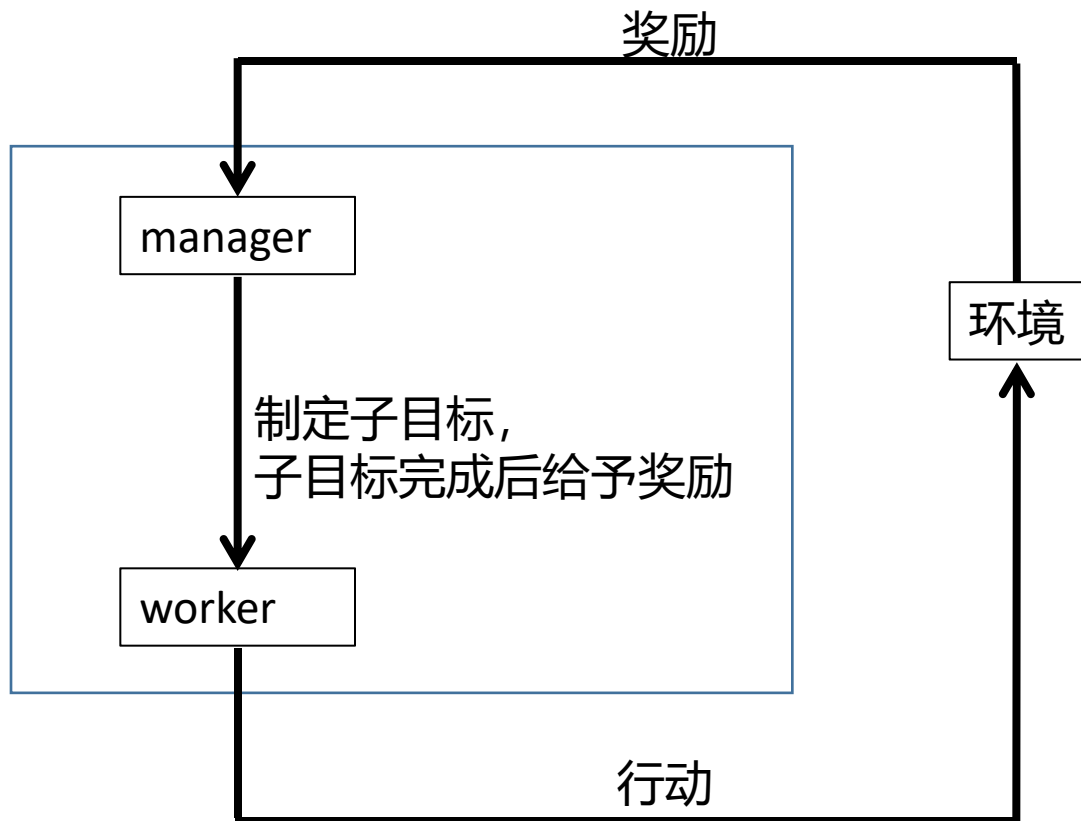
每个神经元的层级是在训练中自动涌现的

不同神经元有不同的时间尺度：  
低层级神经元：更新快  
高层级神经元：更新慢

# 行为规划的层级性



# 层级性的强化学习



---

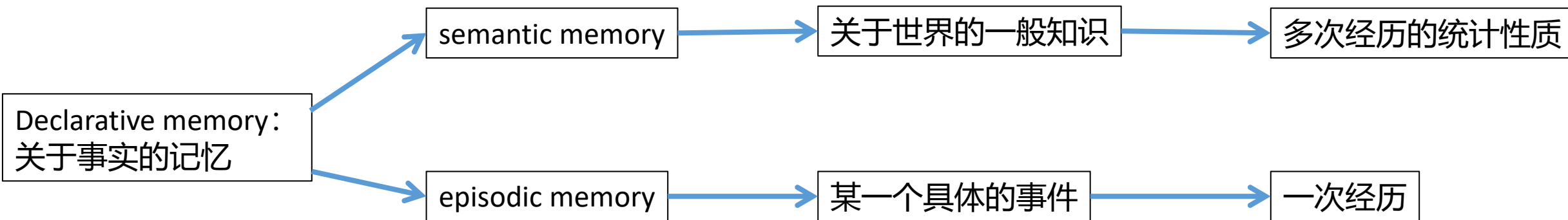
## FeUdal Networks for Hierarchical Reinforcement Learning

