

深度学习引论

张蕾, 郭泉

四川大学·计算机学院·人工智能
机器智能实验室

<http://www.machineilab.org/>



深度学习引论

第一节 深度神经网络简介

提纲

智能·人工智能

人工神经网络·深度学习

智能的概念

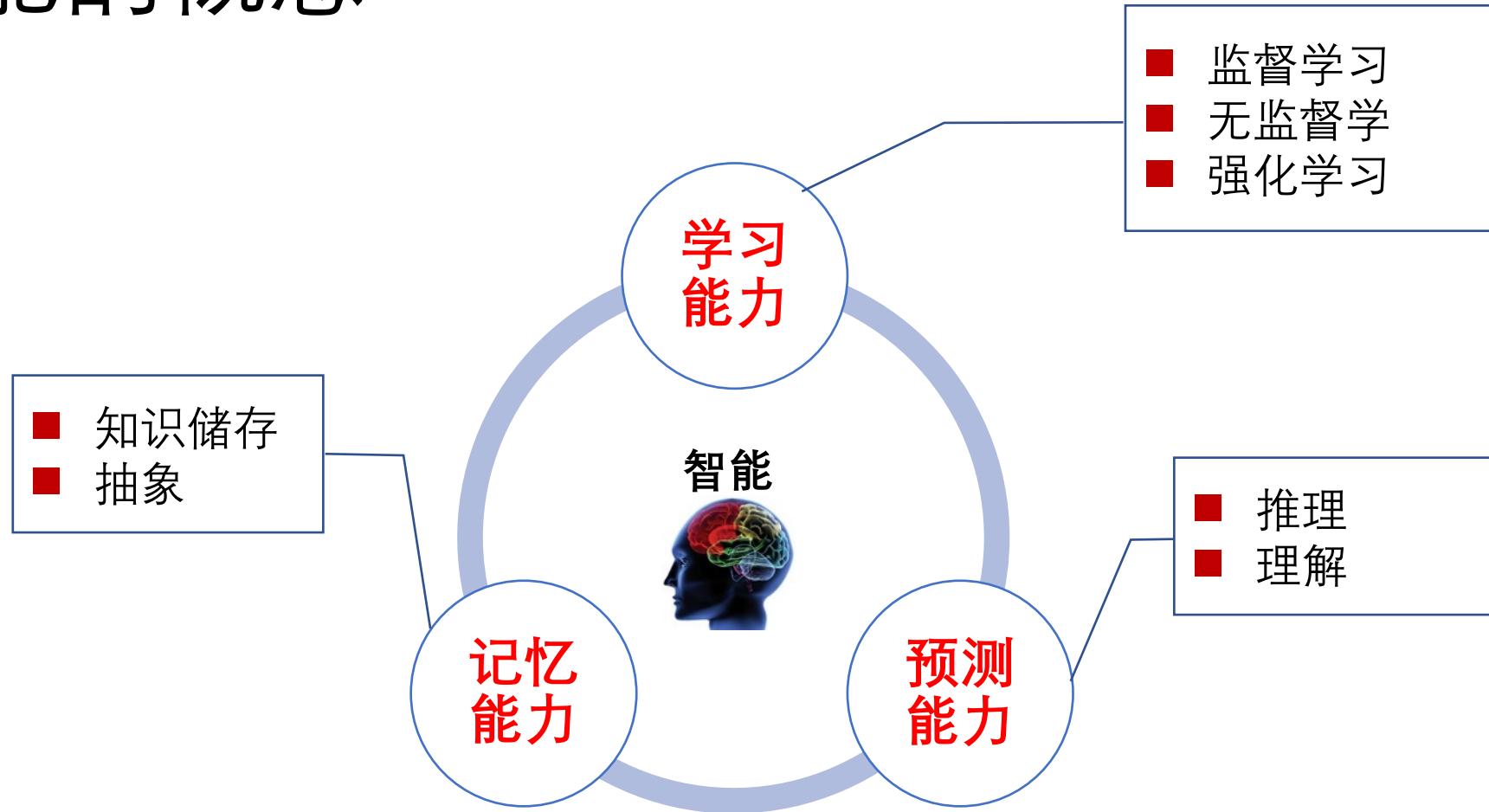
- 迄今还没有关于智能公认的定义
- 许多专家都试图给智能下定义，因而有许多个关于智能定义的版本
 1. 运用记忆、知识、经验、理解、推理、想象和判断来解决问题和适应新情况的能力。 (*AllWords Dictionary, 2006*)
 2. 学习、理解和思考事物的能力。 (*Longman Dictionary or Contemporary English, 2006*)
 3. 学习、推理和理解的能力。 (*Wordsmyth Dictionary, 2006*)
 4. 智能是学习、理解和与环境交互的能力。
 5.

智能的概念

- 迄今还没有关于智能公认的定义
- 许多专家都试图给智能下定义, 因而有许多个关于智能定义的版本
 1. 运用记忆、知识、经验、理解、推理、想象和判断来解决问题和适应新情况的能力。 (*AllWords Dictionary, 2006*)
 2. 学习、理解和思考事物的能力。 (*Longman Dictionary or Contemporary English, 2006*)
 3. 学习、推理和理解的能力。 (*Wordmyth Dictionary, 2006*)
 4. 智能是学习、理解和与环境交互的能力。
 5.



智能的概念



人工智能



达特茅斯大学

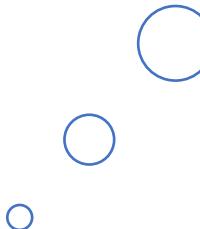
——1956年，达特茅斯会议

- 美国达特茅斯大学
- 研究和探讨[人工模拟智能](#)的一系列有关问题
- 首次提出“[人工智能](#)”这一术语
- 标志“[人工智能](#)”这门新兴学科的正式诞生

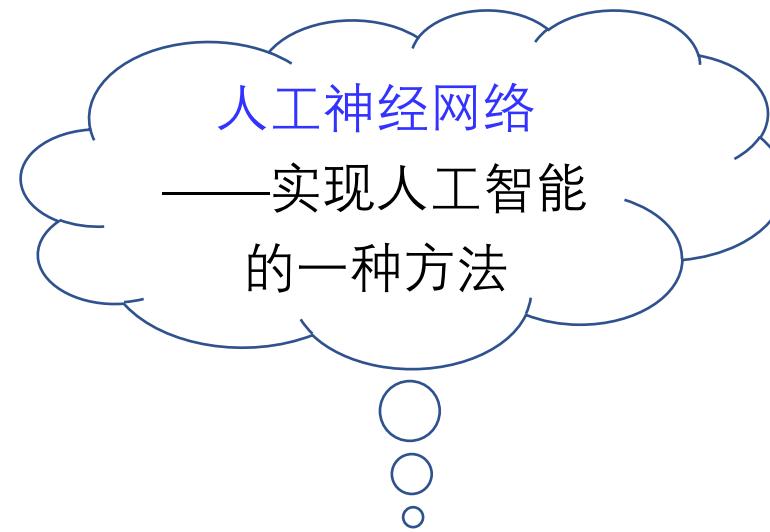
模拟什么？怎么模拟？模拟的途径是什么？

人工智能的神经网络方法

- 人类智能来自于大脑
 - 智能可以用神经元的活动来解释
- 认知心理生物学家D. O. Hebb, 1949

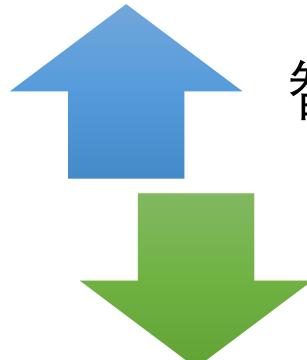
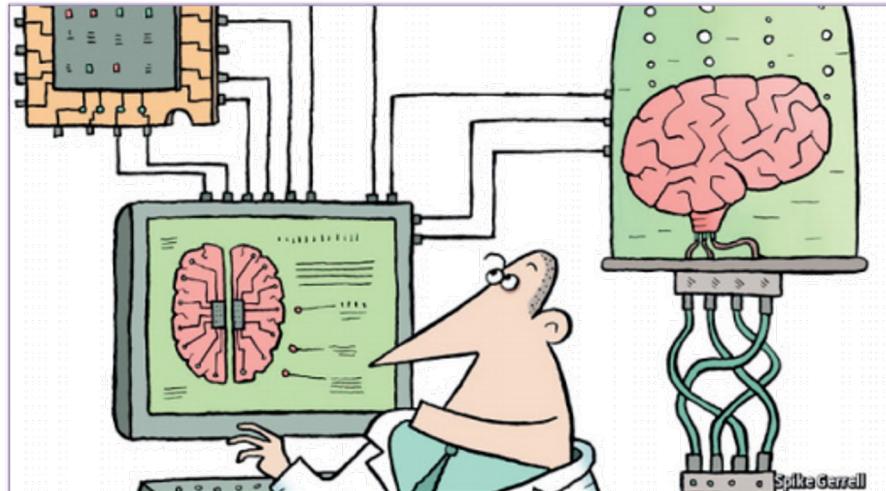


人工智能的神经网络方法



人工神经网络是受大脑工作
原理启发的一种计算模型

人工智能的神经网络方法



智能可以用神经元的行为来解释

用神经网络方法研究人工智能

人工智能

人工智能

神经
网络

模糊
计算

进化
计算

符号
处理

统计
学法

.....



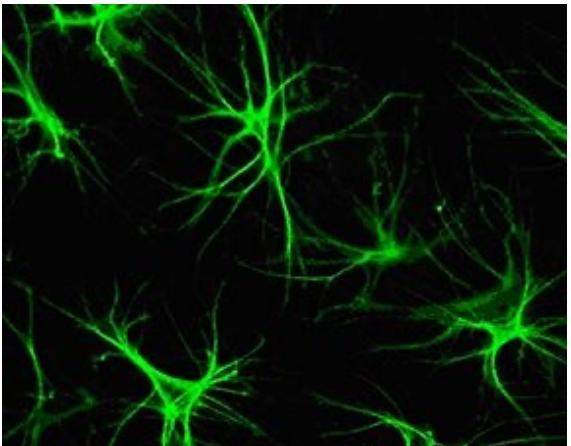
强人工
智能

弱人工
智能

AlphaGo

生物神经网络——神经元

- 人体中所有组织和器官由细胞组成
- 神经系统的细胞由**神经元**和**神经胶质**组成



直径: 0.01~0.05mm

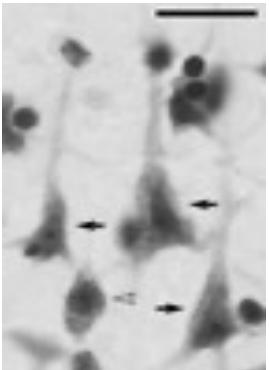


人眼分辨率: 0.1mm

生物神经网络——神经元



Franz Nissl
德国精神病和神
经病理学家



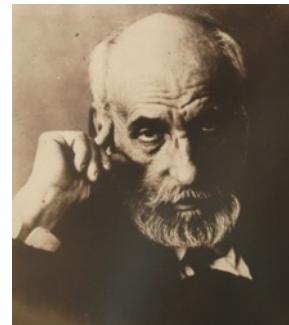
1892年，尼氏染色法



Camillo Golgi
意大利神经解剖
学家



铬酸盐染色法

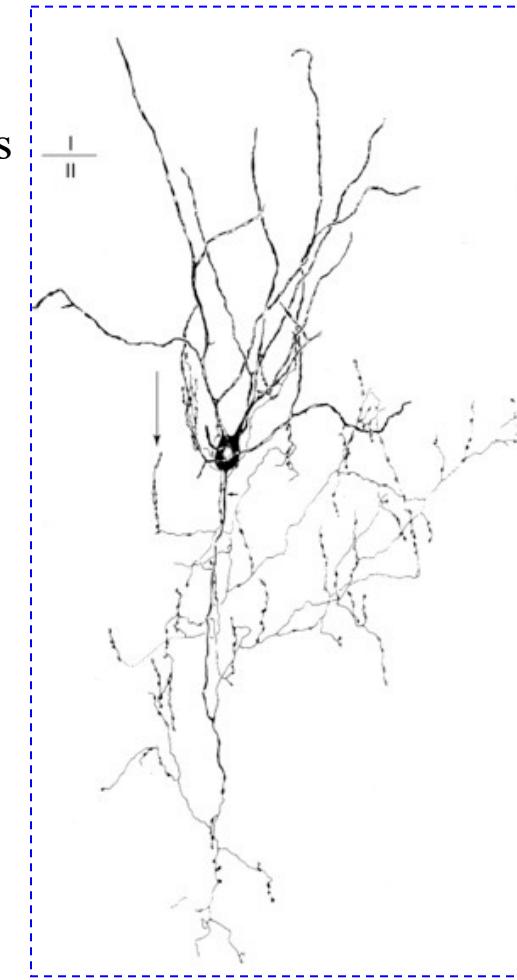
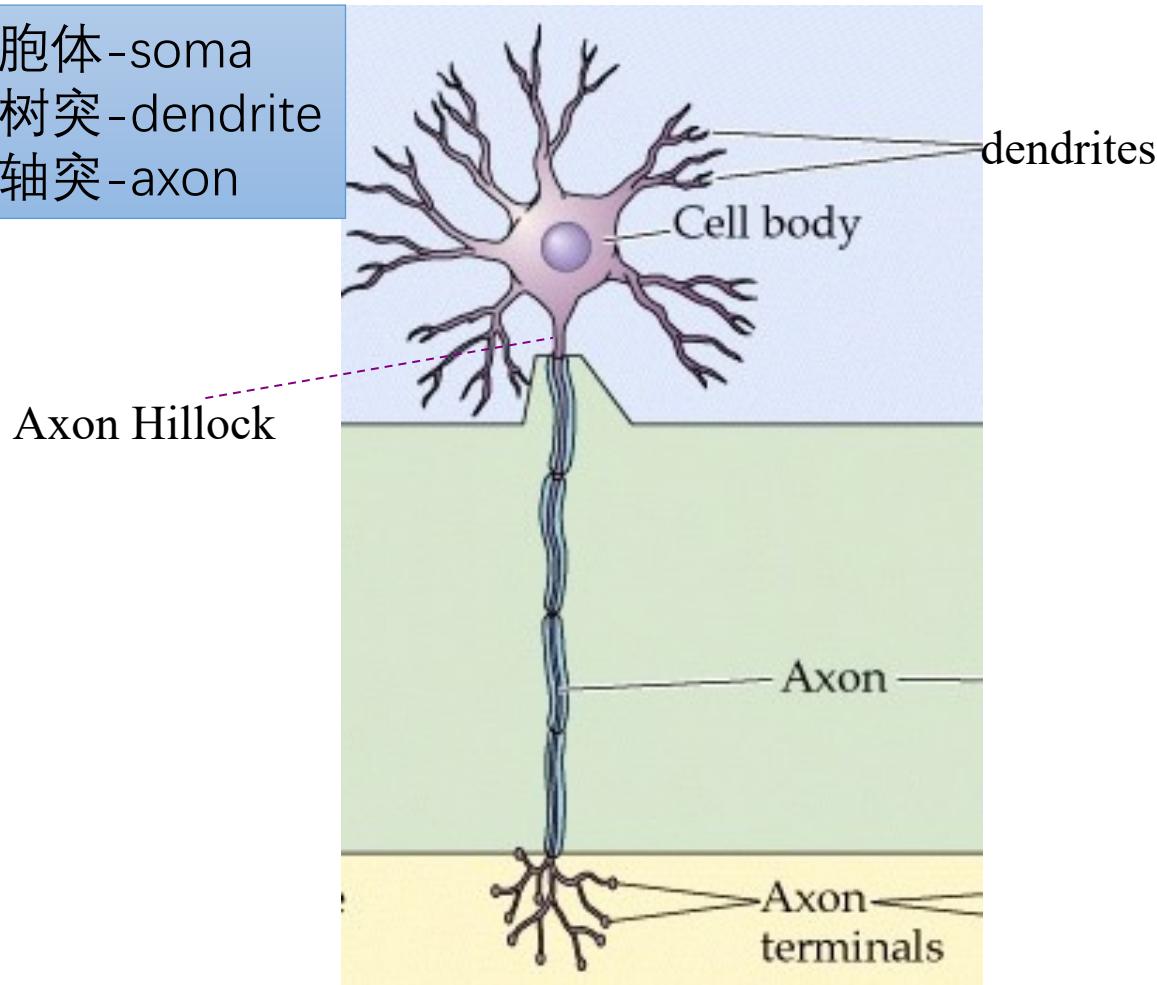


Santiago Ramón Cajal
西班牙神经组织学、
神经解剖学家

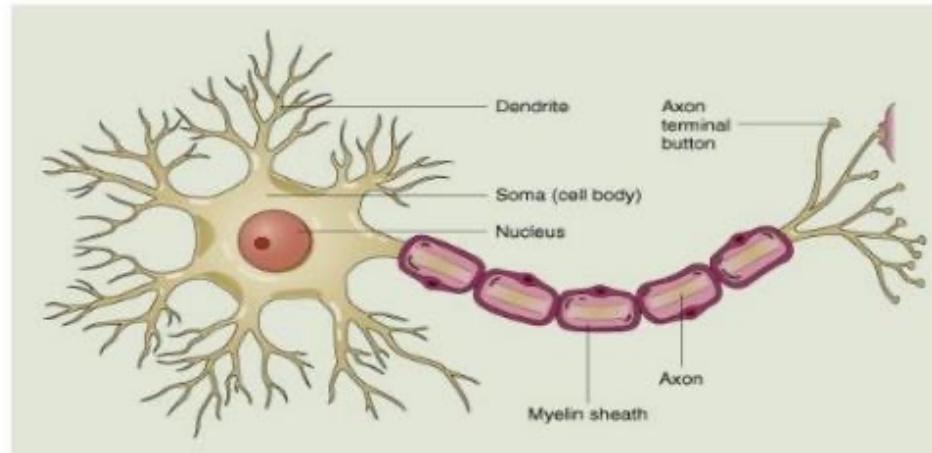


生物神经网络——神经元

- 胞体-soma
- 树突-dendrite
- 轴突-axon



生物神经网络——神经元



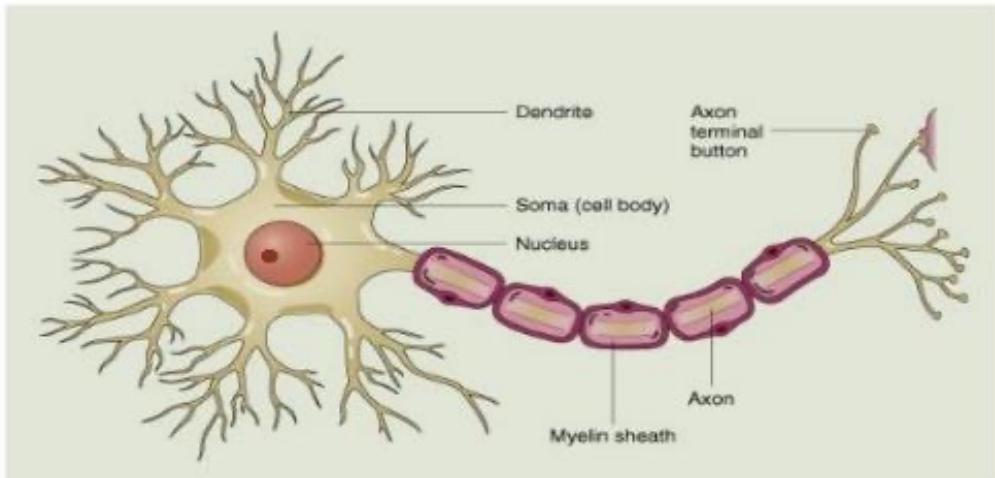
■ 神经元的组成

- 胞体（每个神经元只有一个胞体）
- 树突（每个神经元有很多树突）
- 轴突（每个神经元只有一个轴突）

■ 神经元特性

- 可由电流引起兴奋的细胞
- 每个神经元都是一个信息处理单元
- 通过电信号和化学信号处理和传输信息
- 多输入-单输出

生物神经网络——神经元

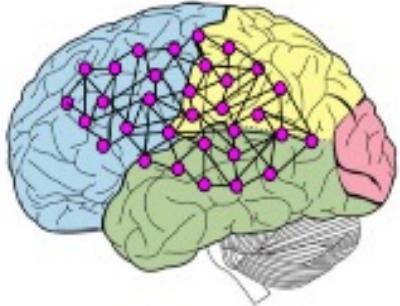


■ 神经元的三大功能

- 树突（接收信息）：接收来自其他神经元的化学信号
- 胞体（处理信息）：收集和传输电信号
- 轴突（发送信息）：向其他神经元输出信号



生物神经网络——神经元



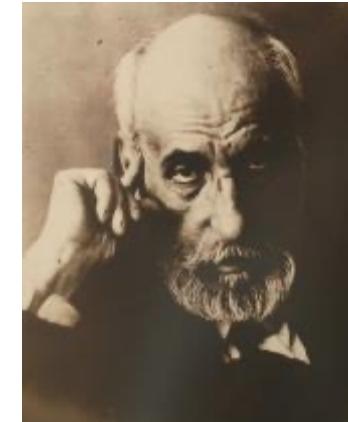
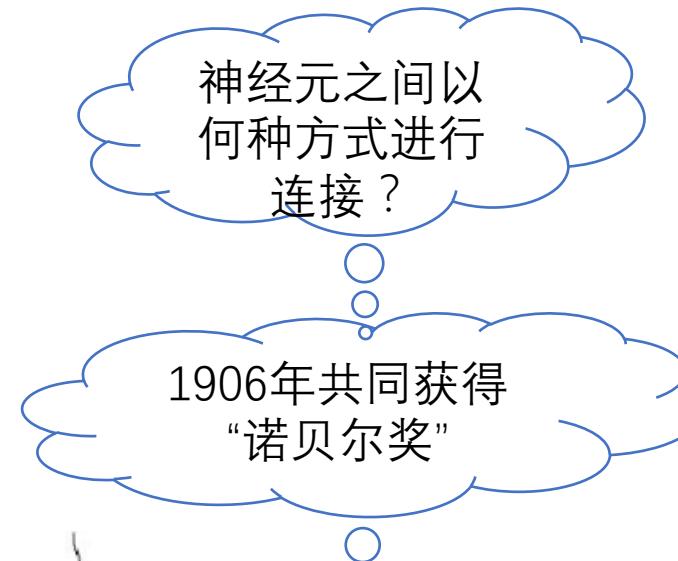
- 人脑含有大约 10^{11} 个神经元
- 每个神经元含有 10^4 个连接
- 神经网络 = 神经元 + 连接



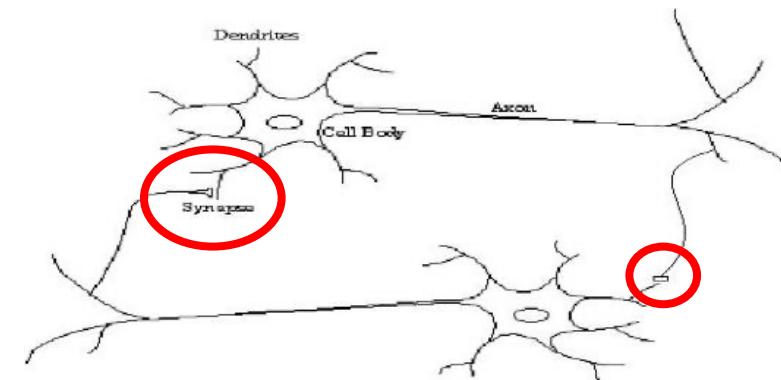
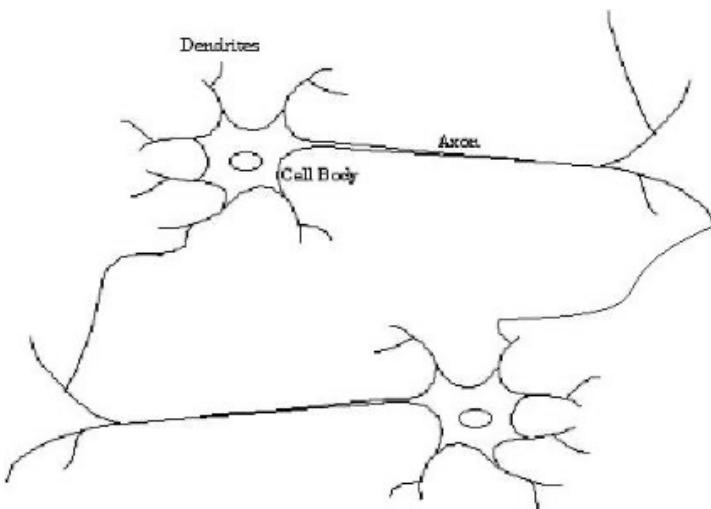
生物神经网络——连接



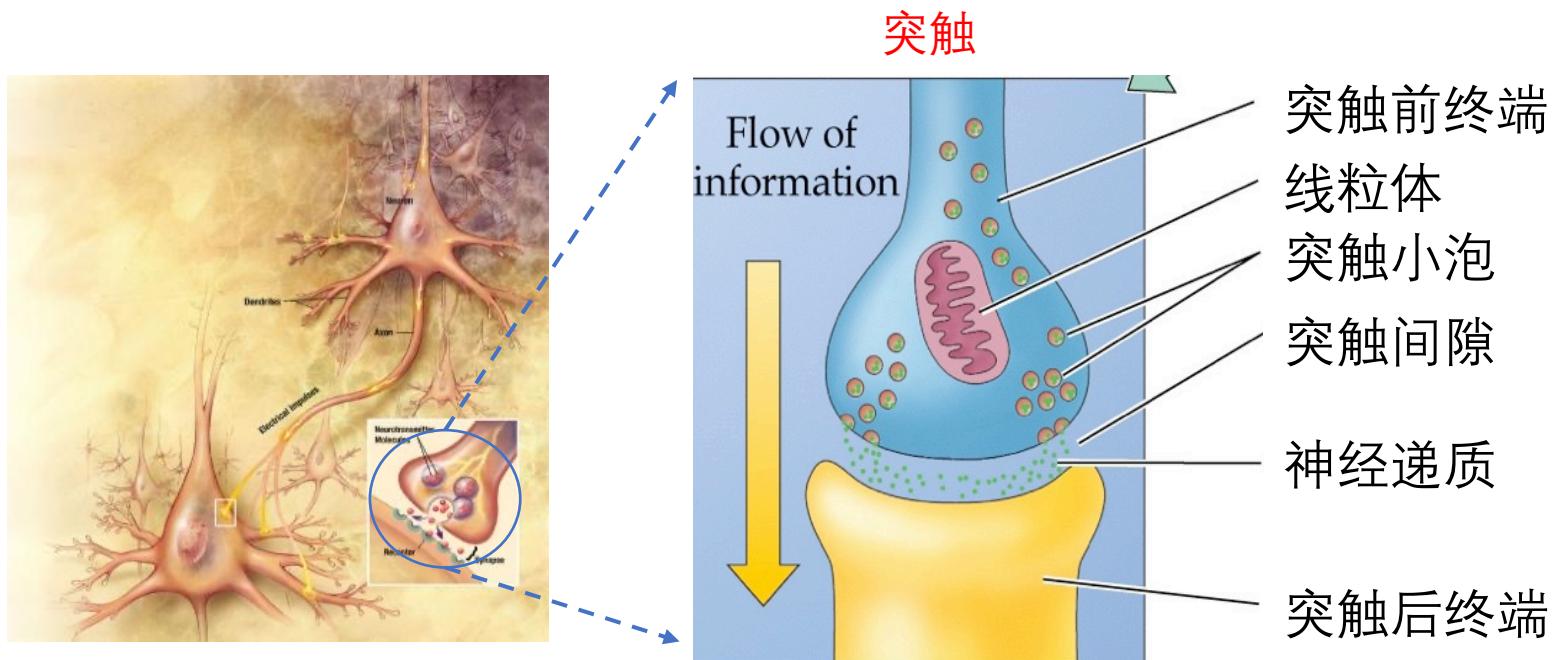
C. Golgi



S. R. Cajal



生物神经网络——连接



神经元的组成

胞体

树突

轴突

突触

生物神经网络——学习

- 知识是通过学习获取的
- 人的学习，一般分为三种模式：
 - 有教师学习
 - 无教师学习
 - 增强学习



有教师学习：在教师的指导下，进行学习

- 学习表现为神经元之间新连接的建立和已有连接的修改



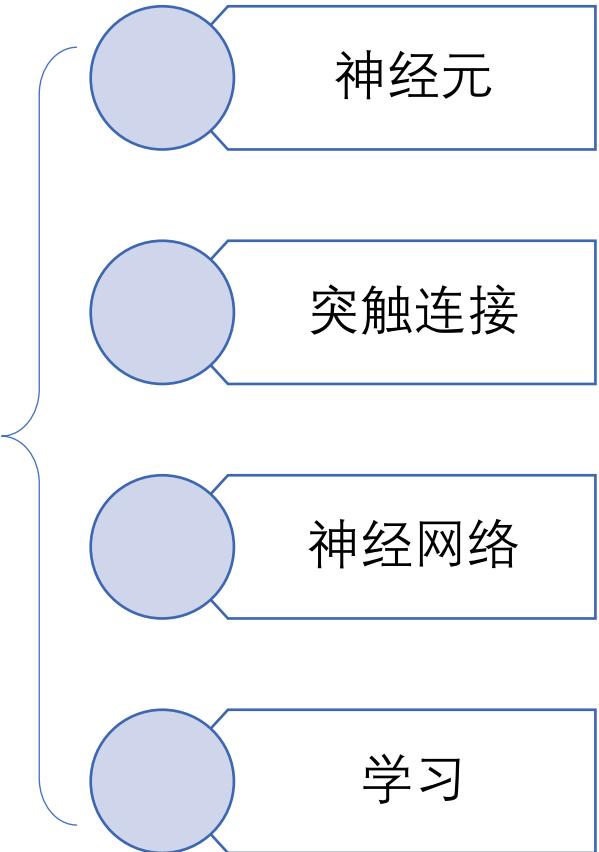
无教师学习：没有教师的指导，自己学习



强化学习：在与环境的交互中，通过某种奖励机制学习

生物神经网络

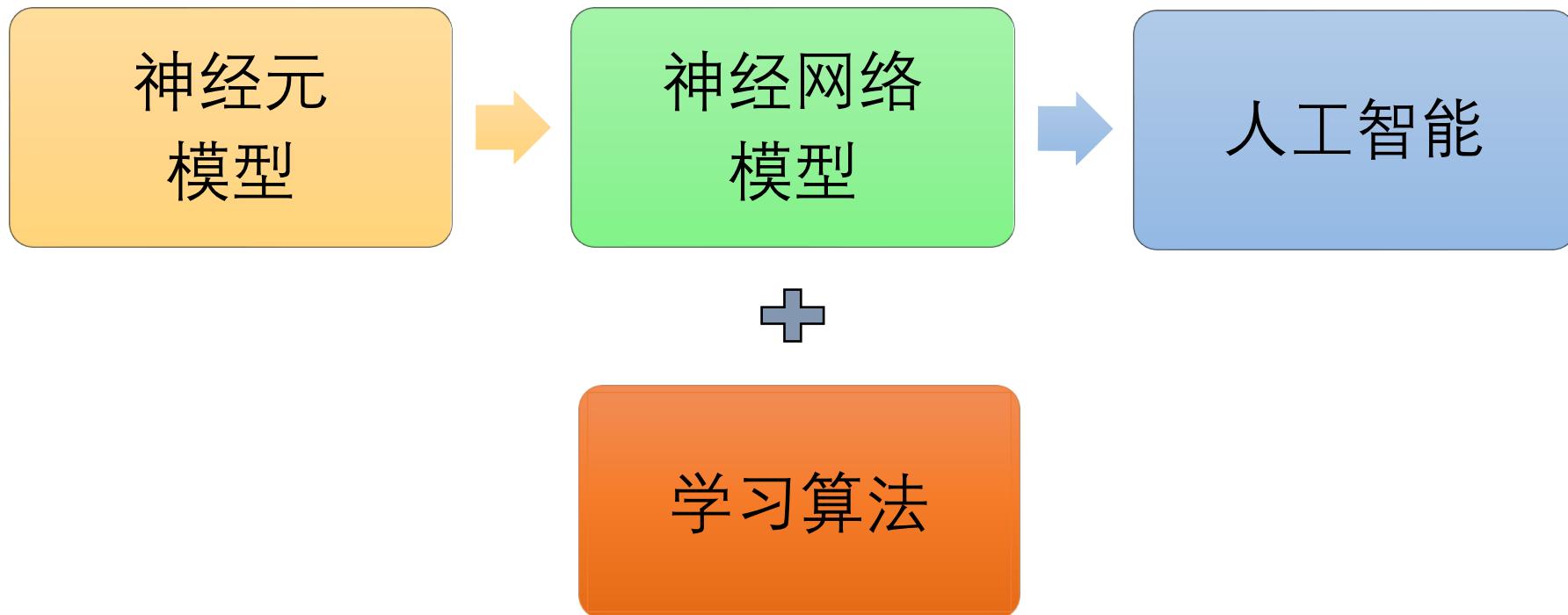
主要概念



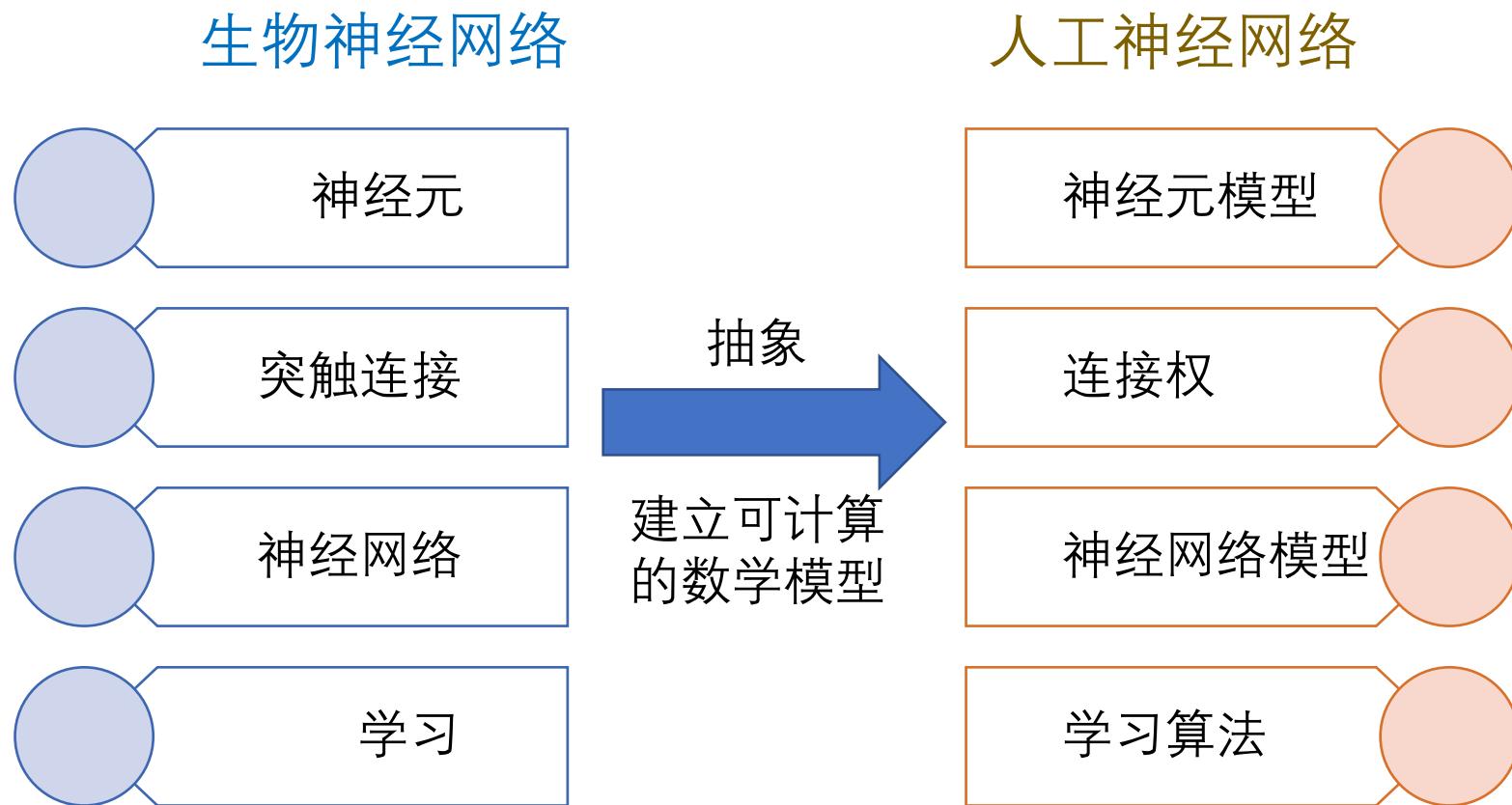
- 神经元是信息的载体
- 智能产生的基础
- 知识存储在突触连接上
- 神经网络=神经元+连接
- 所有的智能行为都产生于神经网络
- 知识是通过学习获取的
- 学习表现为神经元之间新连接的建立和已有连接的修改



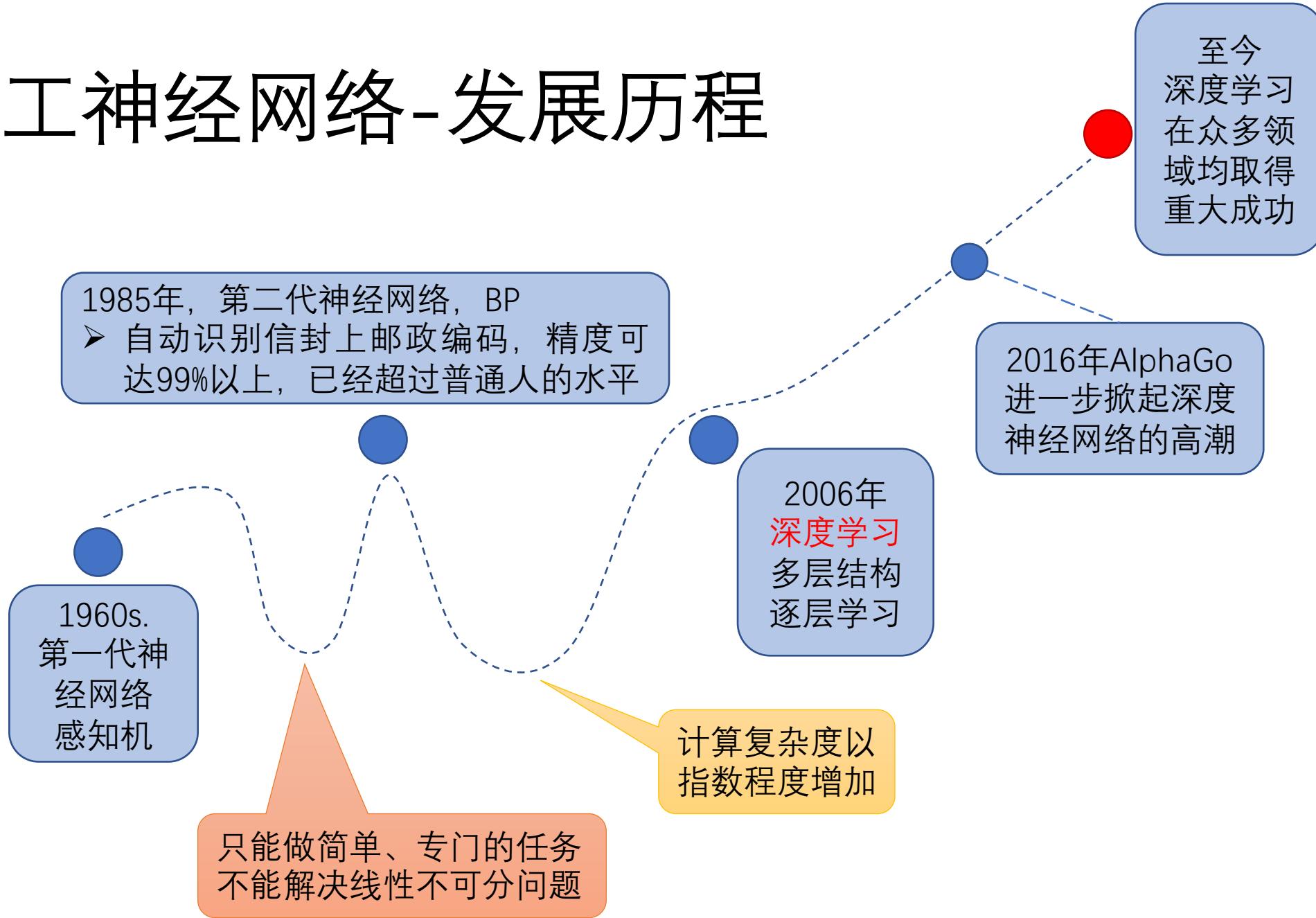
人工智能的神经网络方法



人工神经网络



人工神经网络-发展历程



深度学习之父

■ 训练深度神经网络的方法——深度学习



Geoffrey E. Hinton教授

Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks

G. E. Hinton* and R. R. Salakhutdinov

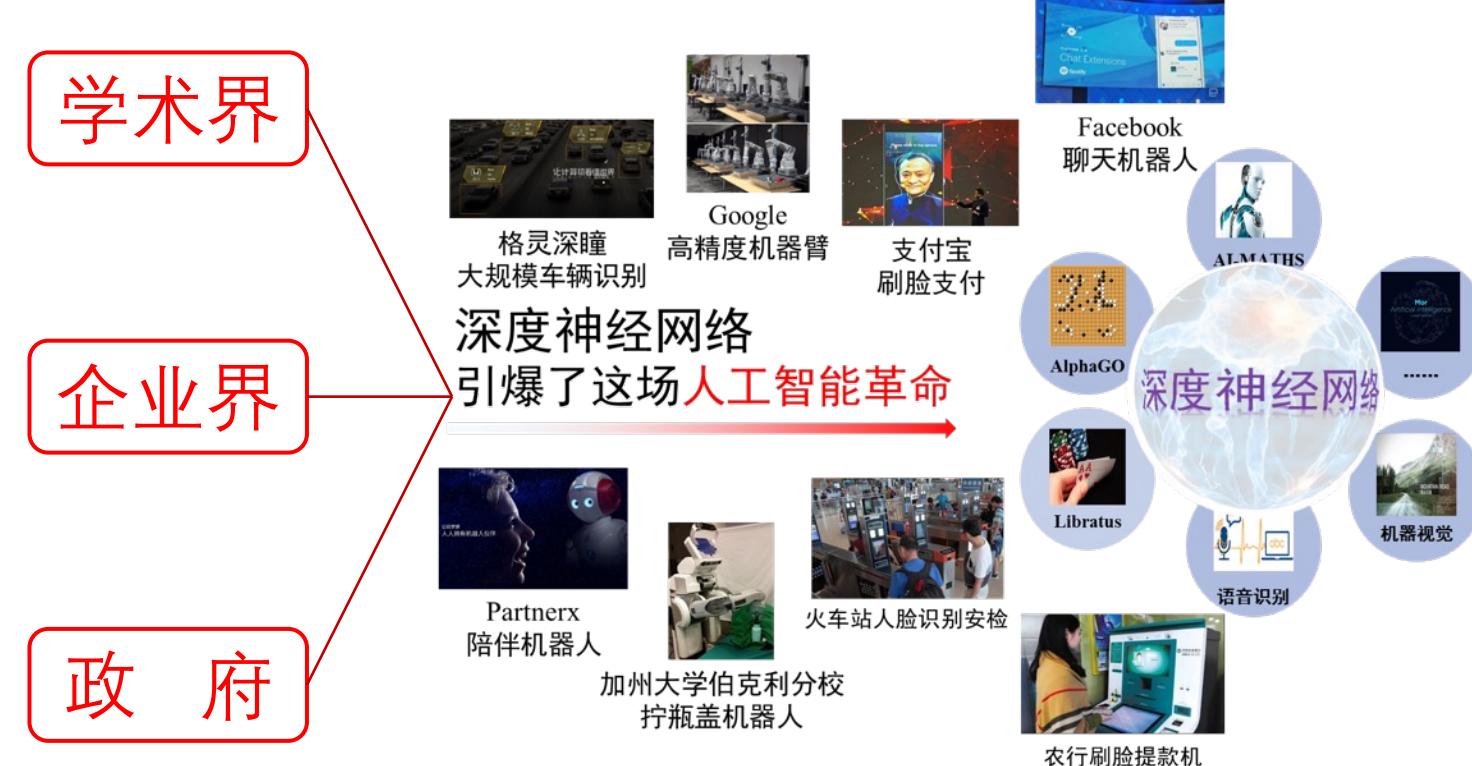
High-dimensional data can be converted to low-dimensional codes by training a multilayer neural network with a small central layer to reconstruct high-dimensional input vectors. Gradient descent can be used for fine-tuning the weights in such “autoencoder” networks, but this works well only if the initial weights are close to a good solution. We describe an effective way of initializing the weights that allows deep autoencoder networks to learn low-dimensional codes that work much better than principal components analysis as a tool to reduce the dimensionality of data.

Dimensionality reduction facilitates the classification, visualization, communication, and storage of high-dimensional data. A simple and widely used method is principal components analysis (PCA), which

finds the directions of greatest variance in the data set and represents each data point by its coordinates along each of these directions. We describe a nonlinear generalization of PCA that uses an adaptive, multilayer “encoder” network

* 2006 VOL 313 SCIENCE www.sciencemag.org

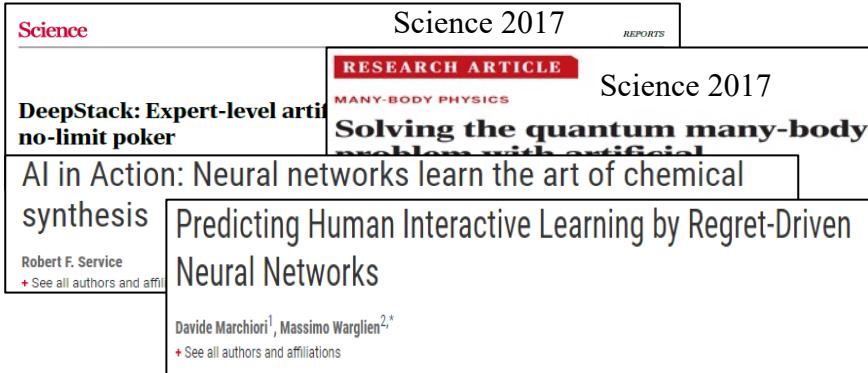
深度神经网络——新曙光



学术界、企业界乃至政府
都参与到了这场人工智能革命当中

学术界涌现神经网络热潮

Science



nature

ARTICLE

Mastering the neural network

David Silver*, Aja Huang*, Chris J. Maddison, ...