---

Alexander Sasha Vezhnevets  
Simon Osindero  
Tom Schaul  
Nicolas Heess  
Max Jaderberg  
David Silver  
Koray Kavukcuoglu  
DeepMind

VEZHNIK@GOOGLE.COM  
OSINDERO@GOOGLE.COM  
SCHAUL@GOOGLE.COM  
HEESS@GOOGLE.COM  
JADERBERG@GOOGLE.COM  
DAVIDSILVER@GOOGLE.COM  
KORAYK@GOOGLE.COM

# 记忆的层级性



semantic memory 优点: 泛化性好

episodic memory 优点: 遇到“似曾相识”的情况可以迅速反应

两者结合

A. Pritzel, 2017, arXiv:1703.01988

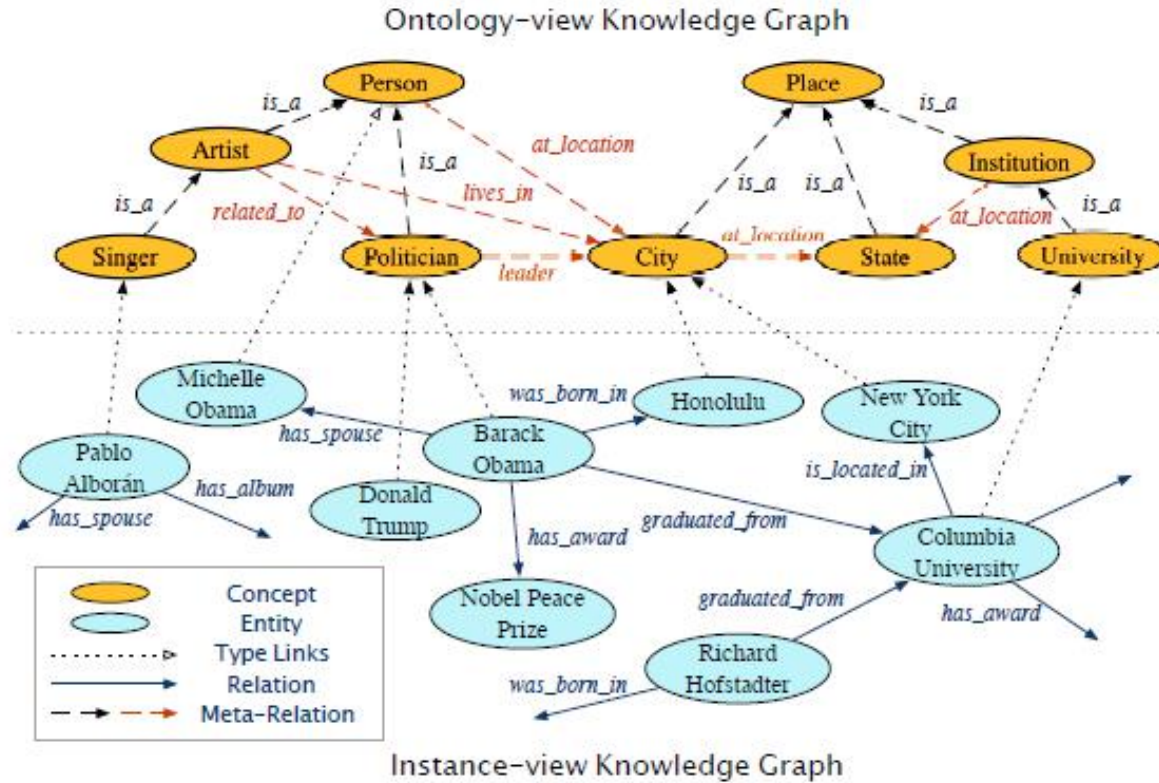
M. Lengyel, 2008, NIPS

结论：层级性是生物脑基本设计原理之一，也  
很可能是人工智能的基本设计原理之一

第二部分：

生物和人工神经网络一个较多讨论而另一个较少讨论的东西

# 知识图谱

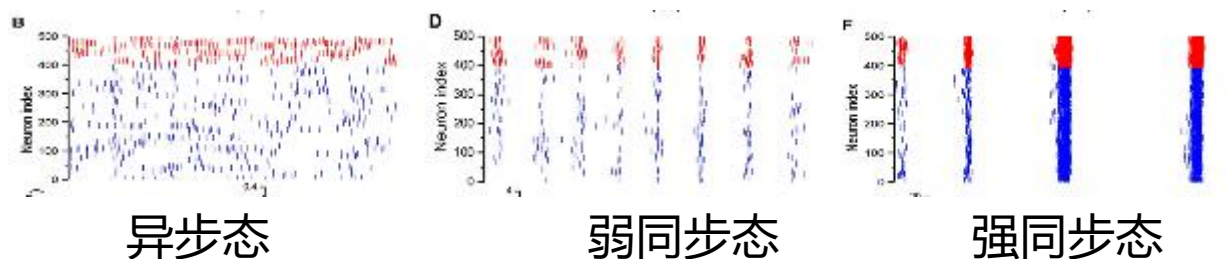


知识图谱：  
关系三元组构成的数据库

当前脑科学研究鲜有涉及

# 脉冲神经网络丰富的动力学特征

D.-P. Yang, 2017, PLoS CB

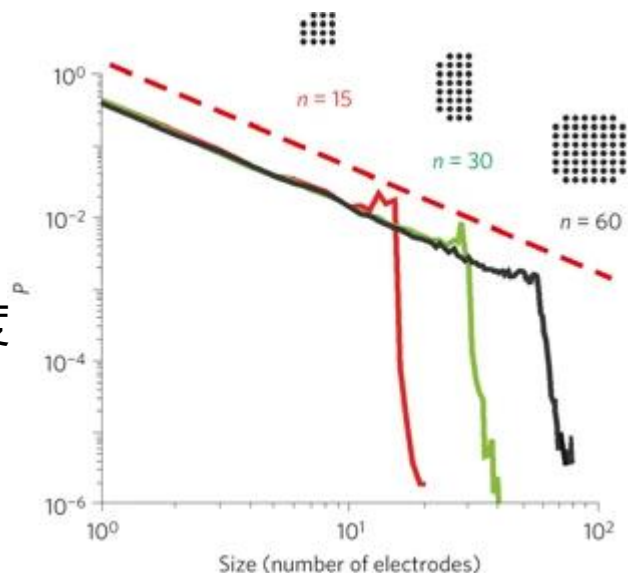


当前人工脉冲神经网络:

以节省能量为目的,  
对脑中丰富的动力学特征的计算意义缺乏理解

临界态:  
脉冲雪崩无标度

D. R. Chialvo,  
2010, Nat. Phys.



# 第三部分： 我对人工智能和脑科学发展的展望

是什么造成了人工智能目前这波发展？

人工智能的未来在哪里？

马克思认为：人首先要吃饭，才能从事政治、科学等活动  
恩格斯《在马克思墓前的讲话》

经济基础决定上层建筑

我认为：首先要有硬件，才能运行各种算法

硬件性能决定人工智能算法

**人工智能的爆发本质是由硬件的大发展驱动的**

**人工智能的未来也取决于硬件的发展**

# 人工智能的历史

以前：特征工程、规则推理

现在：神经网络

## 神经网络的基本算法：

感知机：Rosenblatt, 1958

反向传播算法：Rumelhart, 1986

然而

## 神经网络的真正火爆：

多层RBM训练：Hinton, 2006

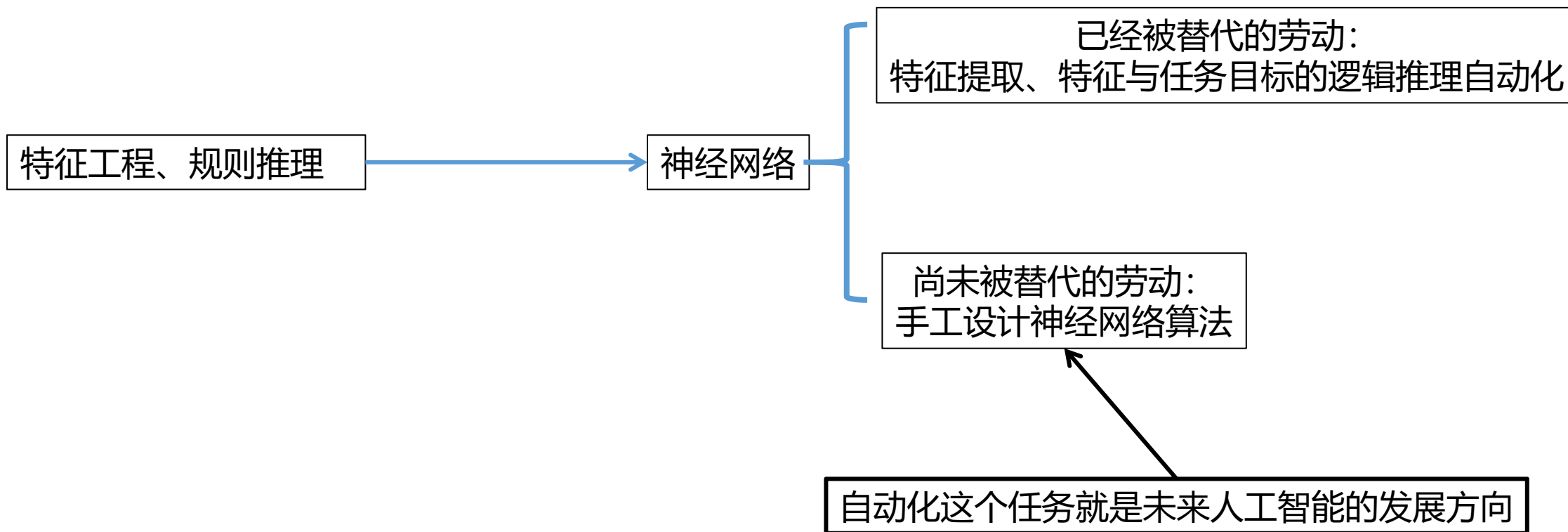
AlexNet图像识别：2012

为何神经网络不早点火爆？

答案：即使点子想到了，也没有**硬件**条件去做

# 人工智能的发展趋势

机器替代人类劳动，把人类从低级劳动中解放出来



# 人工智能的发展趋势（举例）

任务：识别大象

```
graph LR; A[任务：识别大象] --> B[曾经：<br/>(1) 定义特征：长鼻子、大耳朵<br/>(2) 定义规则：If 长鼻子 and 大耳朵; then 大象]; A --> C[现在：<br/>构建一个深度神经网络学习]; A --> D[未来：<br/>自动构建神经网络，使其能完成这个任务];
```

曾经：

(1) 定义特征：长鼻子、大耳朵

(2) 定义规则：If 长鼻子 and 大耳朵; then 大象

现在：

构建一个深度神经网络学习

未来：

自动构建神经网络，使其能完成这个任务

# 人工智能的未来：硬件与算法

自动化生成算法的现有基础 **进化算法**：模拟自然选择的历史过程，自动地生成智能

arXiv.org > cs > arXiv:2003.03384

Computer Science > Machine Learning

[Submitted on 6 Mar 2020 (v1), last revised 30 Jun 2020 (this version, v2)]

为何目前没有大规模普及？ **算力不够**

**AutoML-Zero: Evolving Machine Learning Algorithms From Scratch**

Esteban Real, Chen Liang, David R. So, Quoc V. Le

未来什么硬件可以极大地提升算力？ **量子计算机**

**Quantum supremacy using a programmable superconducting processor**

Frank Arute, Kunal Arya, [...] John M. Martinis 

*Nature* **574**, 505–510(2019) | [Cite this article](#)

我预言：未来的人工智能  
=量子计算机+进化算法

# 量子计算机+进化算法： 中美对抗下的全球安全挑战

量子计算机的**双指数率**（谷歌科学家Hartmut Neven）：

计算速度随时间的变化  $v(t)=\exp(\exp(t))$

半导体计算机的**摩尔定律**：

$v(t)=\exp(t)$

假设两个国家的计算速度分别为 $v_1(t)$ ,  $v_2(t)$ , 且第二个国家的技术落后第一个国家 $dt$ 年:  $v_2(t+dt)=v_1(t)$

$$\begin{aligned} v_1(t)/v_2(t) &= v_2(t+dt)/v_2(t) = \exp(\exp(t+dt))/\exp(\exp(t)) \\ &= \exp(\exp(t)(\exp(dt)-1)) \end{aligned}$$

在量子计算机时代，微小技术代差造成的效果会随时间双指数放大！

$$\begin{aligned} v_1(t)/v_2(t) &= v_2(t+dt)/v_2(t) = \exp(t+dt)/\exp(t) \\ &= \exp(dt) \end{aligned}$$