ARTICLE

Hybrid computing using a neural al memory

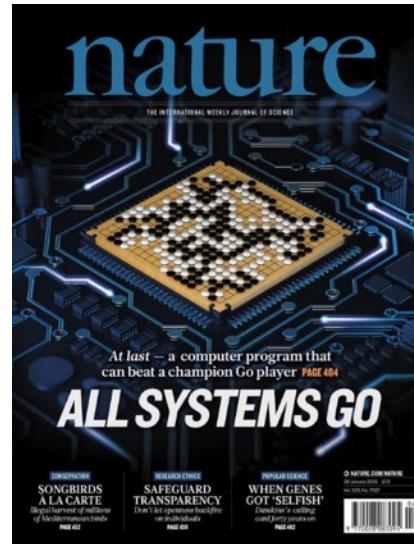
Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks

Andre Esteva, Brett K. Johnson, ... & Sebastian Thrun

Affiliations | Contributions

A temperate rocky super-Earth transiting a nearby cool star

Jason A. Dittmann, Jonathan M. Irwin, David Charbonneau, Xavier Bonfils, Nicola Astudillo-Defru, Raphaëlle D. Haywood, Zachary K. Berta-Thompson, Elisabeth R. Newton, Joseph E. Rodriguez, Jennifer G. Winters, Thiam-Guan Tan, Jose-Manuel Almenara, François Bouchy, Xavier Delfosse, Thierry Forveille, Christophe Lovis, Felipe Murgas, Francesco Pepe, Nuno C. Santos, Stephane Udry, Anaël Wünsche, Gilbert A. Esquerdo, David W. Latham & Courtney D. Dressing



Robotic observatory makes fast work of astronomy p. 406
A wet route to methanol p. 522
Human noise plagues protected areas p. 507

5 MAY 2017

science.org

AAAS

Science

A



DIGITAL CARDS WHIZ
Ai beats humans at challenging poker variant p. 508

在国际顶级学术期刊Nature、
Science上， 神经网络领域论文
大量涌现

深度神经网络——新曙光

神经网络三巨头同时获得2019年图灵奖



Geoffrey. Hinton
深度学习创始人
加拿大皇家科学院院士
谷歌副总裁

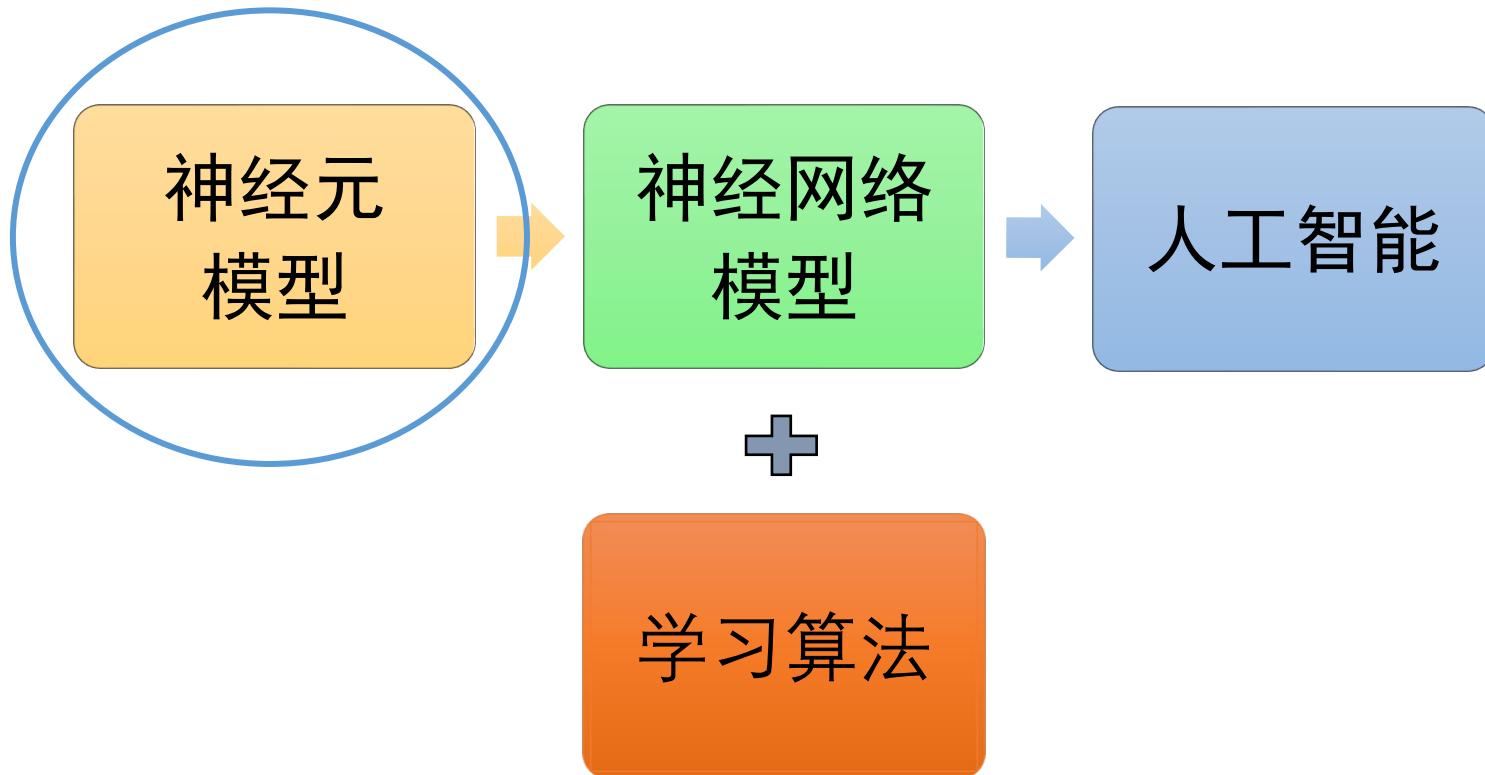


Yann LeCun
卷积网络创始之父
纽约大学教授
Facebook副总裁

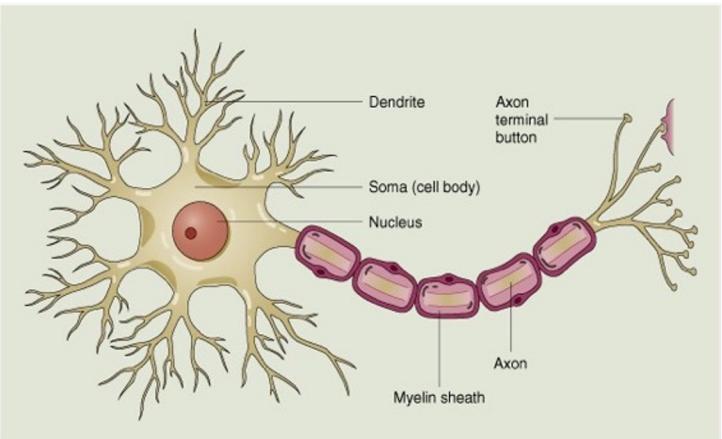


Yoshua. Bengio
对抗网络创始人
蒙特利尔大学教授

人工智能的神经网络方法



神经元模型



怎样抽象？



数学模型

神经元模型

■ 放电模型 (Spiking Model)

□ 膜电位 (Membrane potential)

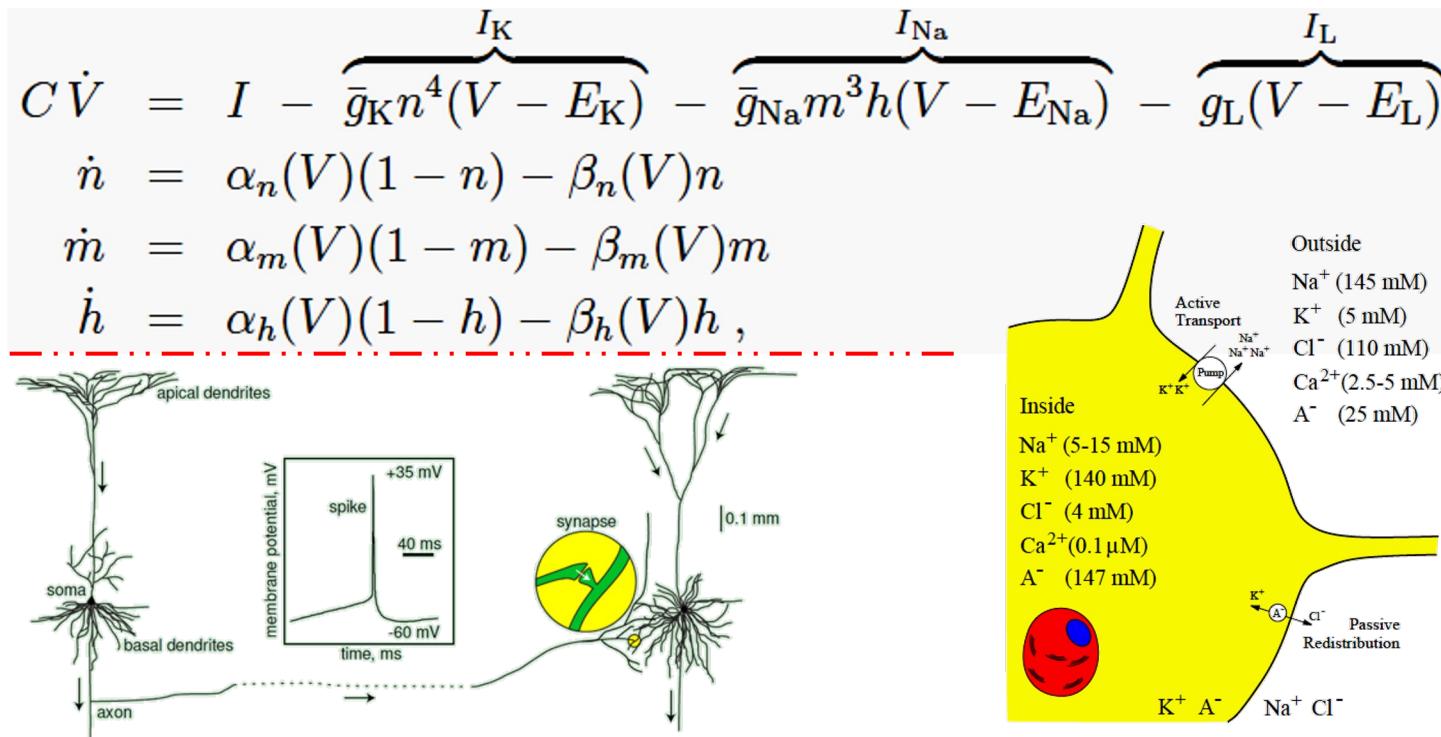
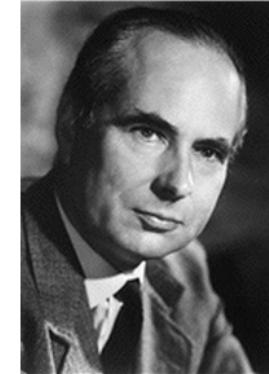
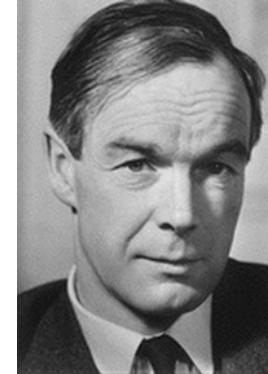
■ 点火率模型 (Firing-Rate Model)

□ 点火率 (Firing rate)

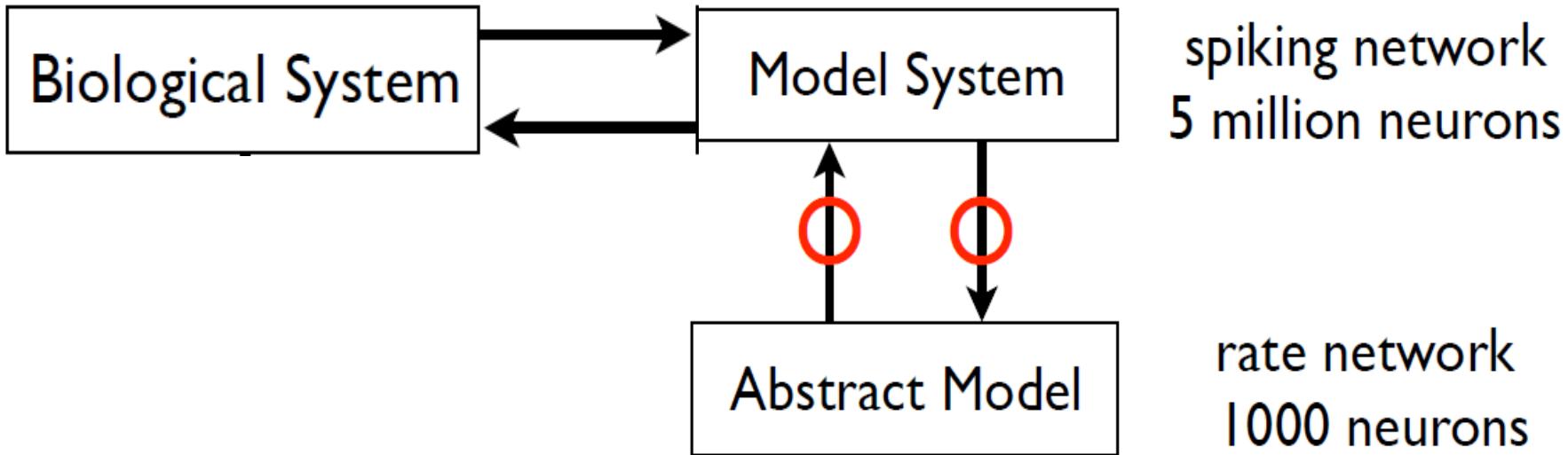
放电模型

■ 霍奇金-赫胥黎模型 (Hodgkin-Huxley Model)

- 1939年探讨枪乌贼神经细胞巨型轴突上的电活动
- 获1963年诺贝尔生理学或医学奖



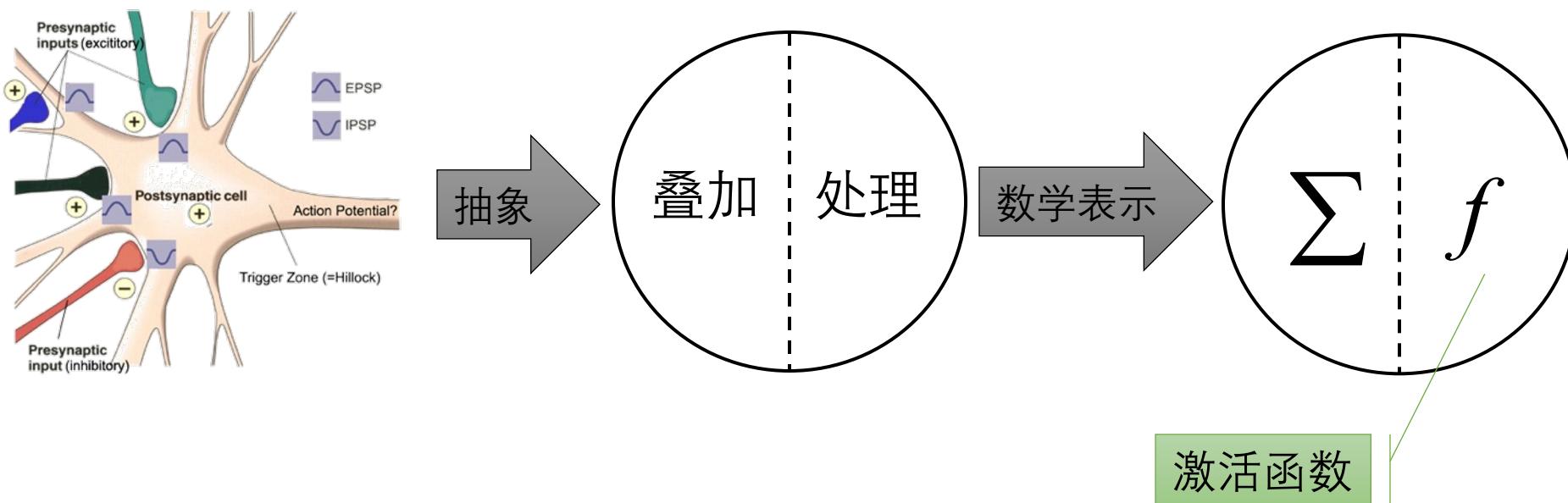
放电模型



- Spiking models are difficult to analyze mathematically, so modeling networks often involves a second approach that uses **firing rates**, rather than action potential sequences, to characterize neuronal responses

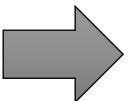
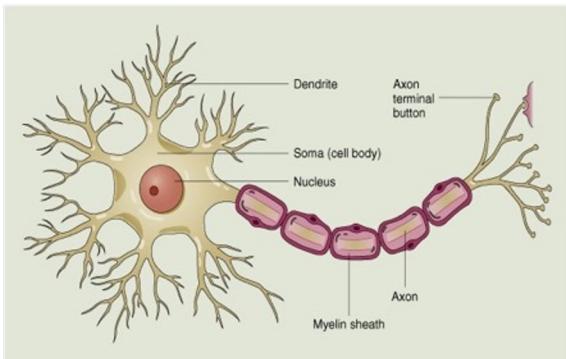
点火率模型

神经元胞体抽象和数学表示



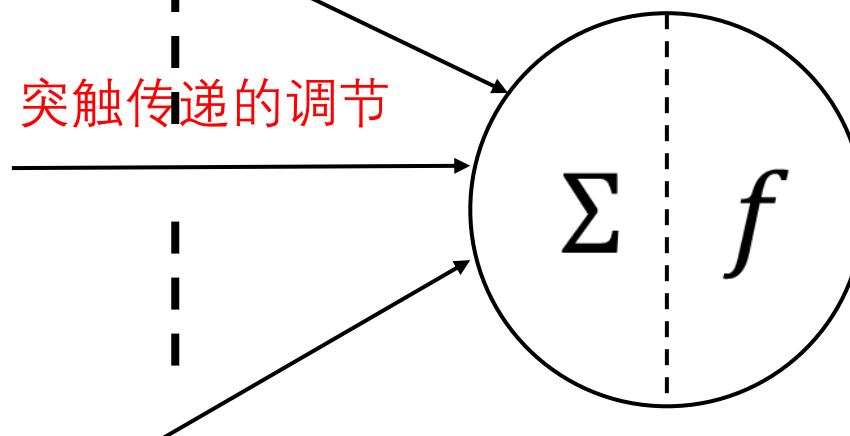
点火率模型

神经元输入抽象

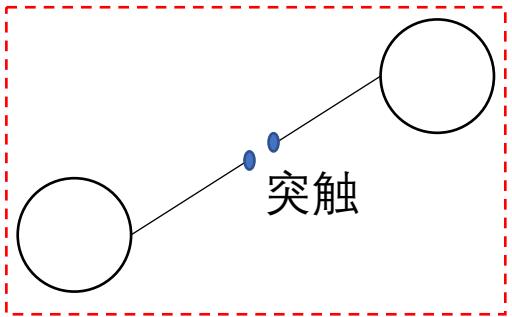


来自其它的神经元输入

突触传递的调节

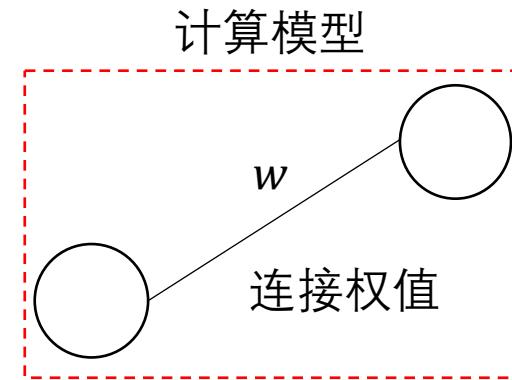


点火率模型

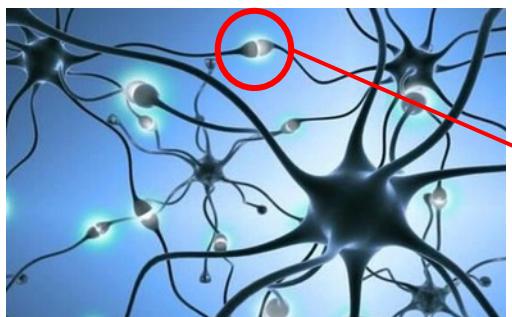


第一步 ↑ 拓扑抽象

第二步
数学抽象



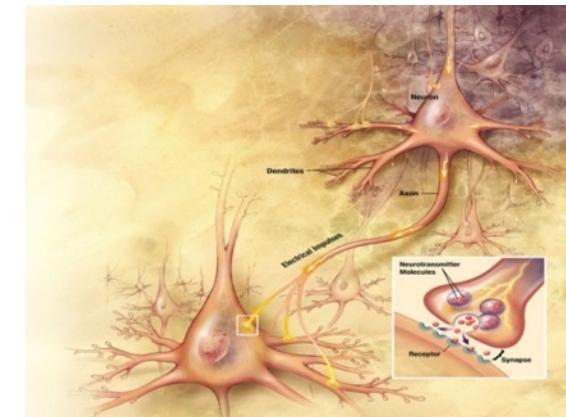
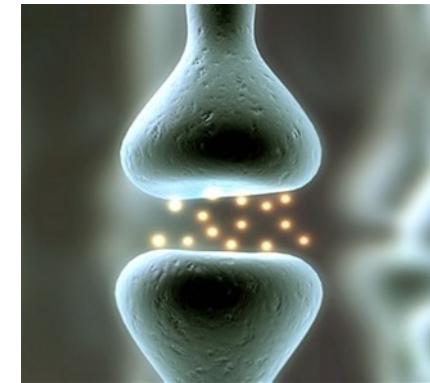
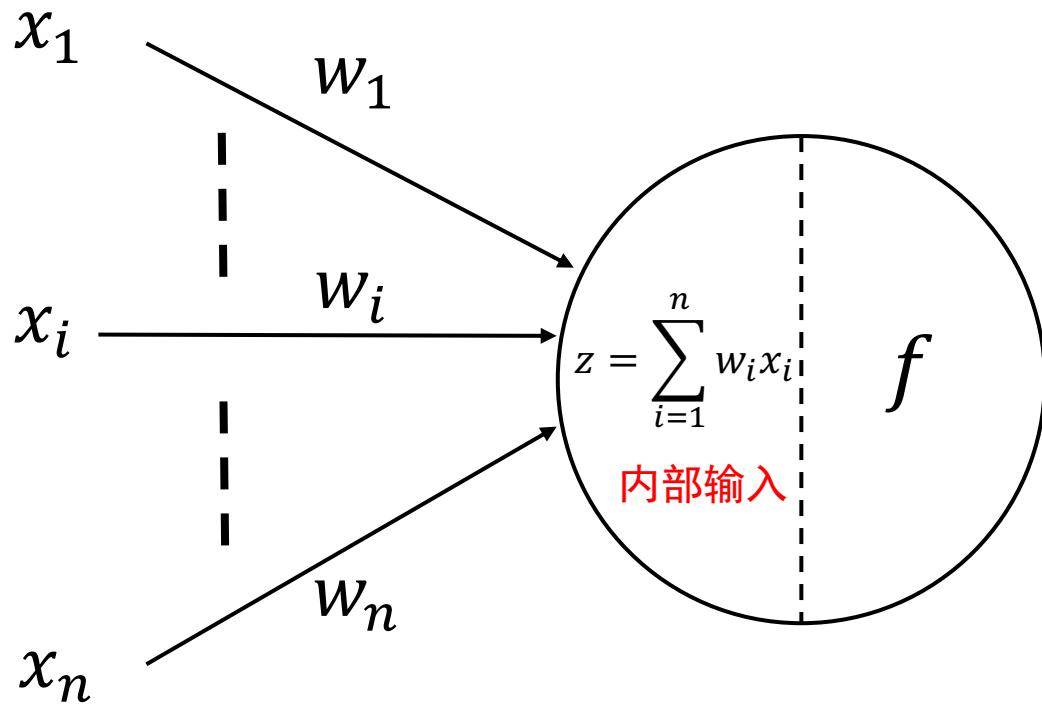
$w > 0$, 激励连接
 $w = 0$, 无连接
 $w < 0$, 抑制连接



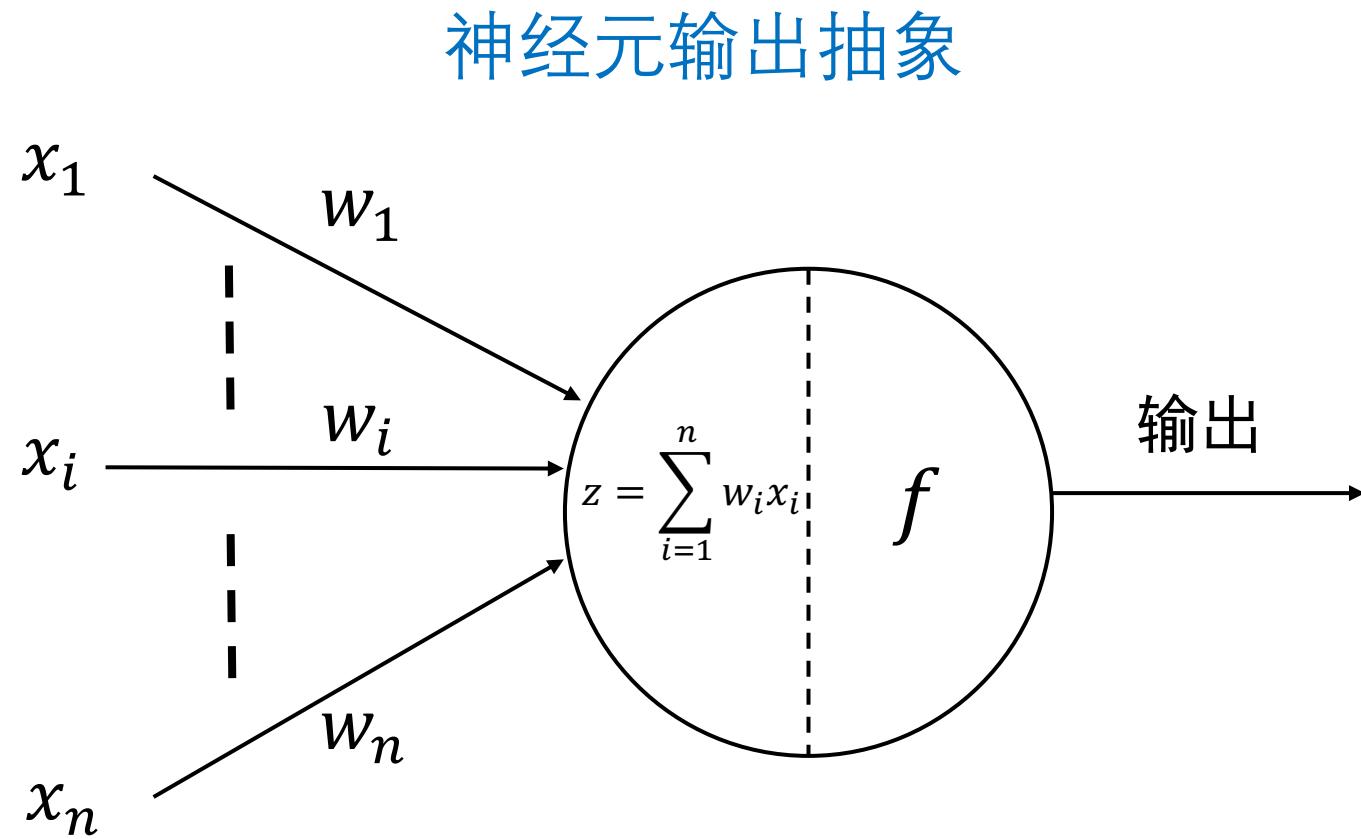
突触

点火率模型

神经元输入数学表示

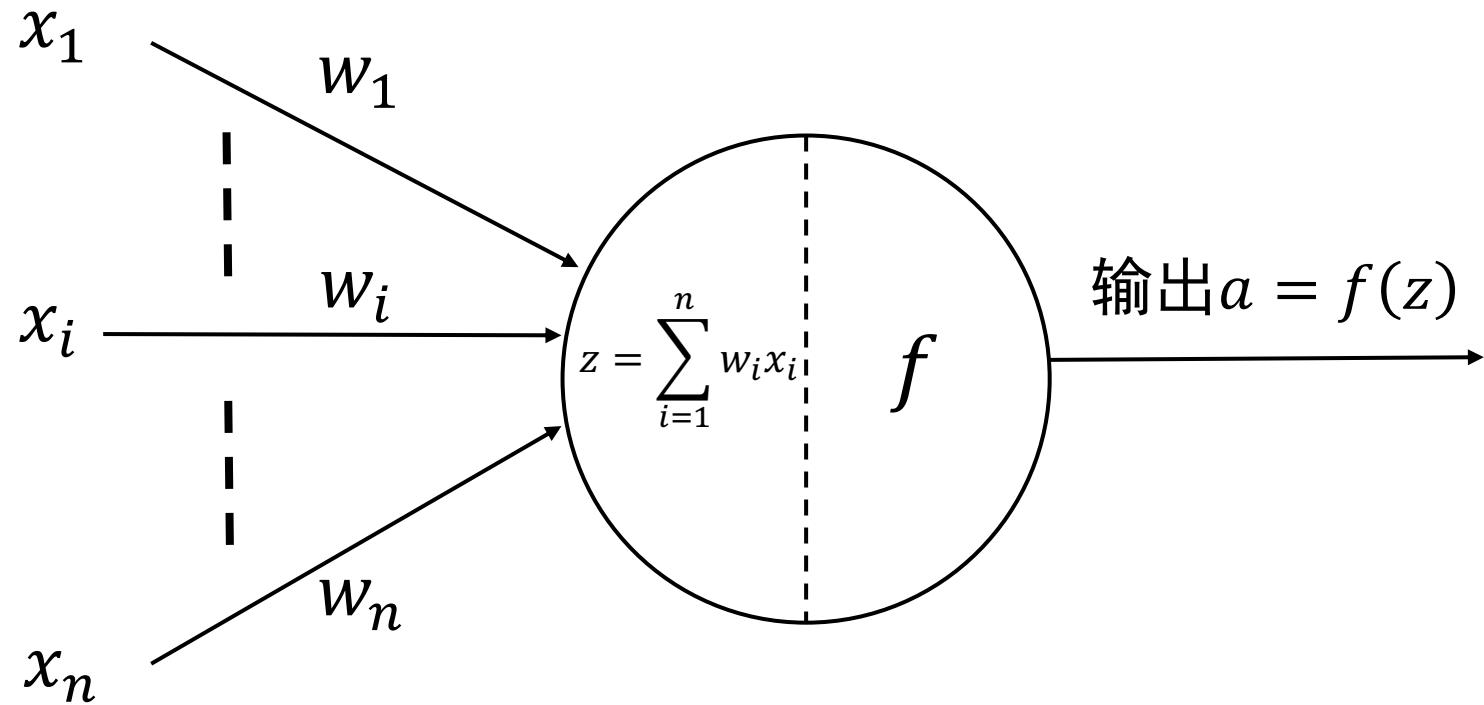


点火率模型

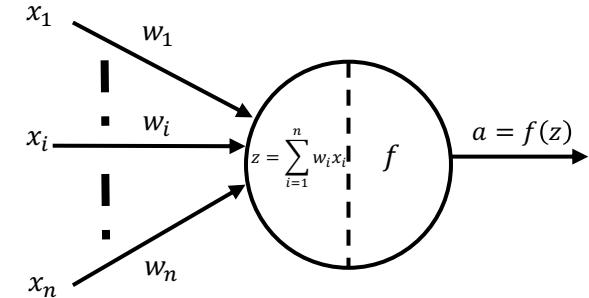


点火率模型

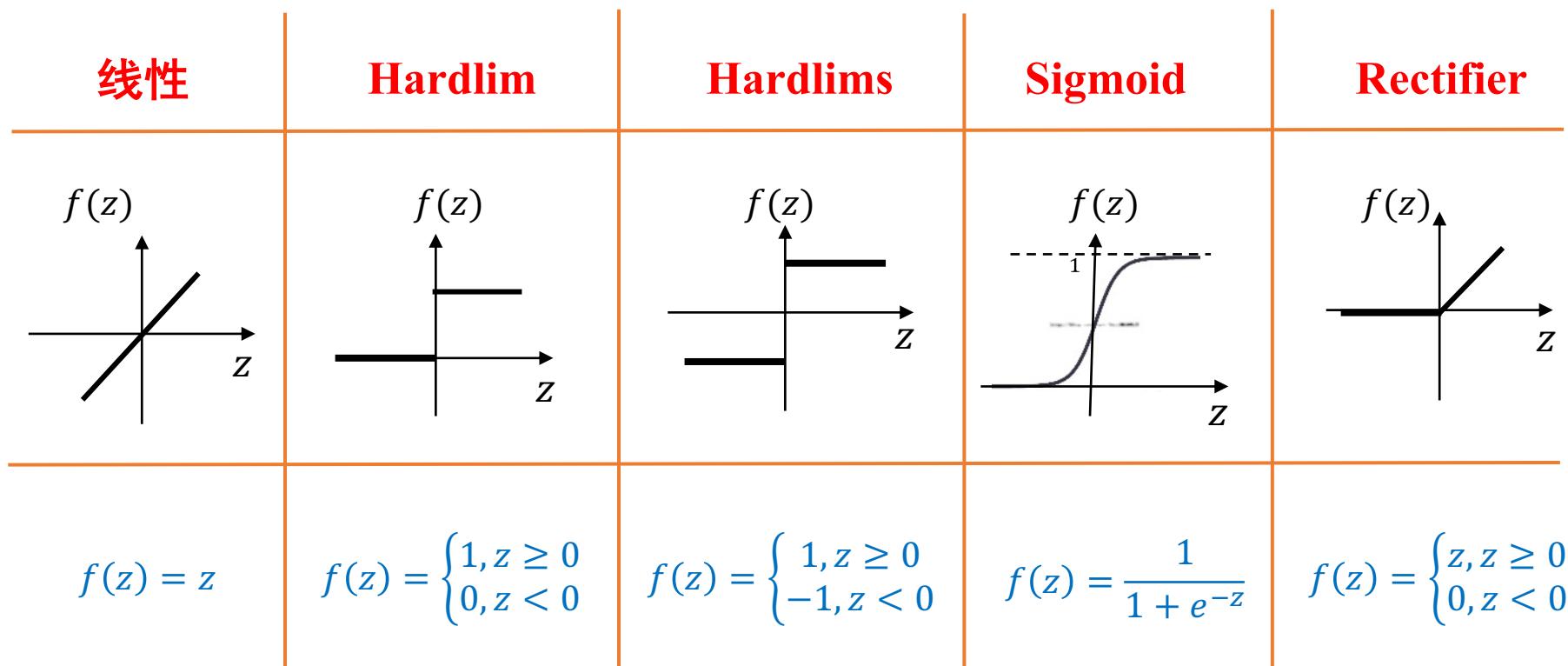
神经元输出数学表示



常见激活函数

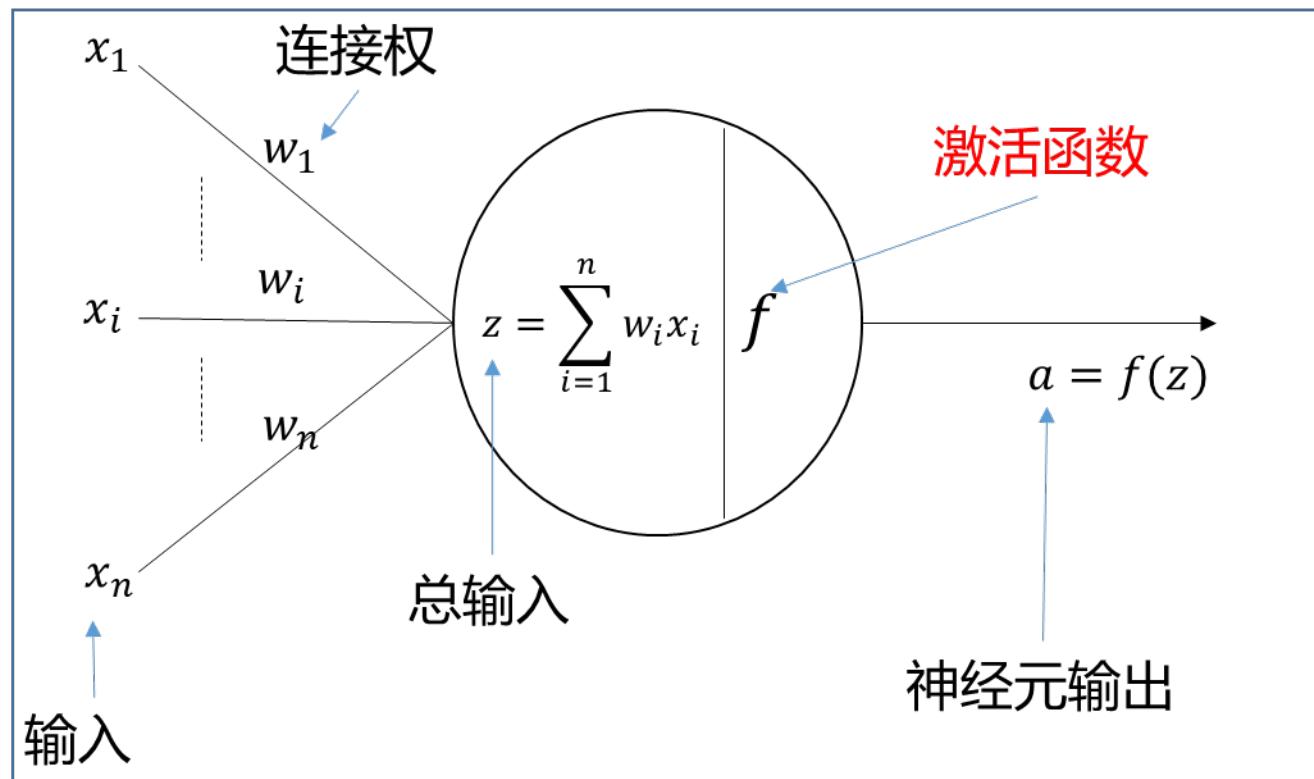


$$y = f(z) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

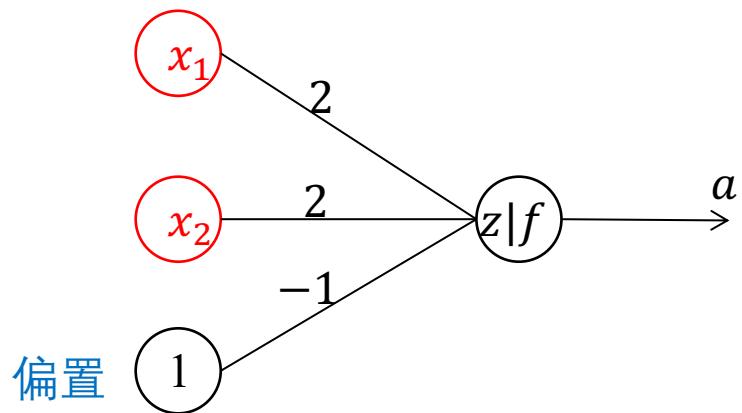


神经元的可计算模型

$$y = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i \right)$$



一个简单的例子

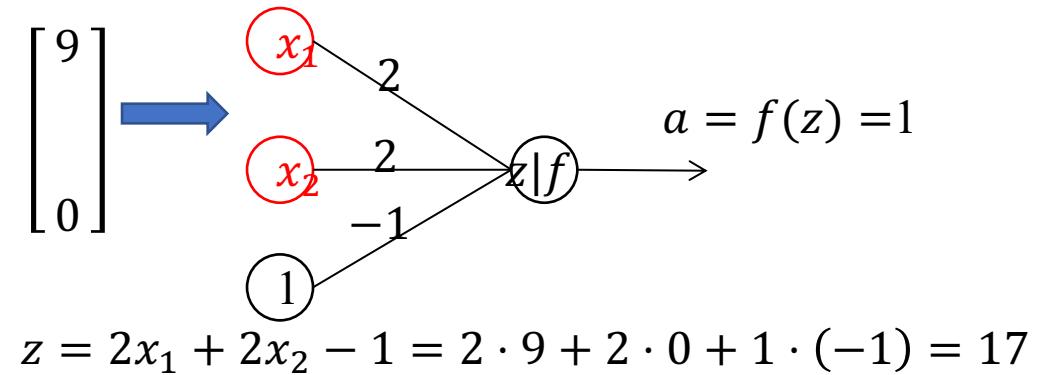


偏置

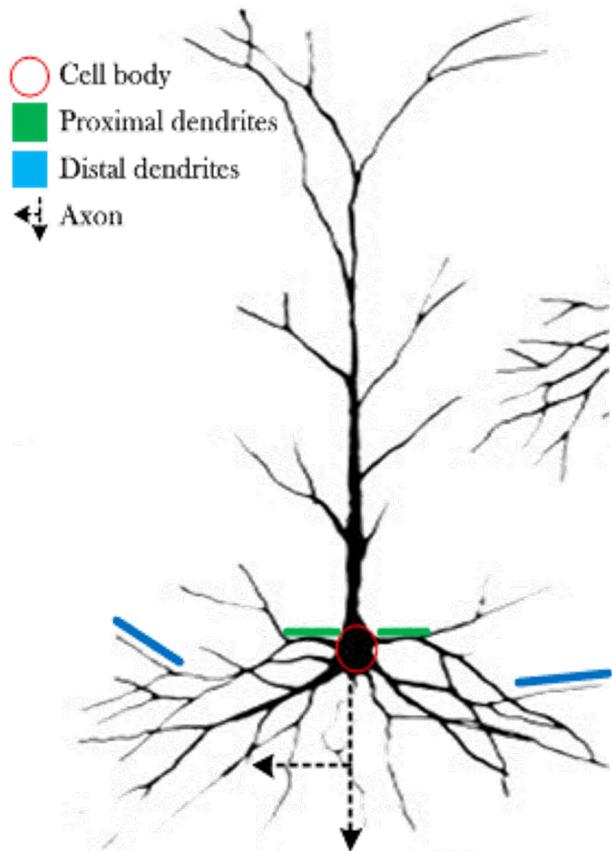
$$z = 2x_1 + 2x_2 - 1$$

$$a = f(2x_1 + 2x_2 - 1)$$

$$f(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$$



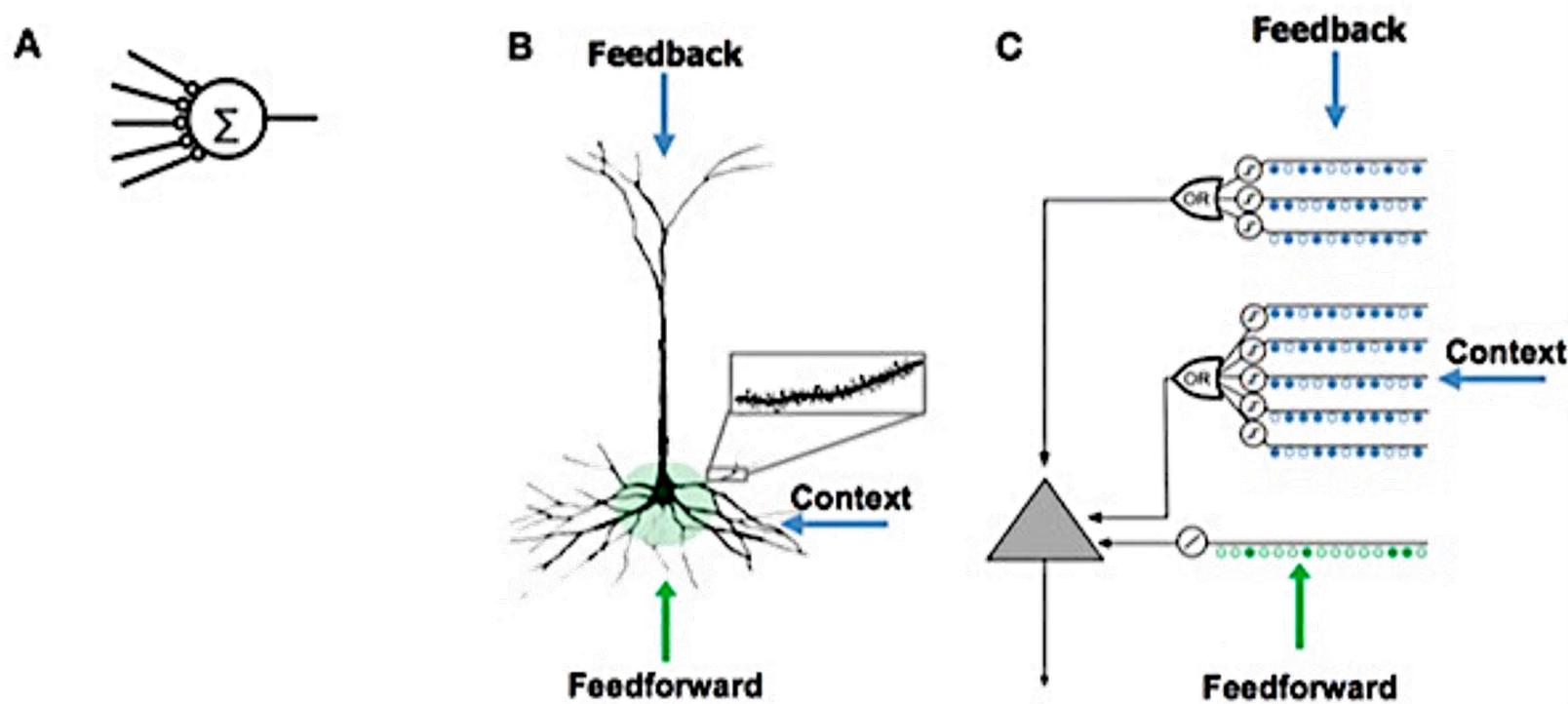
其它神经元模型



- 树突 (Dendrites)
 - Complex non-linear processing elements
- 邻近树突 (Proximal dendrites)
 - Roughly linear additive effect
 - Feed forward connection
- 远端树突 (Distal dendrites)
 - Non-linear integration
 - Connection to other cells in the layer
- 突触 (Synapses)
 - Perhaps 90% synapses on distal dendrites
 - Forming and unforming constantly
- 输出 (Output)
 - Variable spike rate
 - Bursts of spikes

其它神经元模型

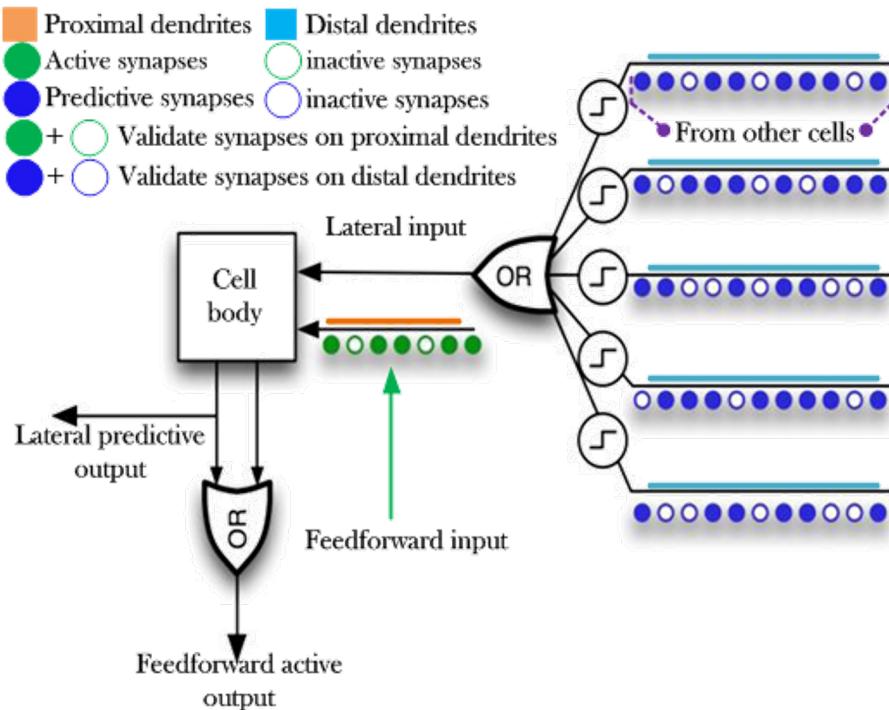
Hierarchy-Temporal Memory (HTM) Model



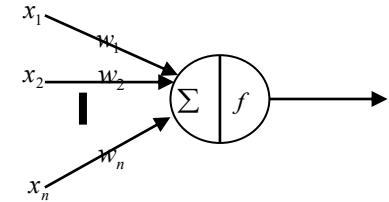
How the brain might work : A [hierarchical and temporal model](#) for learning and recognition STANFORD UNIVERSITY, Dileep George, 2008

其它神经元模型

Hierarchy-Temporal Memory (HTM) Model

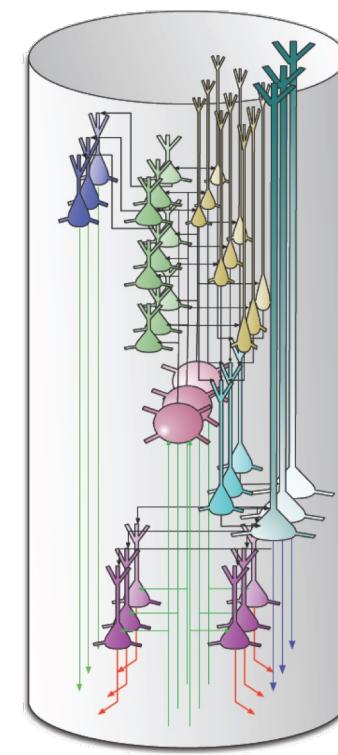
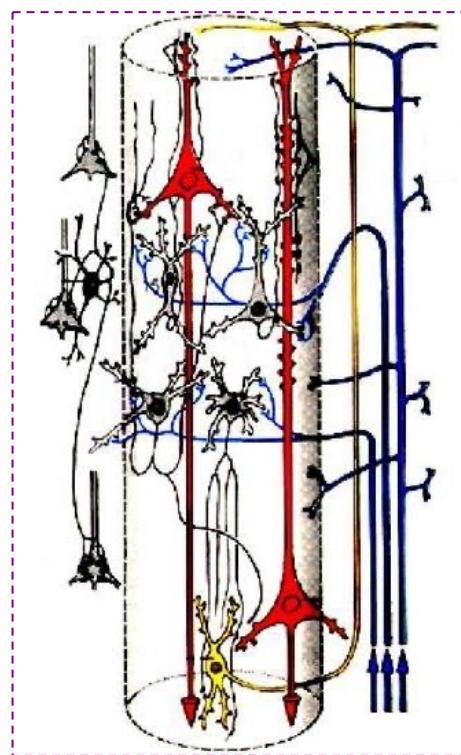
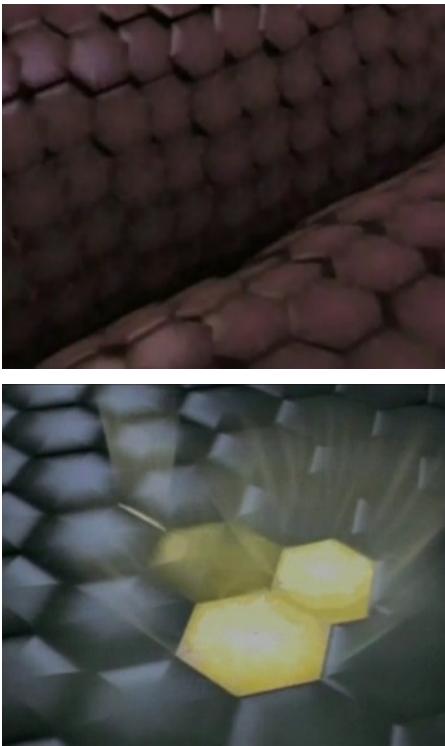


- 一个邻近树突
- 多个远端树突
- 突触
 - 二值权值
- 输出
 - 二值输出
 - 活动/预测状态



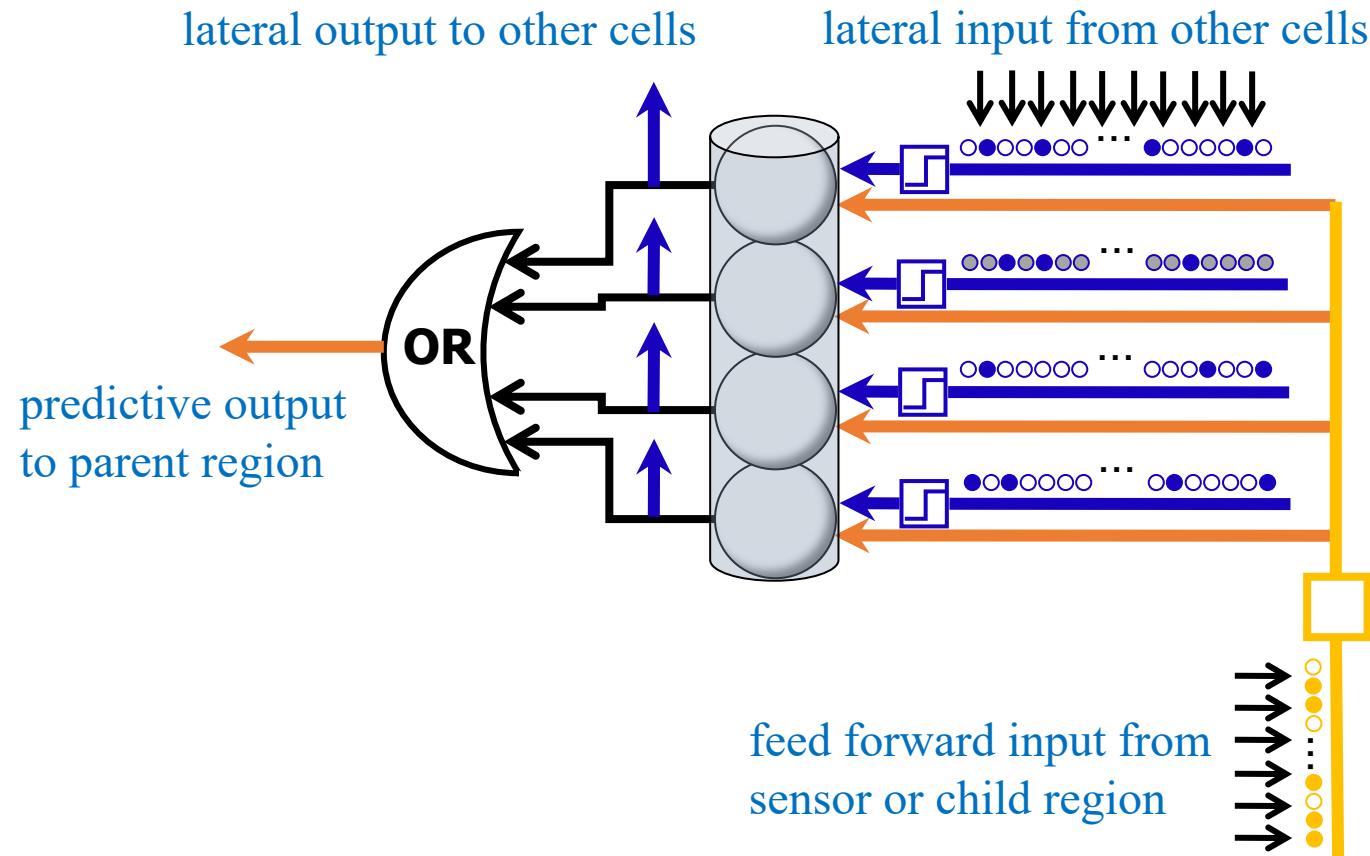
神经柱

Hierarchy-Temporal Memory (HTM) Model



How the brain might work : A [hierarchical and temporal model](#) for learning and recognition STANFORD UNIVERSITY, Dileep George, 2008