常数

# 量子计算机+进化算法： 中美对抗下的全球安全挑战

$$v1(t)/v2(t)=\exp(\exp(t)(\exp(dt)-1))$$

中美对抗

意味着什么？

如果中国不能做到量子计算机世界第一

中国算力被美国**双指数量级**碾压

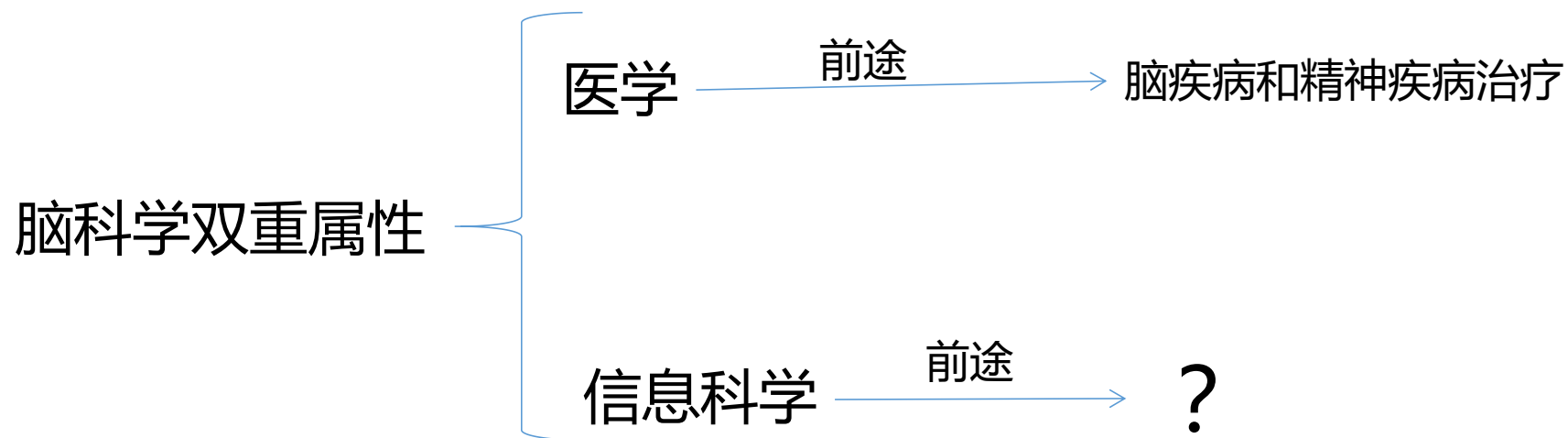
中国不能进化出高级人工智能、  
同理不能用进化的方法设计高级武器

**我强烈呼吁咱们国家加大量子计算机研发投入。  
只能第一不能第二！**

中国危险了！  
危险程度：**低级动物面对高级动物那般危险！**

# 脑科学的未来

背景：中国脑计划频频流产：说明人们对这一领域的发展方向和潜力缺乏共识



# 类脑智能：通过仿生的方式启迪人工智能算法

优点：借鉴脑的运作原理解决当下人工智能的问题：  
需要大量标注样本、鲁棒性和适应性差、可解释性不足、能效比低

缺点：

- (1) 伦理问题，不能搞人脑实验。容易启迪动物也有的低级智能（比如图像处理等），难以启迪只有人脑具有的高级智能（比如自然语言处理）。
- (2) 一旦“量子计算机+进化算法”组合成熟，可以容易地进化出高于人脑的人工智能。

我对“类脑智能”方向短中期看好、长期不看好。

# 脑科学的未来：《生命3.0》



生命1.0 (除人以外的其它生物)：靠进化获得硬件和软件，不能自主更改

生命2.0 (人)：靠进化获得硬件，可以自由更改软件 (比如人可以通过学习改变思想)

生命3.0 (未来的人)：人和机器的界限将会模糊，既能自由更改硬件，也能自由更改软件

原因

人如果不主动与机器融合，在强大的机器智能面前，人的所有劳动会变得无意义

恩格斯：“劳动创造了人”；没有劳动就没有人

# 脑科学的未来：《生命3.0》

人与机器融合



```
graph TD; A[人与机器融合] --> B[我认为，脑机接口技术是脑科学作为信息科学的未来出路]
```

我认为，脑机接口技术是脑科学作为信息科学的未来出路

# 人工智能和脑科学展望总结

人工智能：量子计算机+进化算法 —— 我国必须要第一，否则国家安全危险

脑科学：脑疾病和精神疾病治疗、脑机接口

类脑智能：短期中期看好，长期不看好

谢谢大家