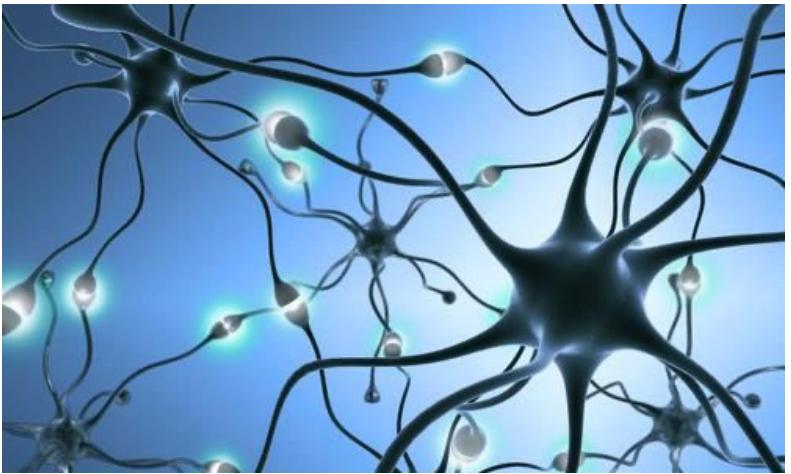
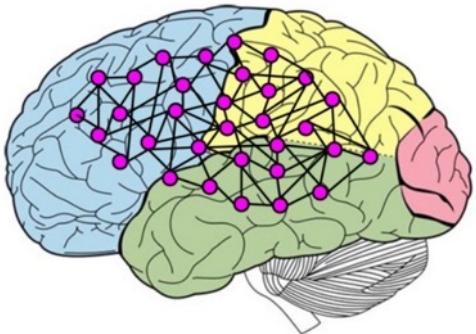
神经柱模型



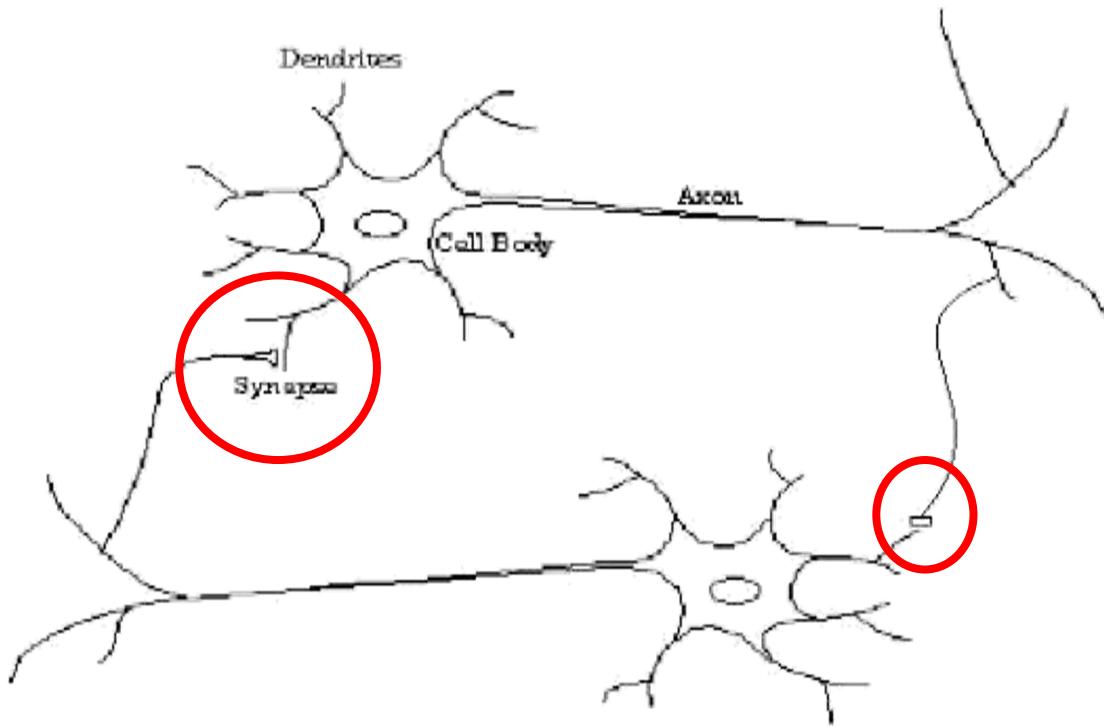
神经网络的可计算模型



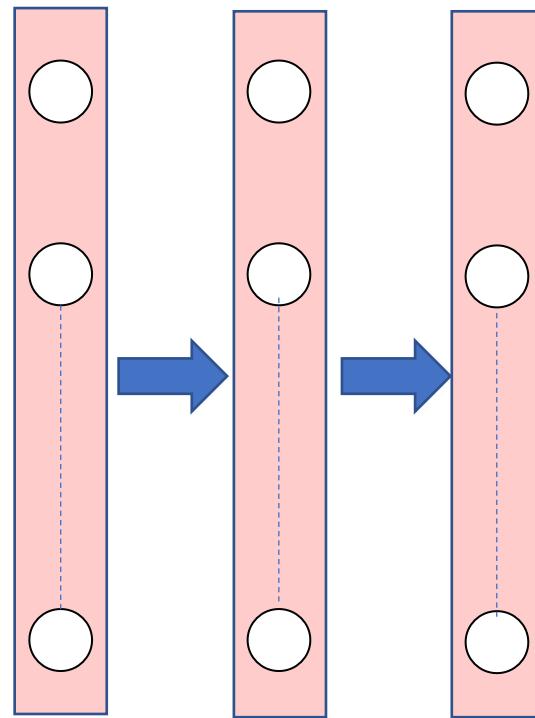
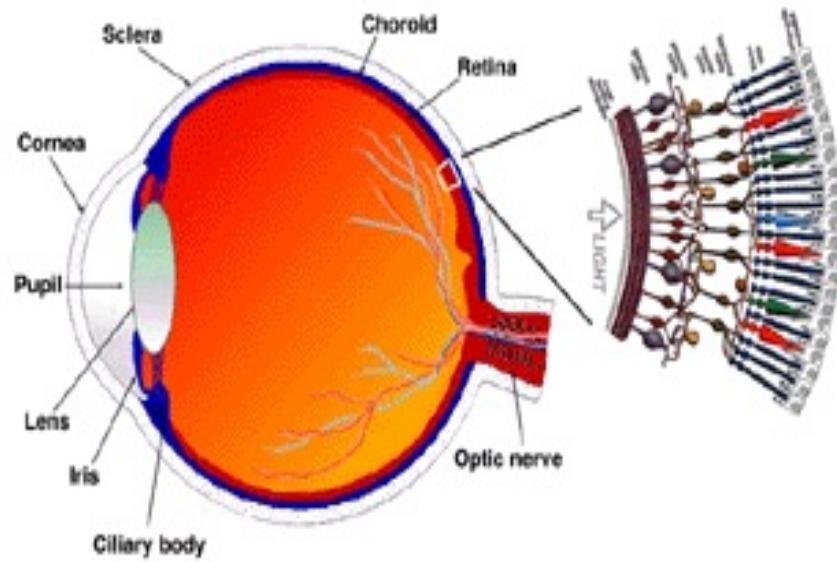
神经网络的可计算模型



神经网络 = 神经元 + 连接

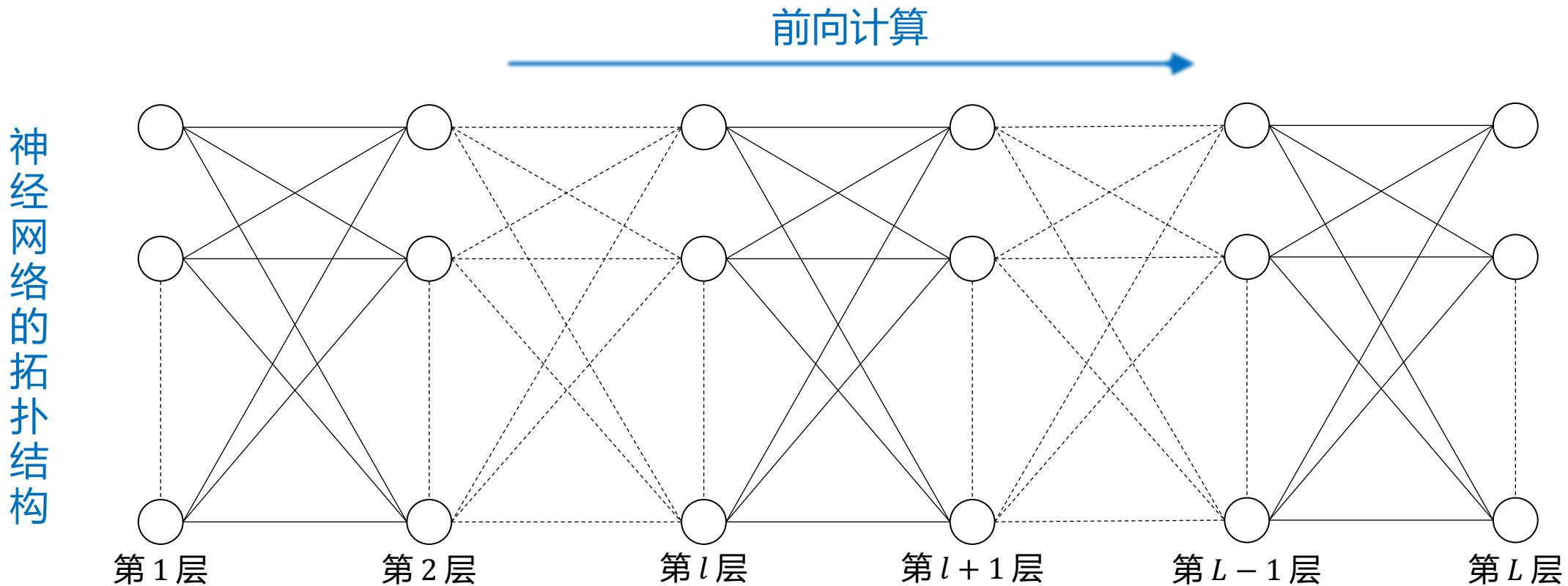


神经网络的可计算模型



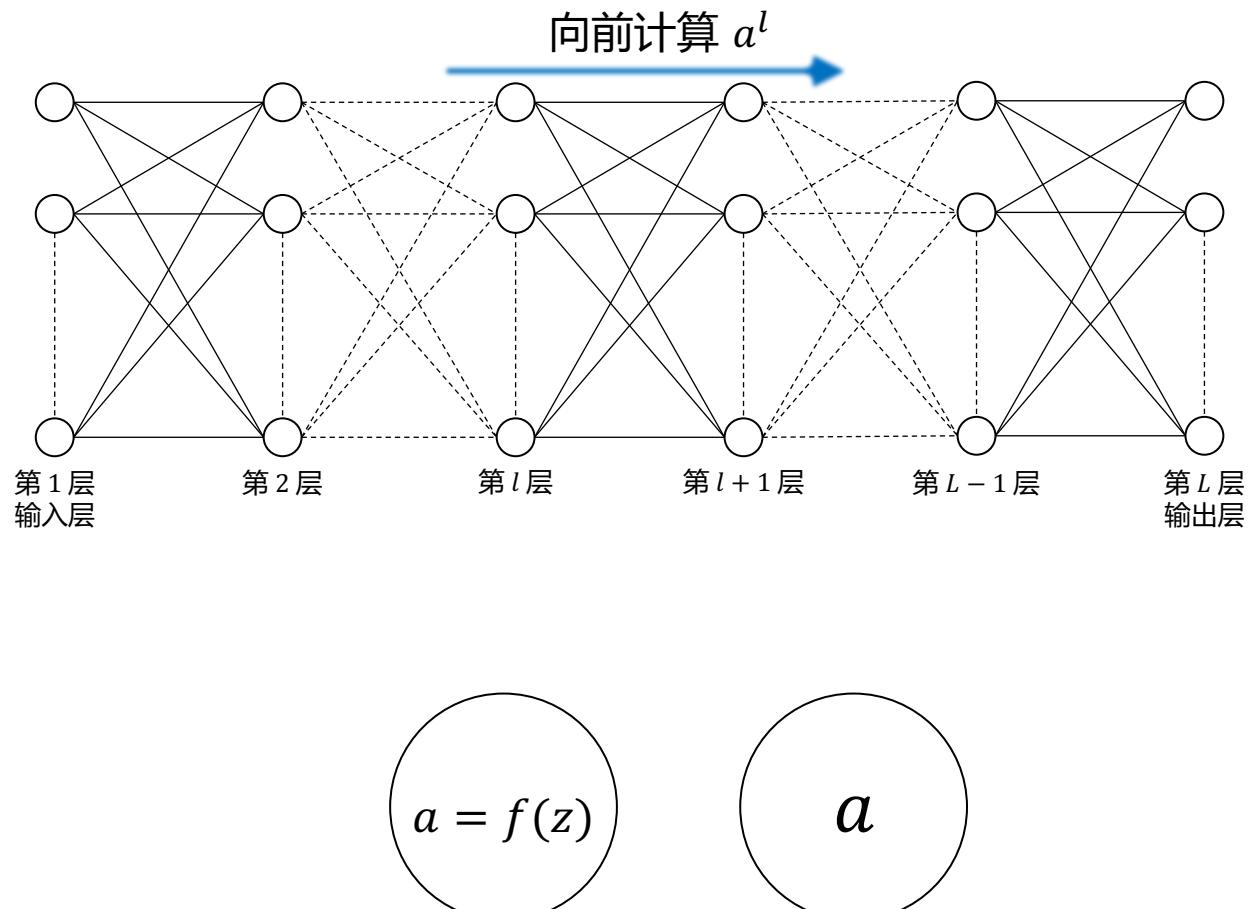
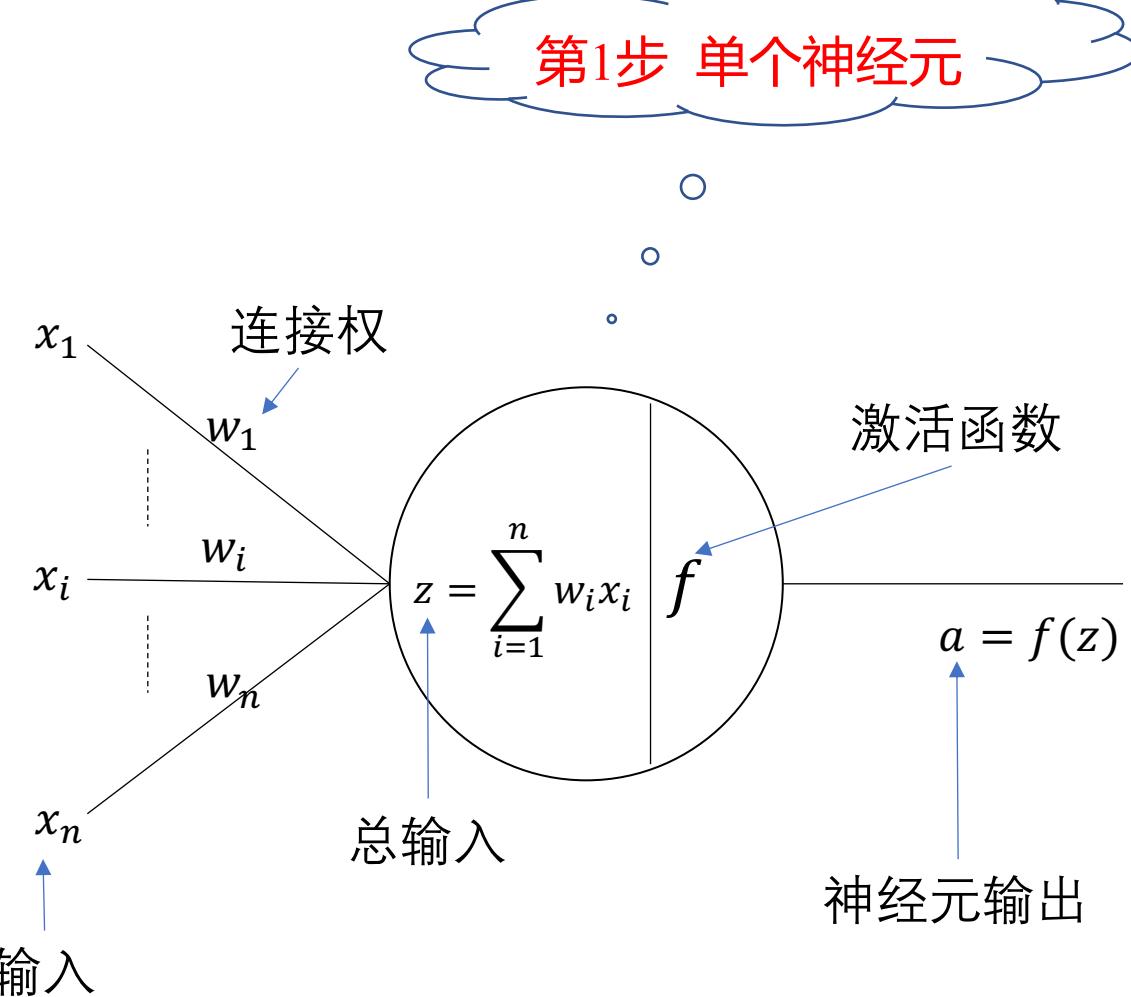
1. 三层的前馈神经网络
2. 前一层的输出作为后面一层的输入

神经网络的可计算模型

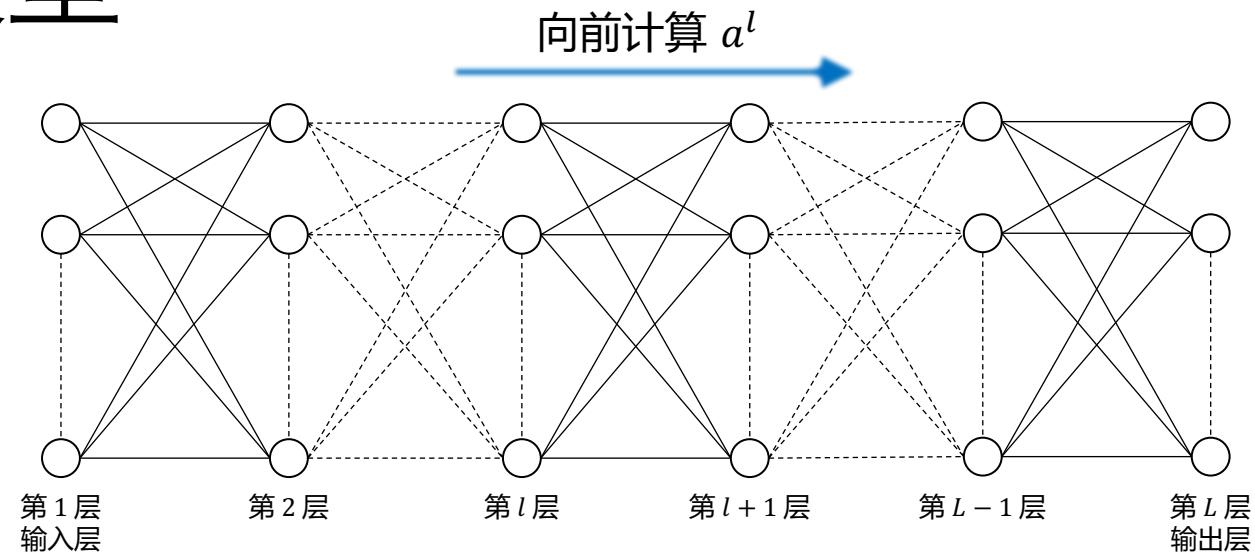
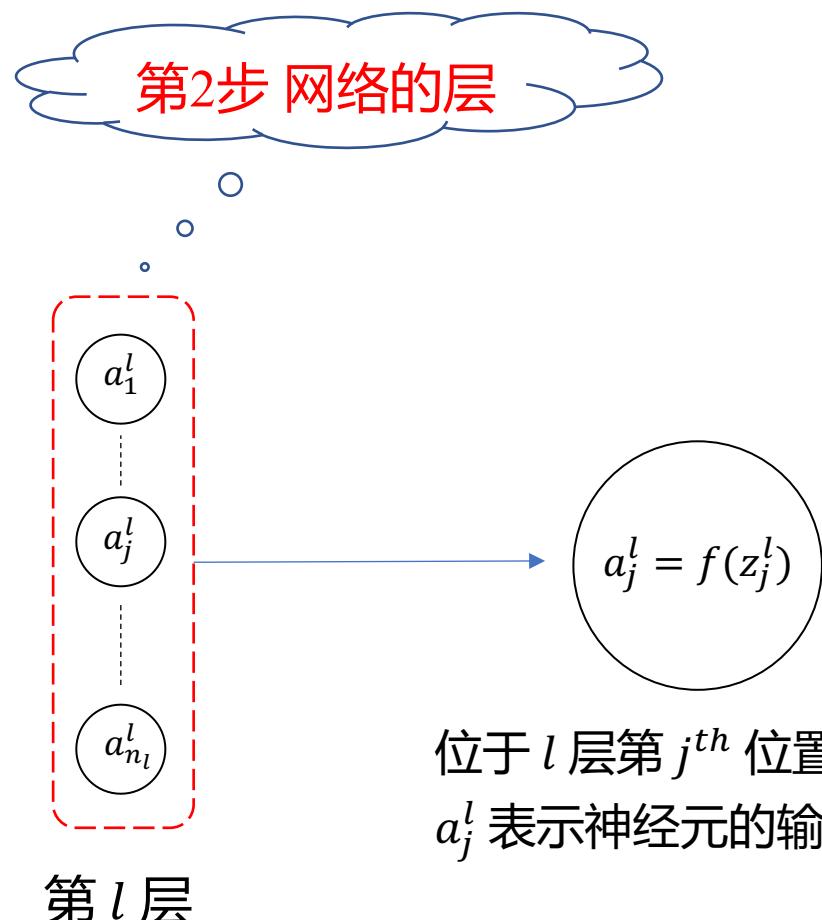


- 两个重要的特征：1、同层神经元之间没有连接；2、跨层神经元之间没有连接

神经网络的可计算模型

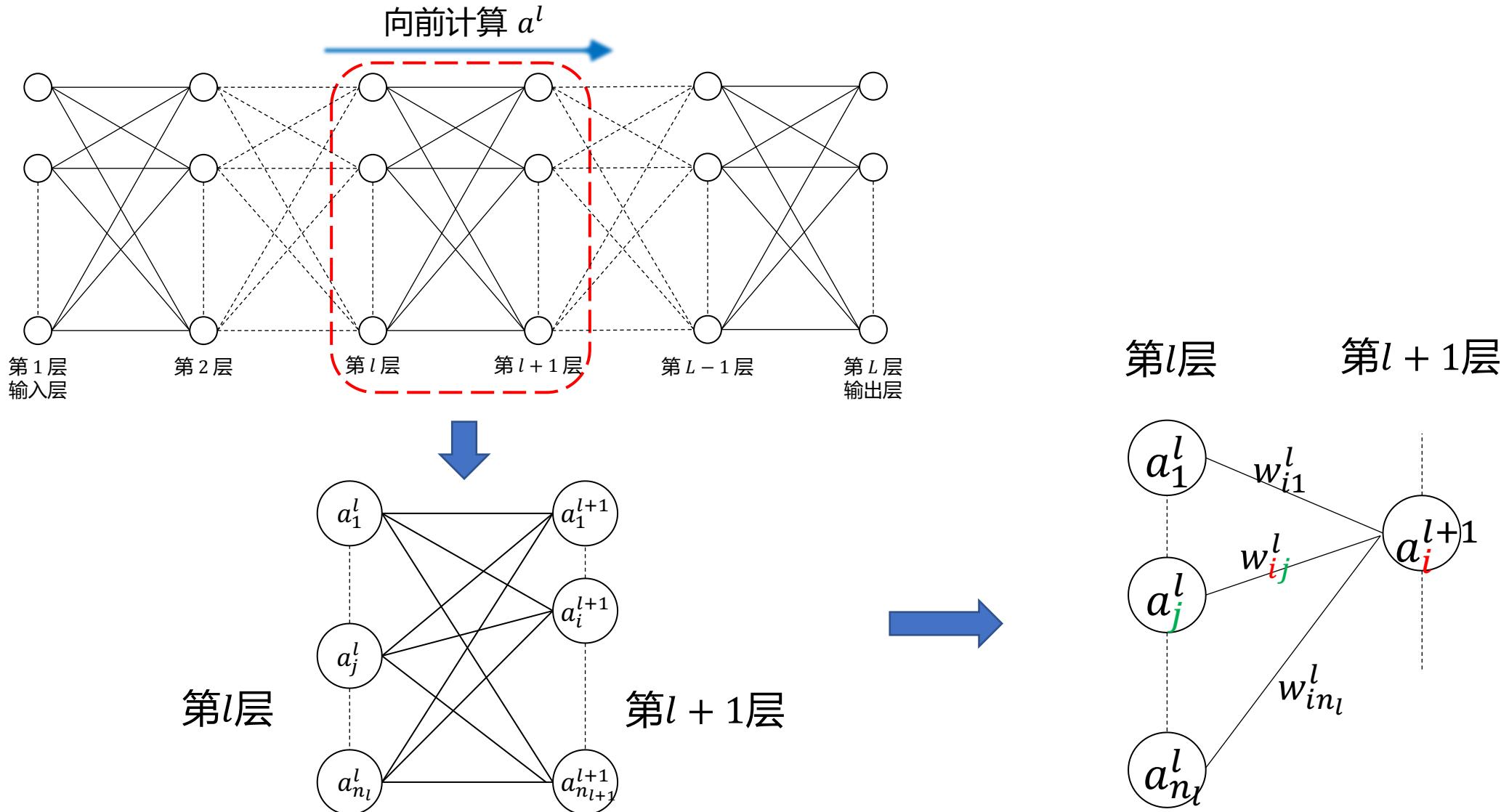


神经网络的可计算模型

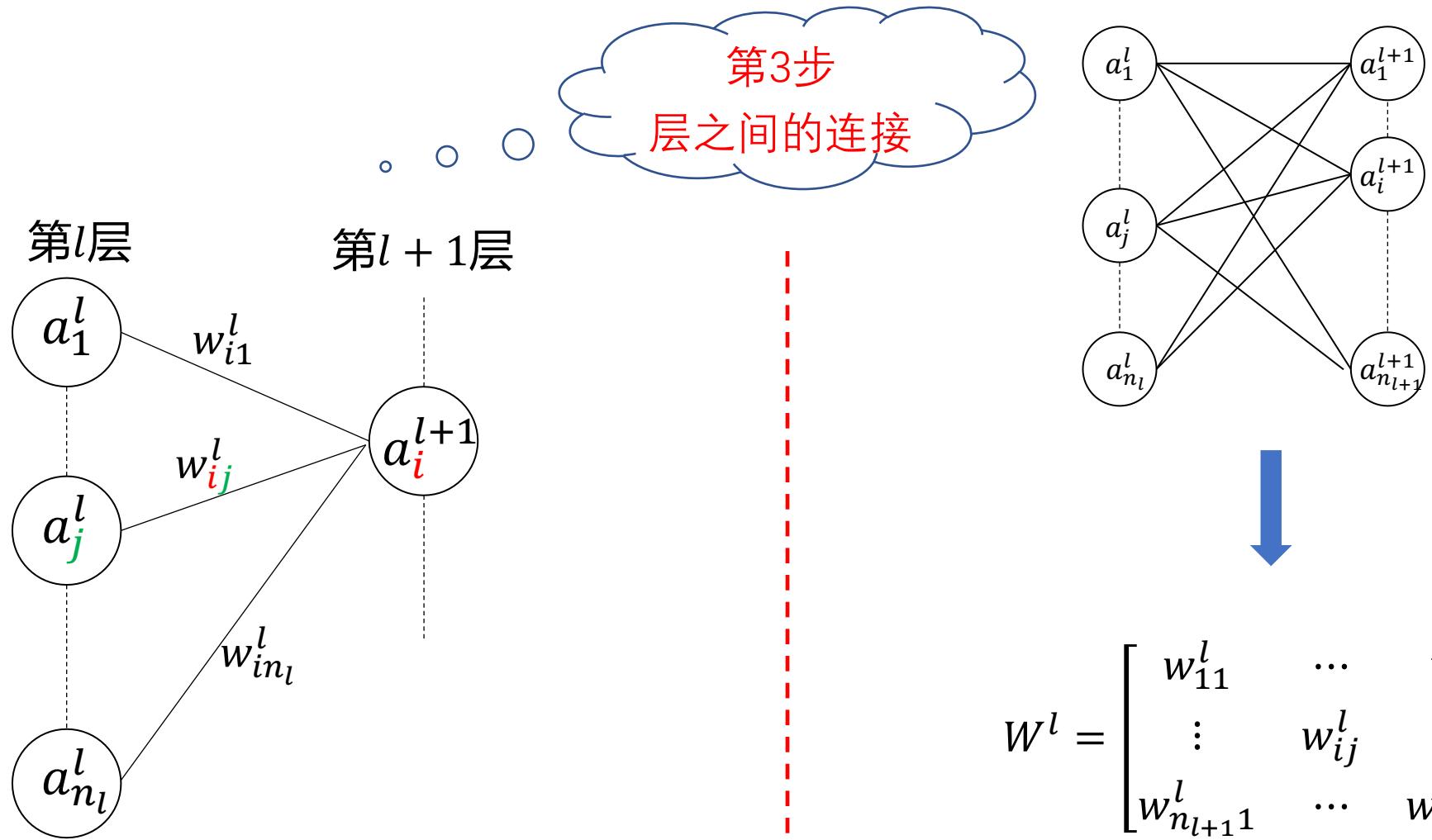


第 l 层的输出 $a^l = \begin{bmatrix} a_1^l \\ \vdots \\ a_j^l \\ \vdots \\ a_{n_l}^l \end{bmatrix}$

神经网络的可计算模型



神经网络的可计算模型

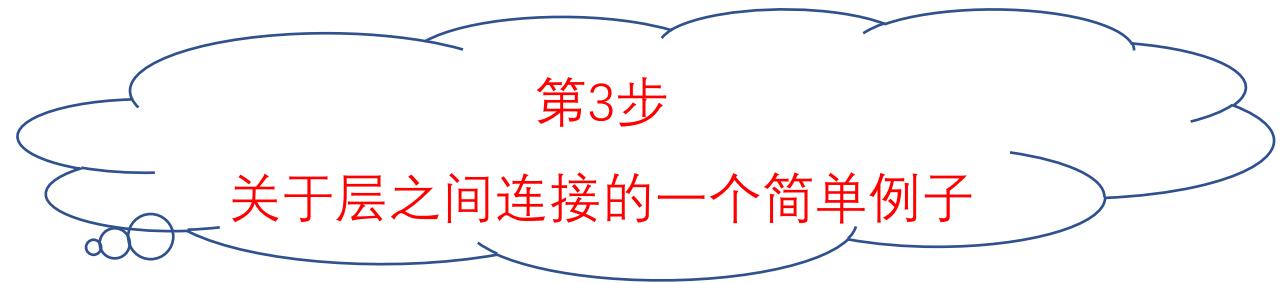
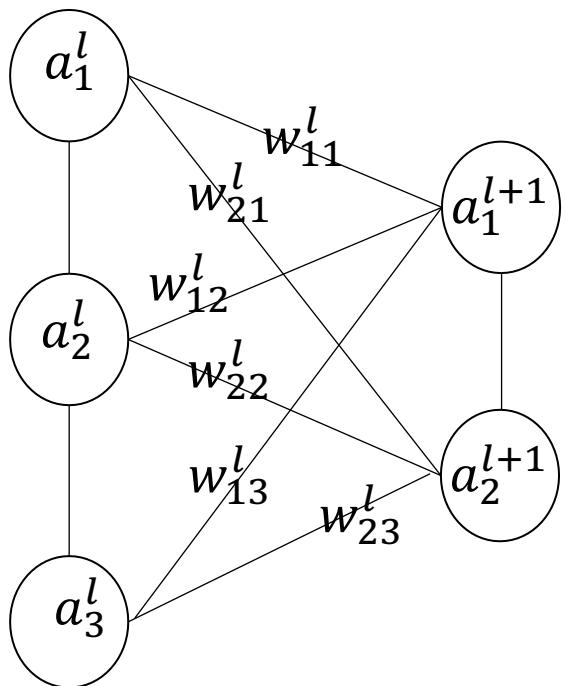


$$W^l = \begin{bmatrix} w_{11}^l & \cdots & w_{1n_l}^l \\ \vdots & w_{ij}^l & \vdots \\ w_{n_{l+1}1}^l & \cdots & w_{n_{l+1}n_l}^l \end{bmatrix}_{n_{l+1} \times n_l}$$

a^l 为 $l + 1$ 层的输入

a^{l+1} 可以通过 a^l 计算得到

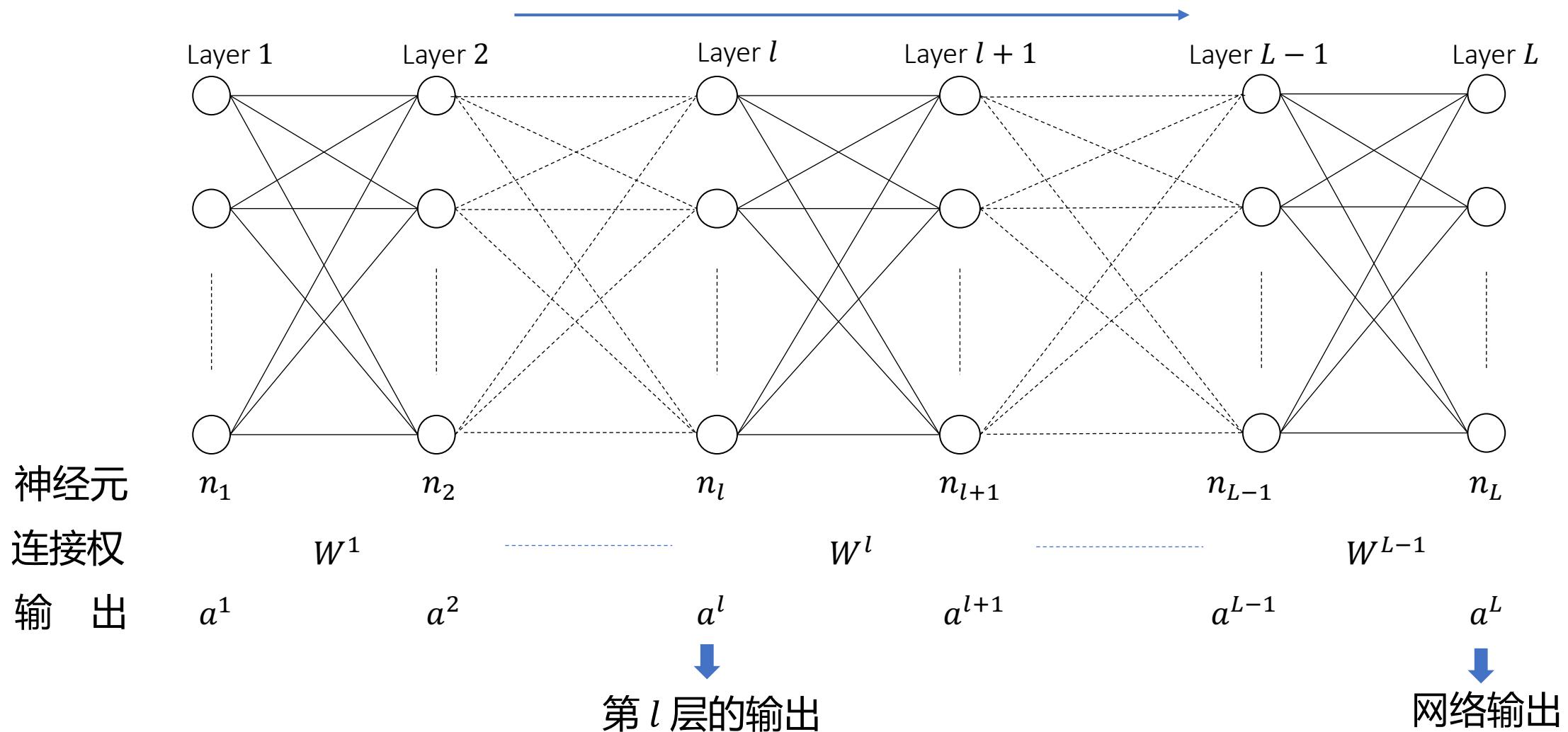
神经网络的可计算模型



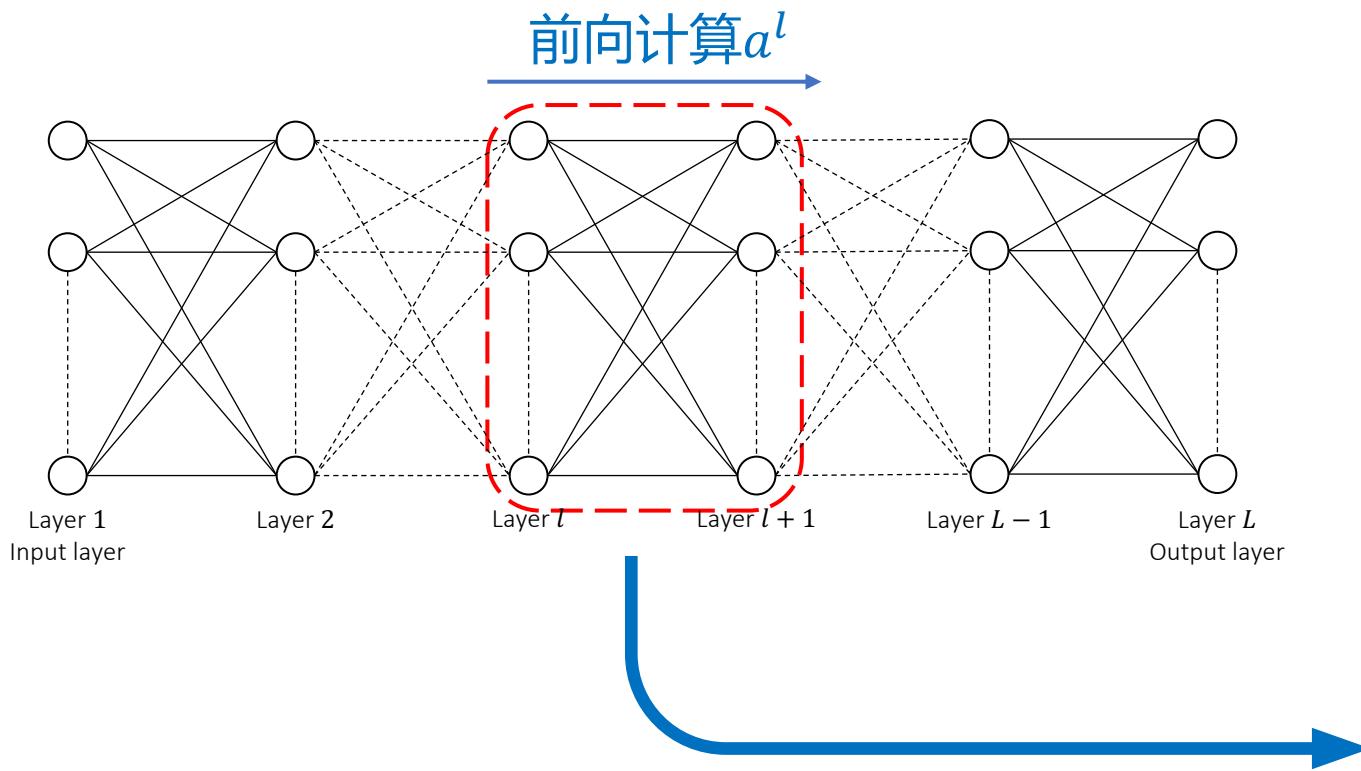
$$W^l = \begin{bmatrix} w_{11}^l & w_{12}^l & w_{13}^l \\ w_{21}^l & w_{22}^l & w_{23}^l \end{bmatrix}_{2 \times 3}$$

神经网络的可计算模型

前向计算

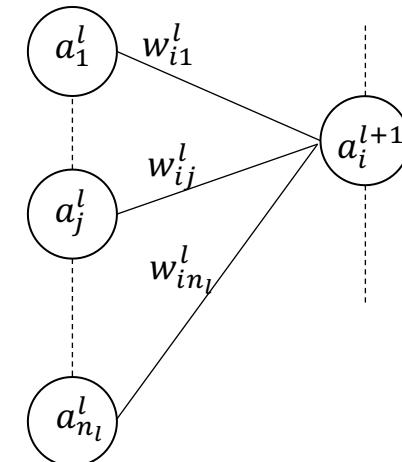


神经网络的可计算模型



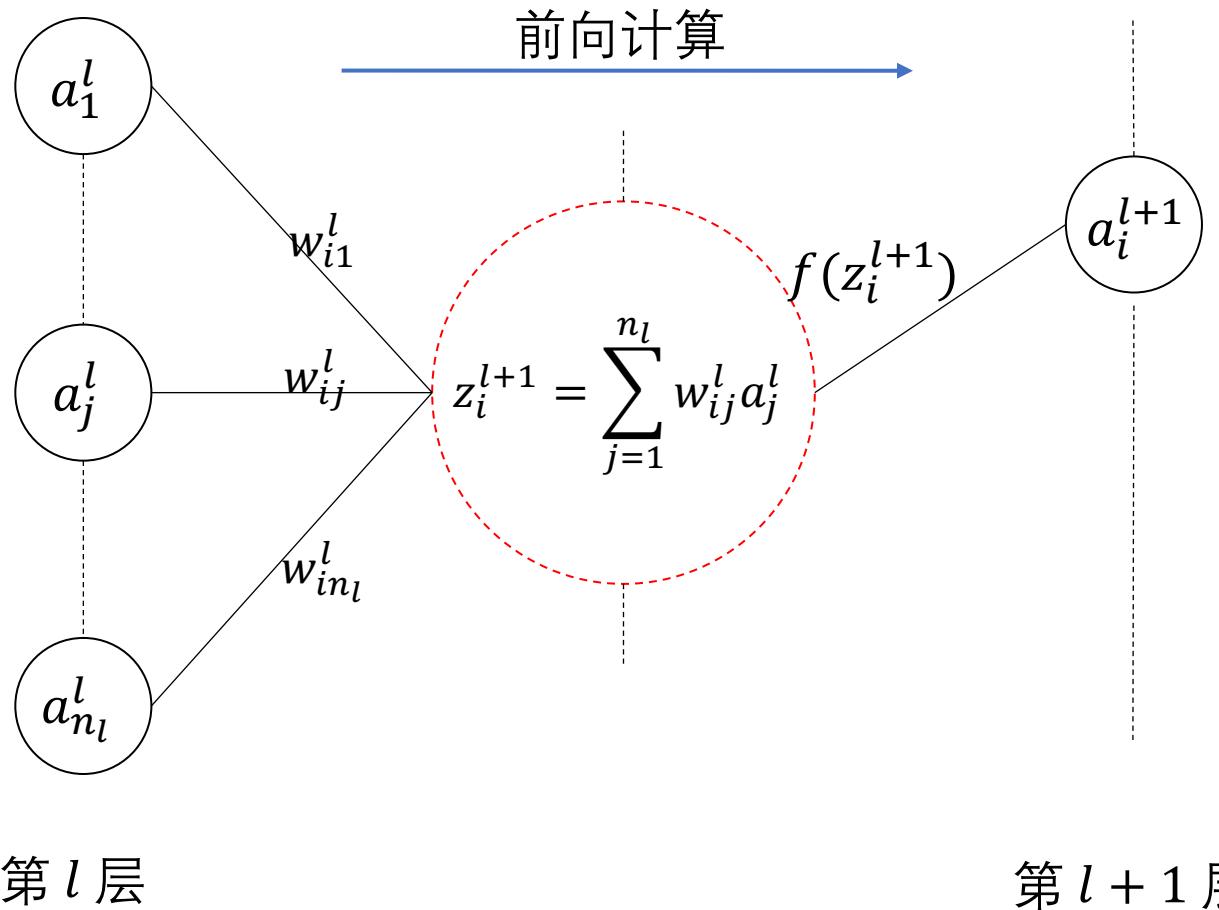
怎样利用 $a_1^l, \dots, a_{n_l}^l$ 和 $w_{i1}^l, \dots, w_{in_l}^l$ 去计算 a_i^{l+1} ?

问题: 怎样进行前向计算?



第 l 层 第 $l+1$ 层

神经网络的可计算模型

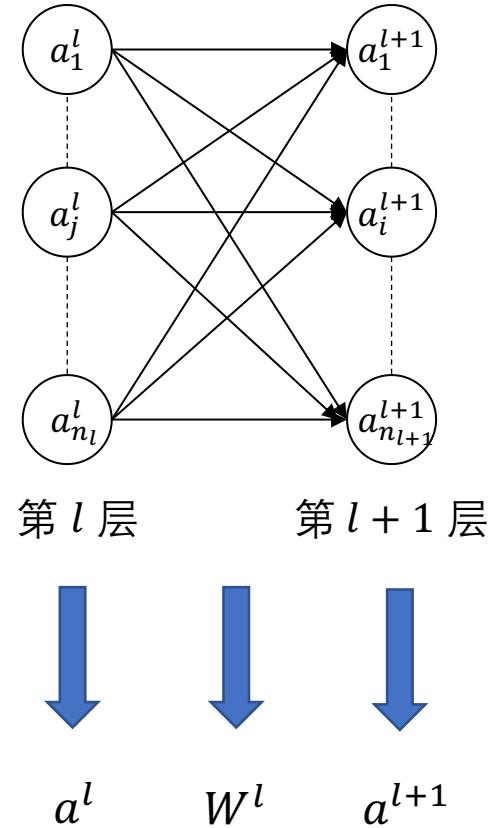
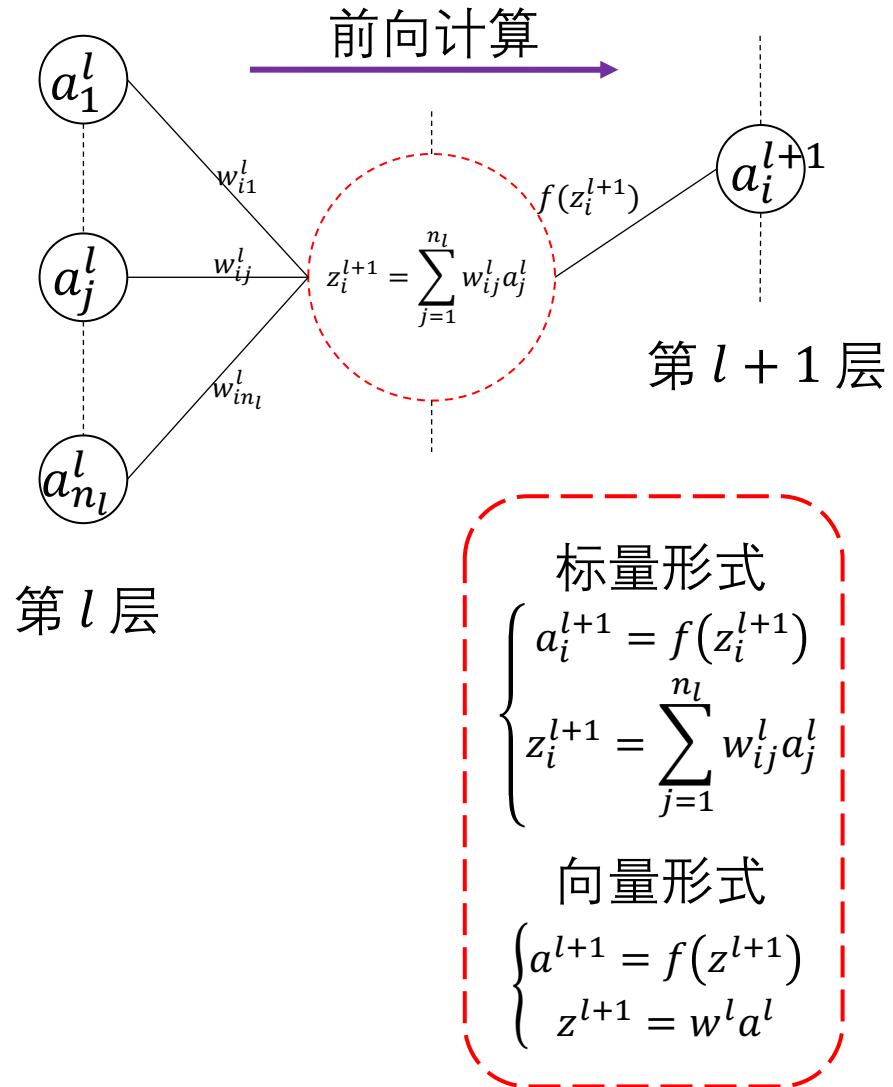


$$\begin{cases} a_i^{l+1} = f(z_i^{l+1}) \\ z_i^{l+1} = \sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l \end{cases}$$



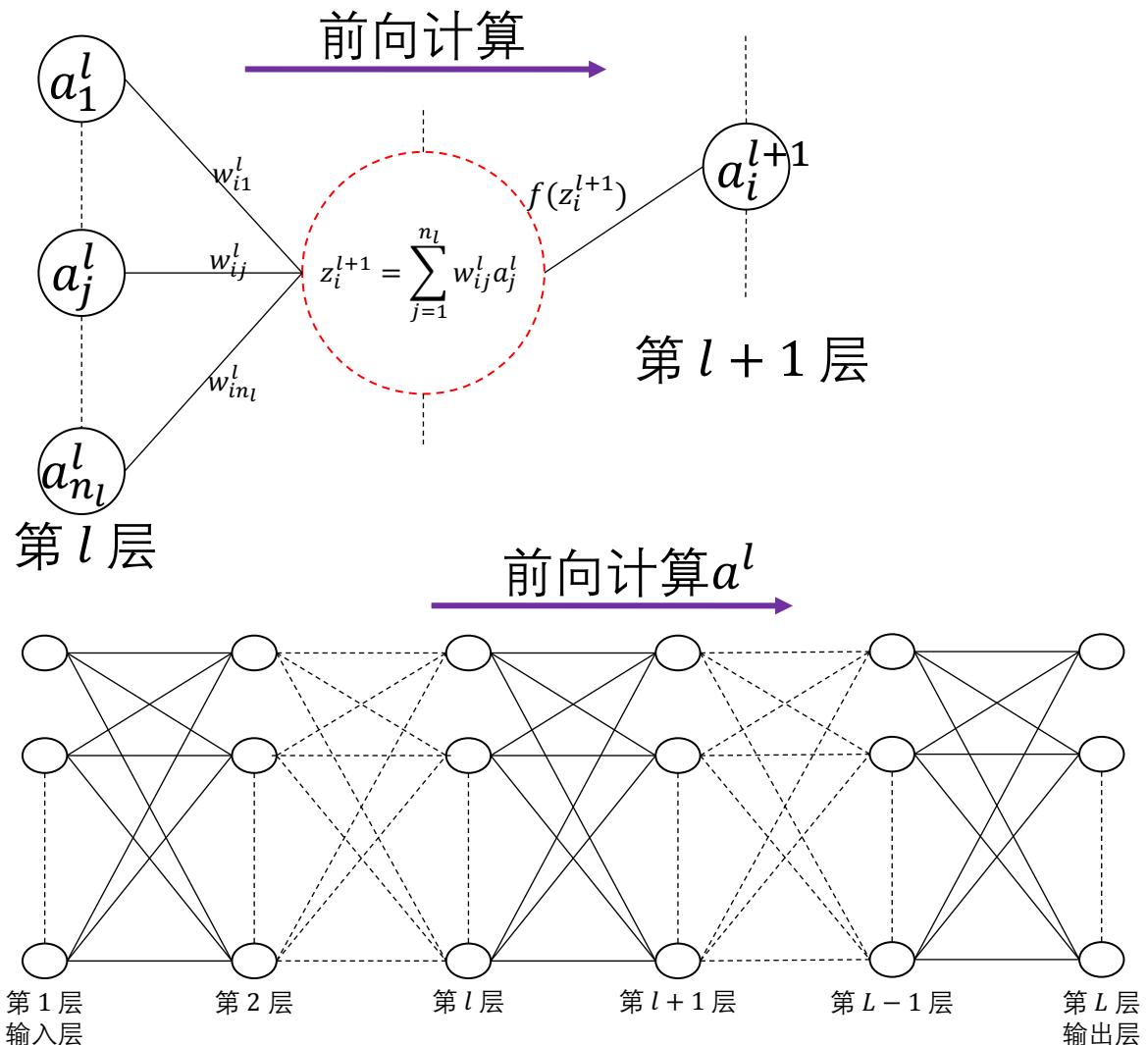
$$a_i^{l+1} = f\left(\sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l\right)$$

神经网络的可计算模型



- a^l 是 $l + 1$ 层的输入
- a^{l+1} 是 a^l 的表示

一页 ppt 理解前向计算



算法:

```
Input  $W^l, a^l$ 
for  $l = 1:L$ 
     $a^{l+1} = fc(W^l, a^l)$ 
return
```

```
Function  $fc(W^l, a^l)$ 
for  $i = 1:n_{l+1}$ 
     $z_i^{l+1} = \sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l$ 
     $a_i^{l+1} = f(z_i^{l+1})$ 
end
```

标量形式

$$\begin{cases} a_i^{l+1} = f(z_i^{l+1}) \\ z_i^{l+1} = \sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l \end{cases}$$

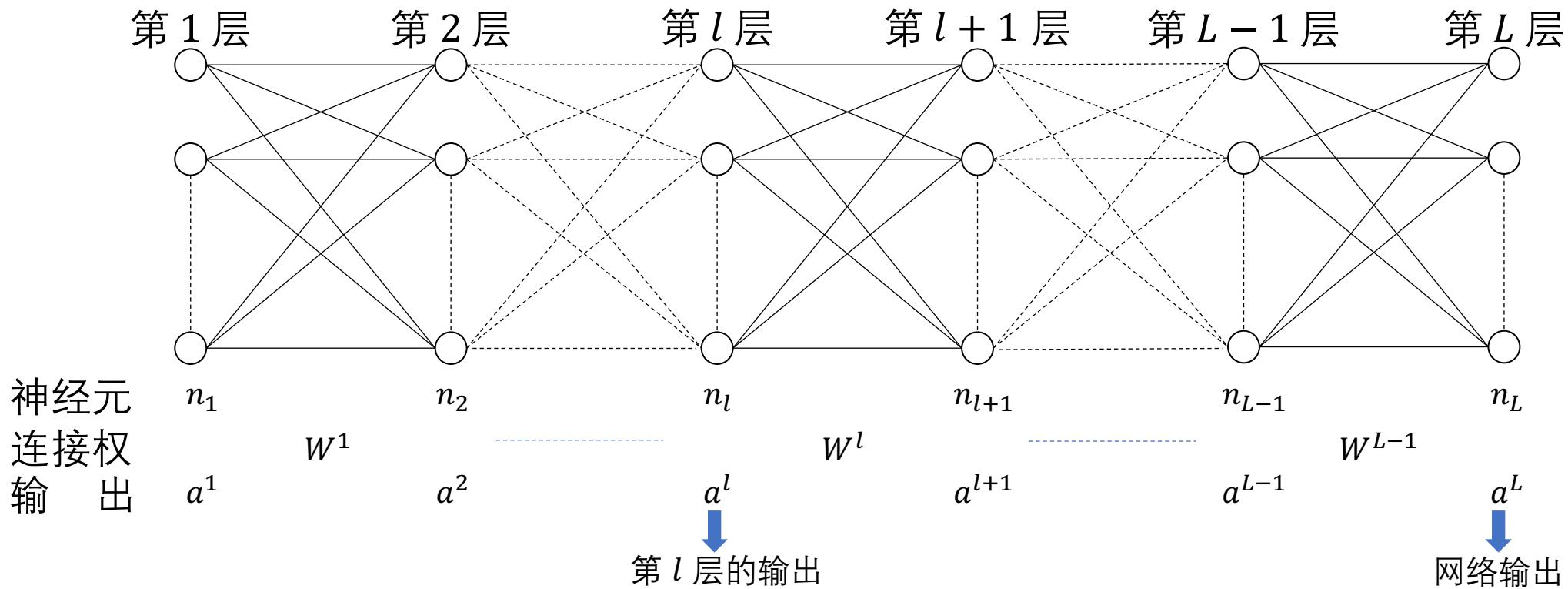
向量形式

$$\begin{cases} a^{l+1} = f(z^{l+1}) \\ z^{l+1} = w^l a^l \end{cases}$$

$$a_i^{l+1} = f\left(\sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l\right)$$

标准的神经网络

前向计算



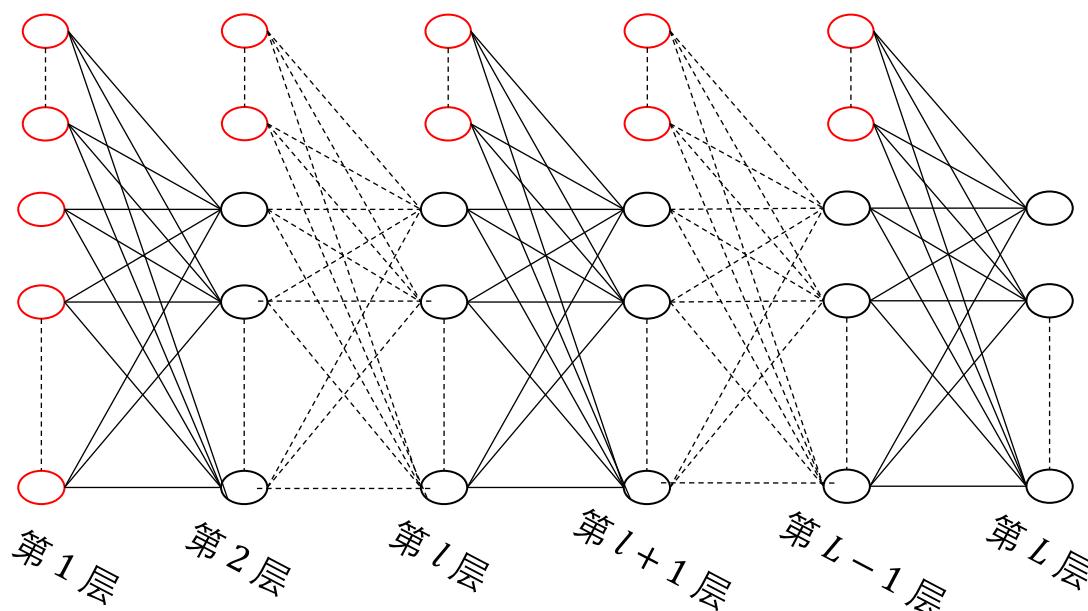
- 两个重要的特征：1、同层神经元之间没有连接；2、跨层神经元之间没有连接

神经网络的几种变体

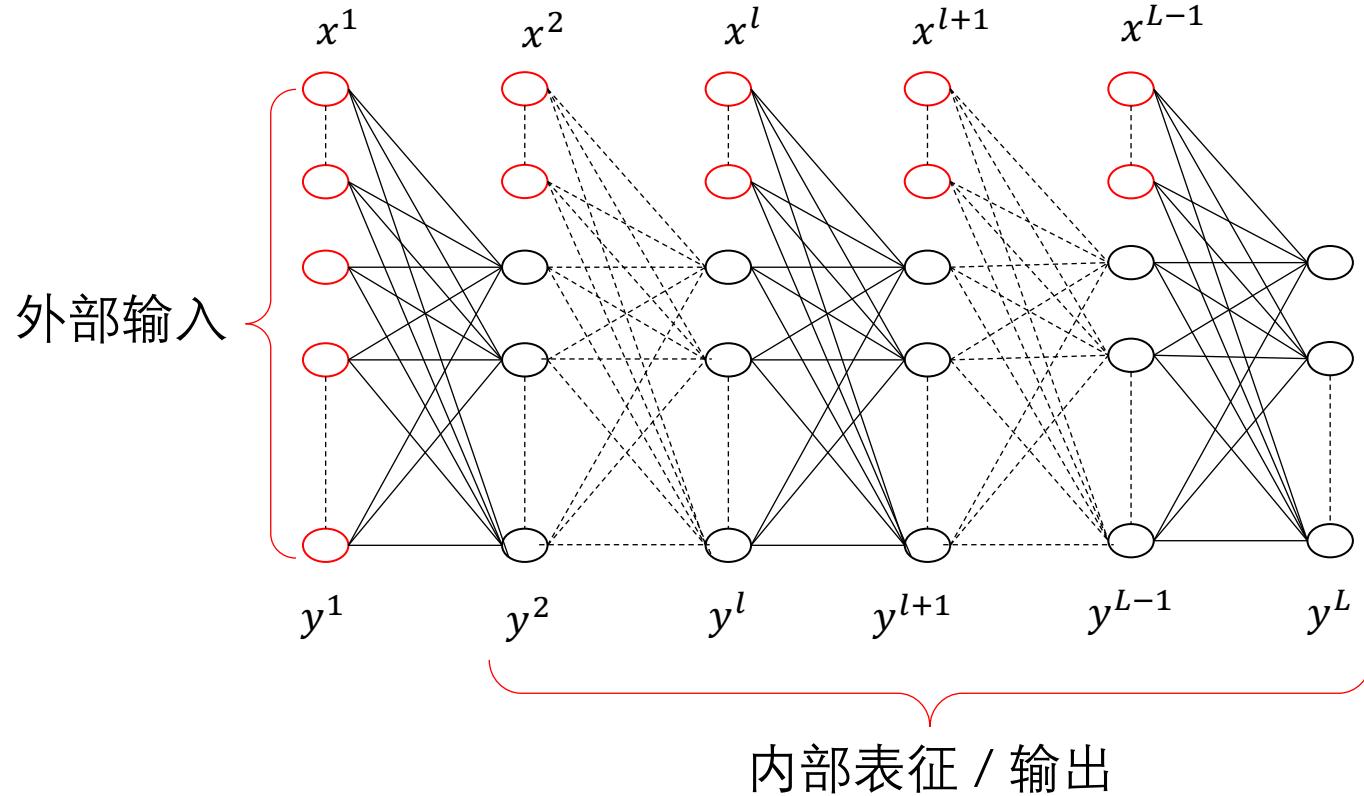
神经网络的外部输入

- 如果 l 层中的神经元和前一层的神经元没有连接，这些神经元称为 $l+1$ 层的外部输入神经元
- 外部输入可以存在于除最后一层之外的任何层。
- 如果 l 层（最后一层除外）中的神经元和前一层的神经元有连接，这些神经元称为 $l+1$ 层的内部输入神经元

- 外部输入神经元
- 内部输入神经元



神经网络的外部输入

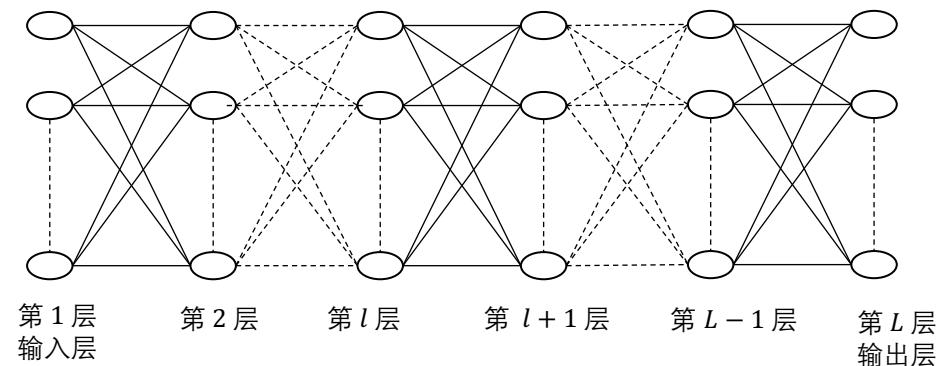


$$a^l = \begin{bmatrix} x^l \\ y^l \end{bmatrix}$$

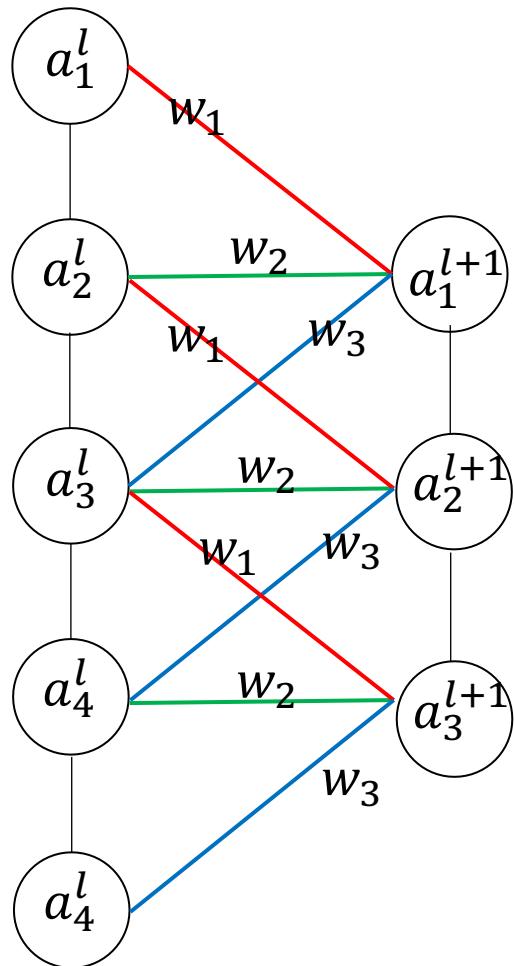
$$z^{l+1} = W^l a^l$$

$$y^{l+1} = f(z^{l+1})$$

$$a^{l+1} = \begin{bmatrix} x^{l+1} \\ y^{l+1} \end{bmatrix}$$

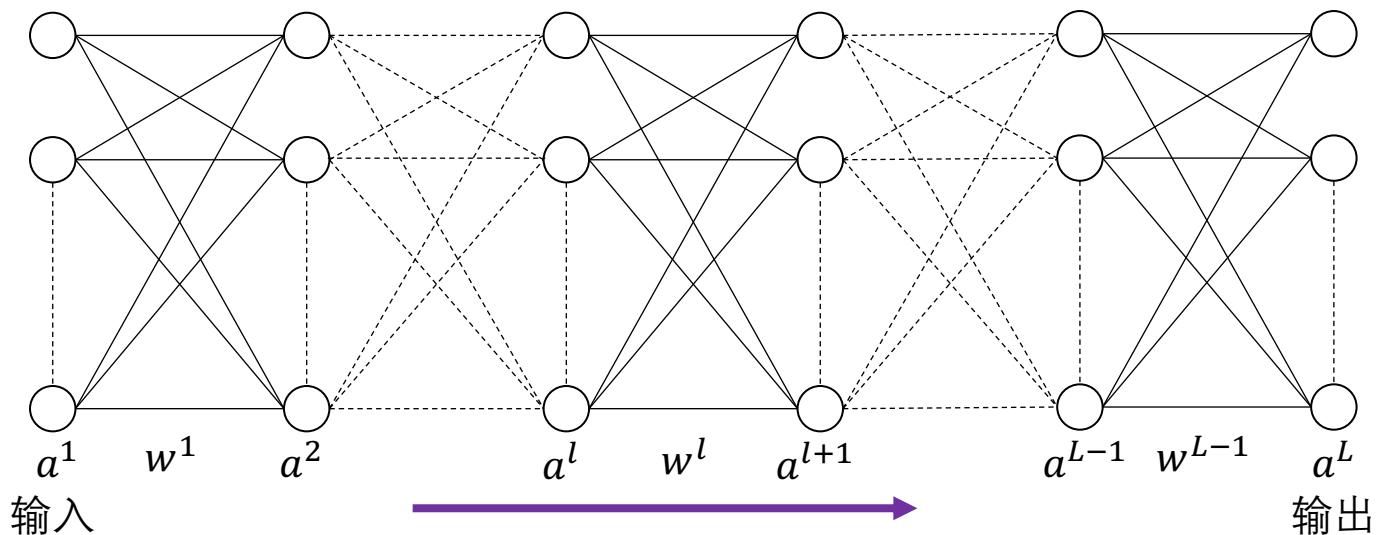


卷积神经网络：层间连接权共享

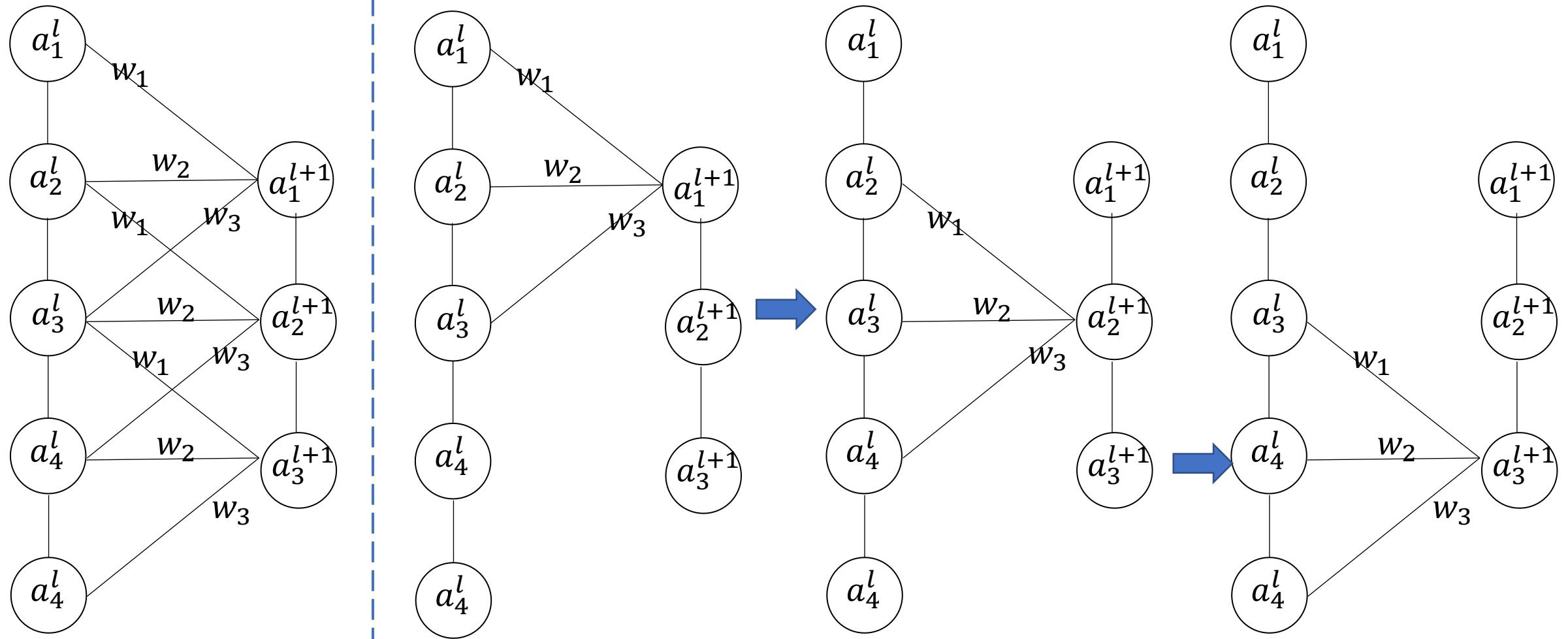


卷积神经网络

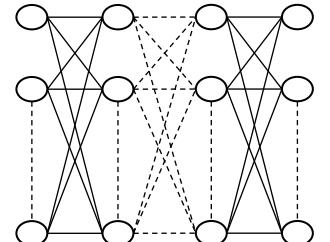
- 在两层之间连接权有共享，即相邻两层之间的连接权有相同的



卷积神经网络：层间连接权共享

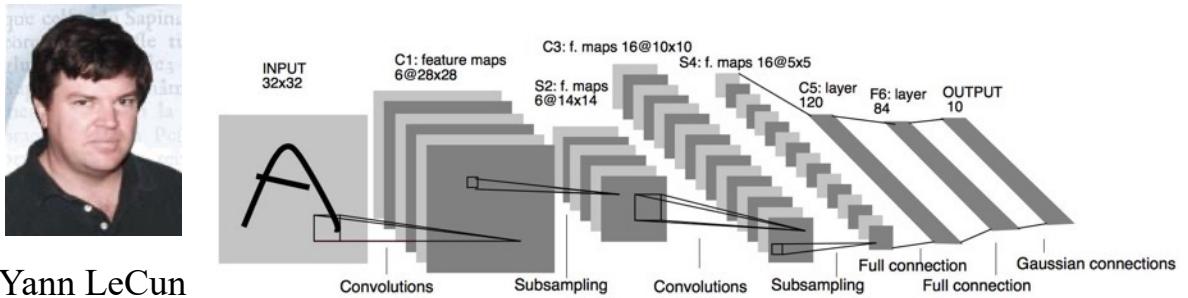


神经网络的几种变体



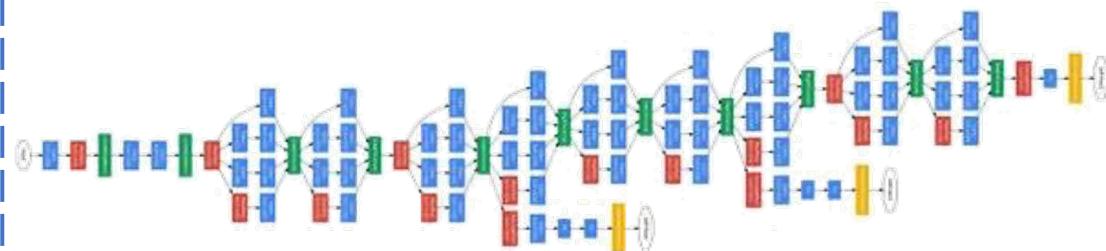
标准神经网络拓扑结构

LeNet

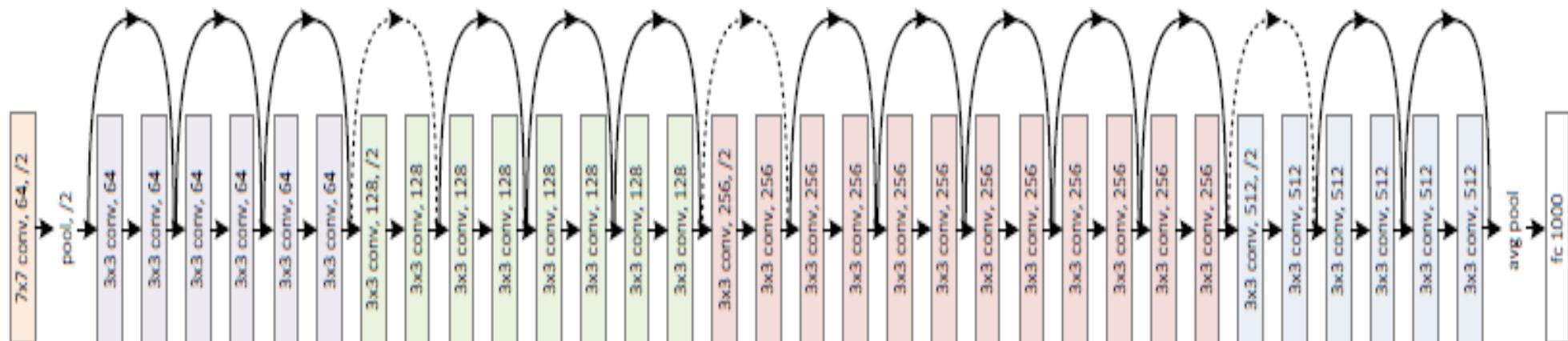


Yann LeCun

The Inception Architecture (GoogLeNet, 2014)

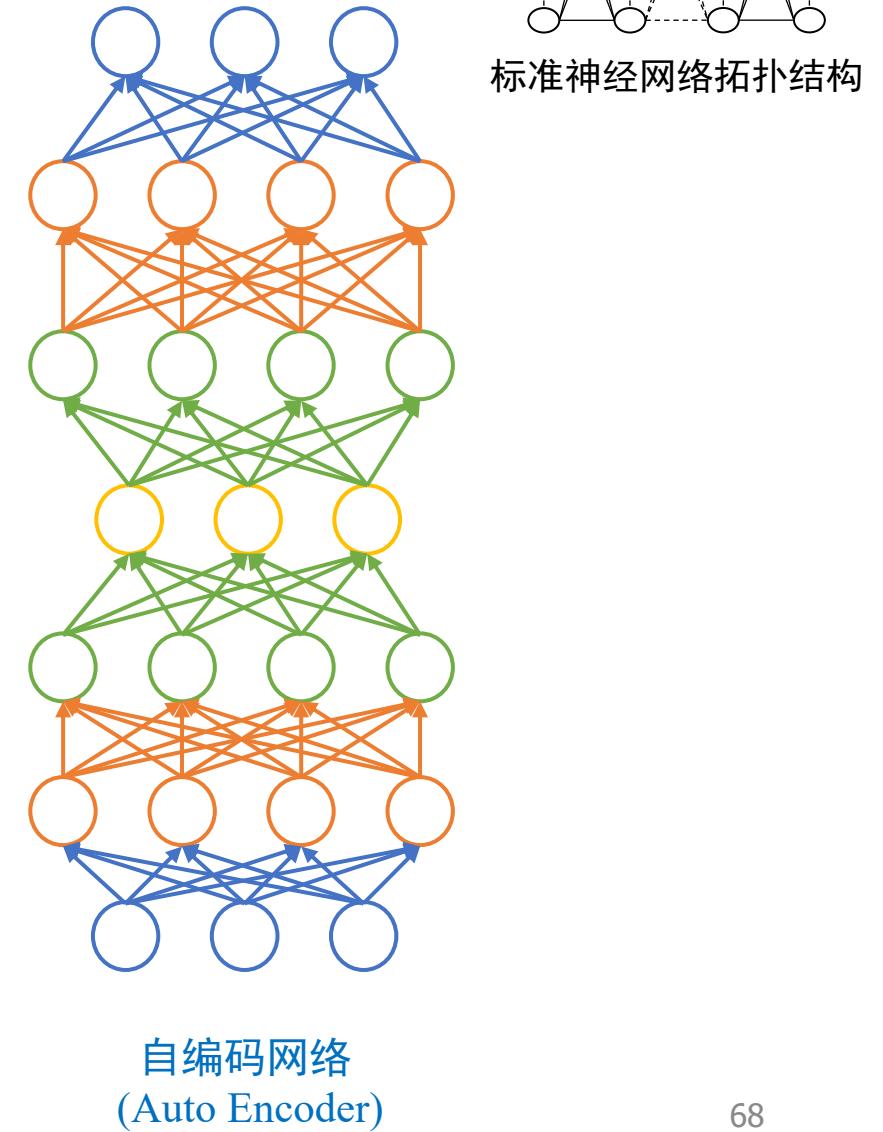
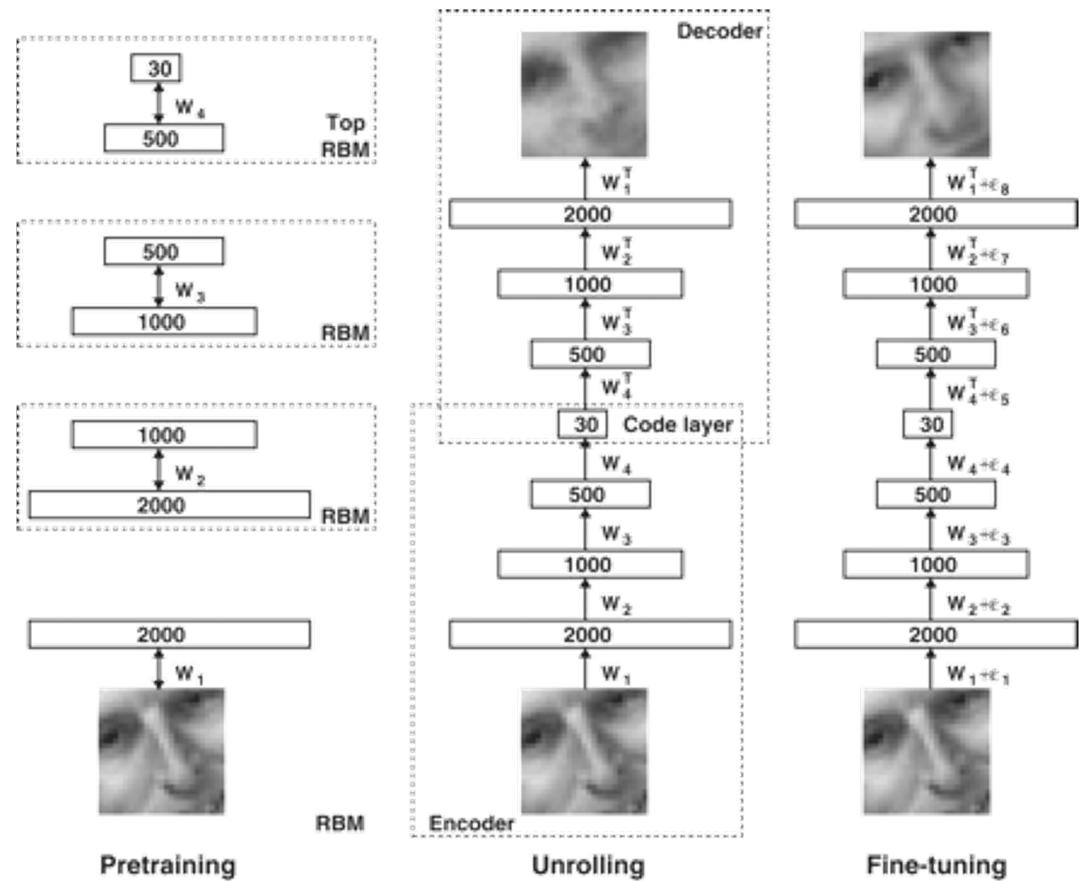


深度残差网络 (ResNet)

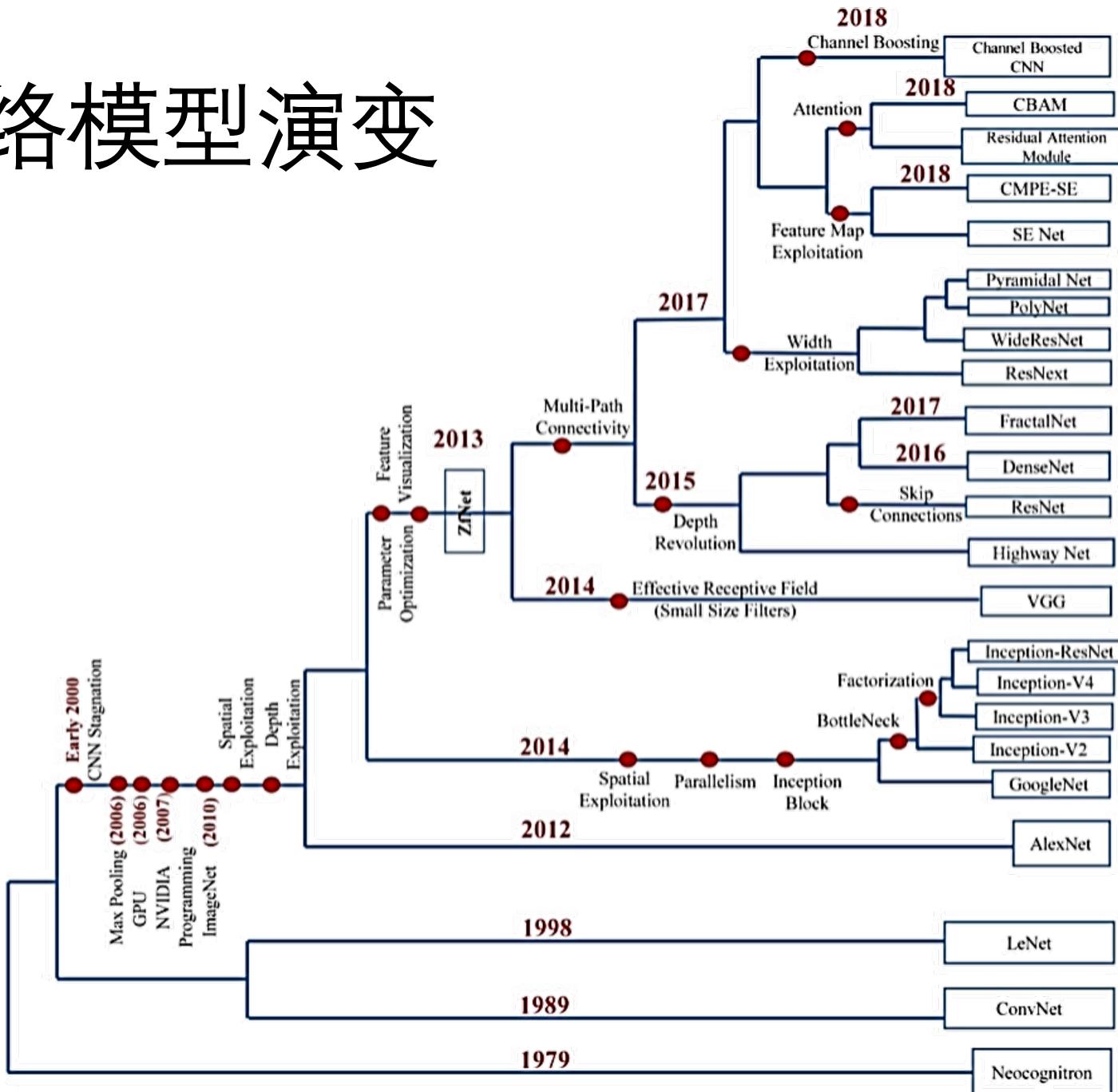


神经网络的几种变体

- G. E. Hinton, R. R. Salakhutdinov, Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 2006. 313(5786): pp. 504-507

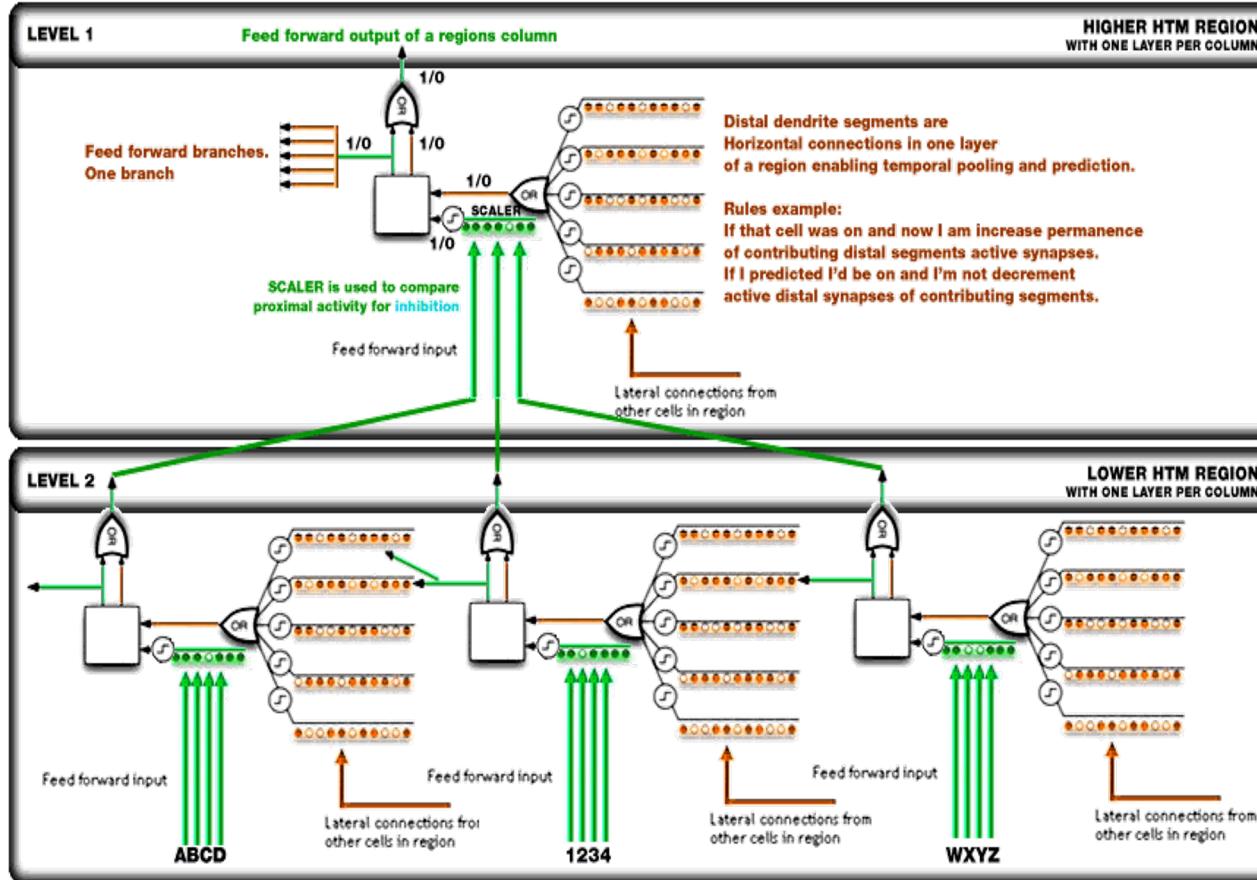
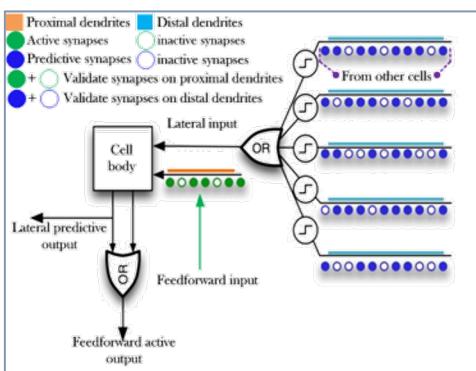


神经网络模型演变



其它复杂的神经网络模型

Hierarchical Temporal Memory (HTM)



回复式神经网络

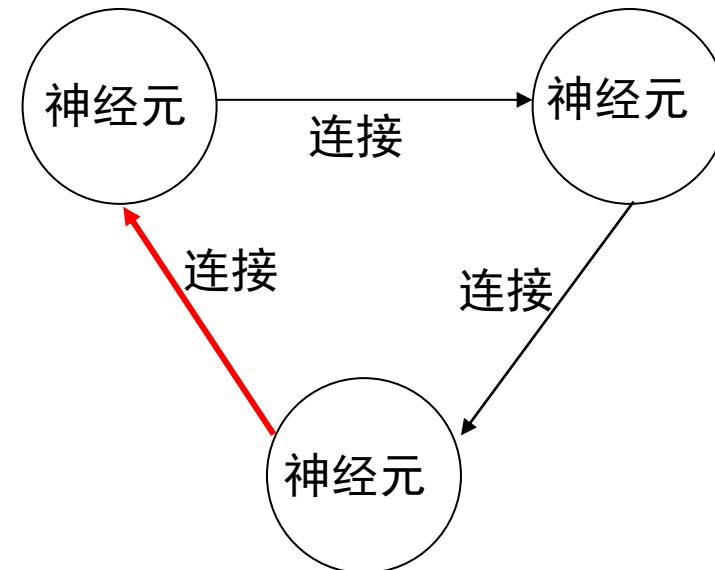
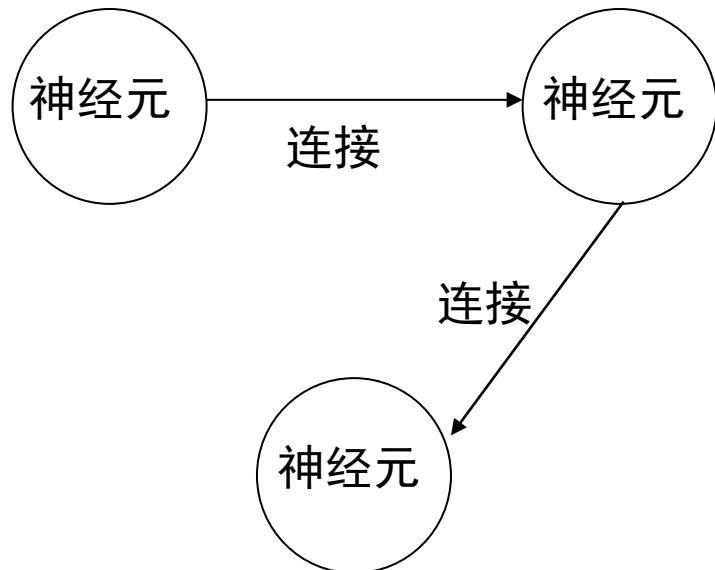
神经网络 = 神经元 + 连接

前馈神经网络

回复式神经网络

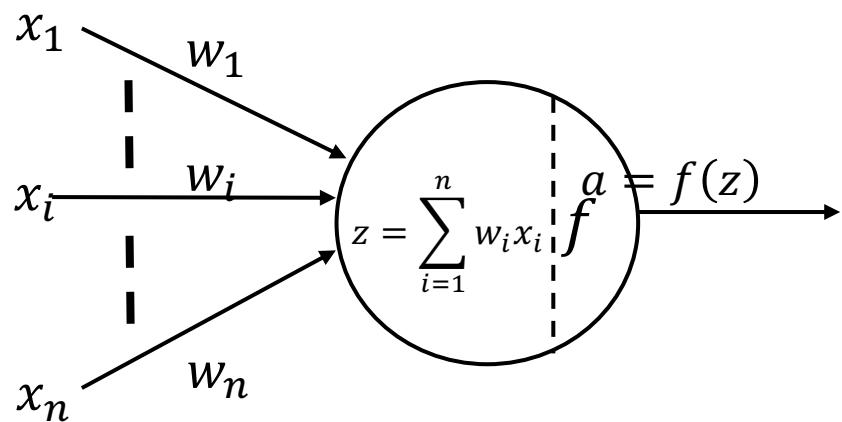
神经元 + 前馈连接

神经元 + 回复式连接

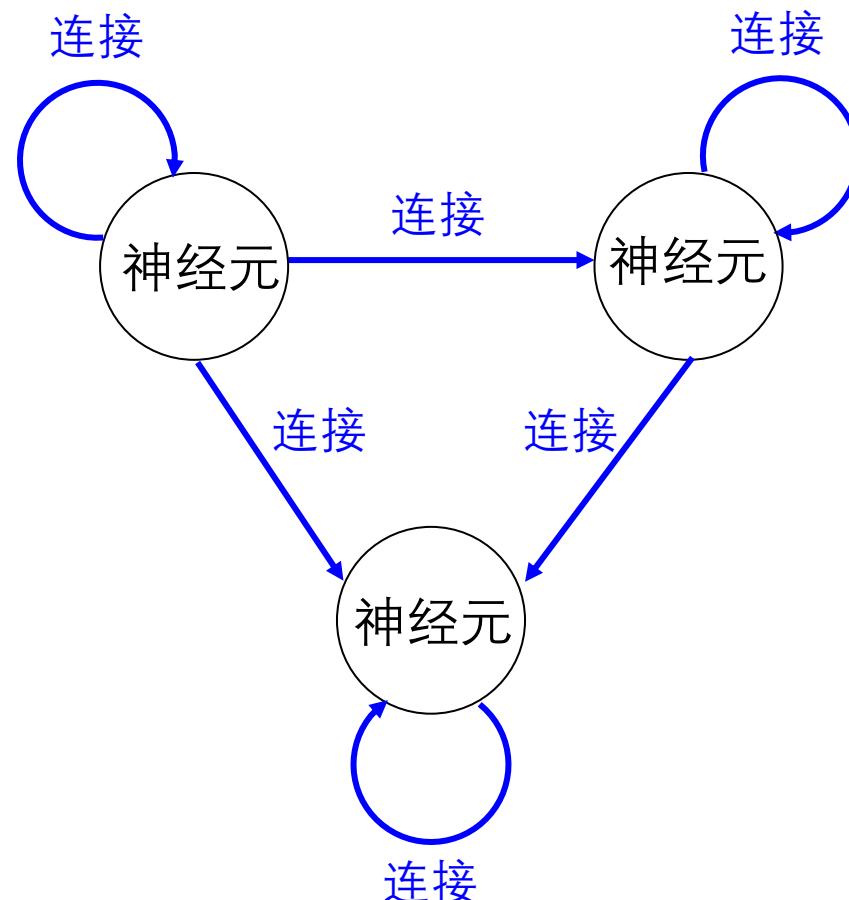


回复式神经网络

神经元模型

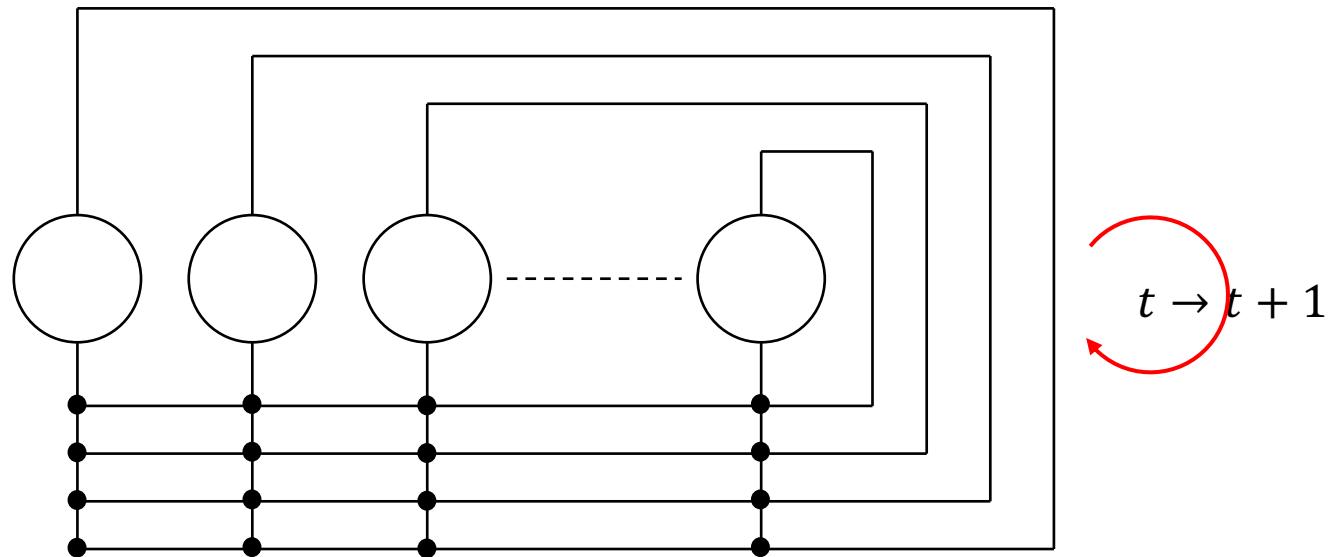


RNN拓扑结构



回复式神经网络

拓扑结构

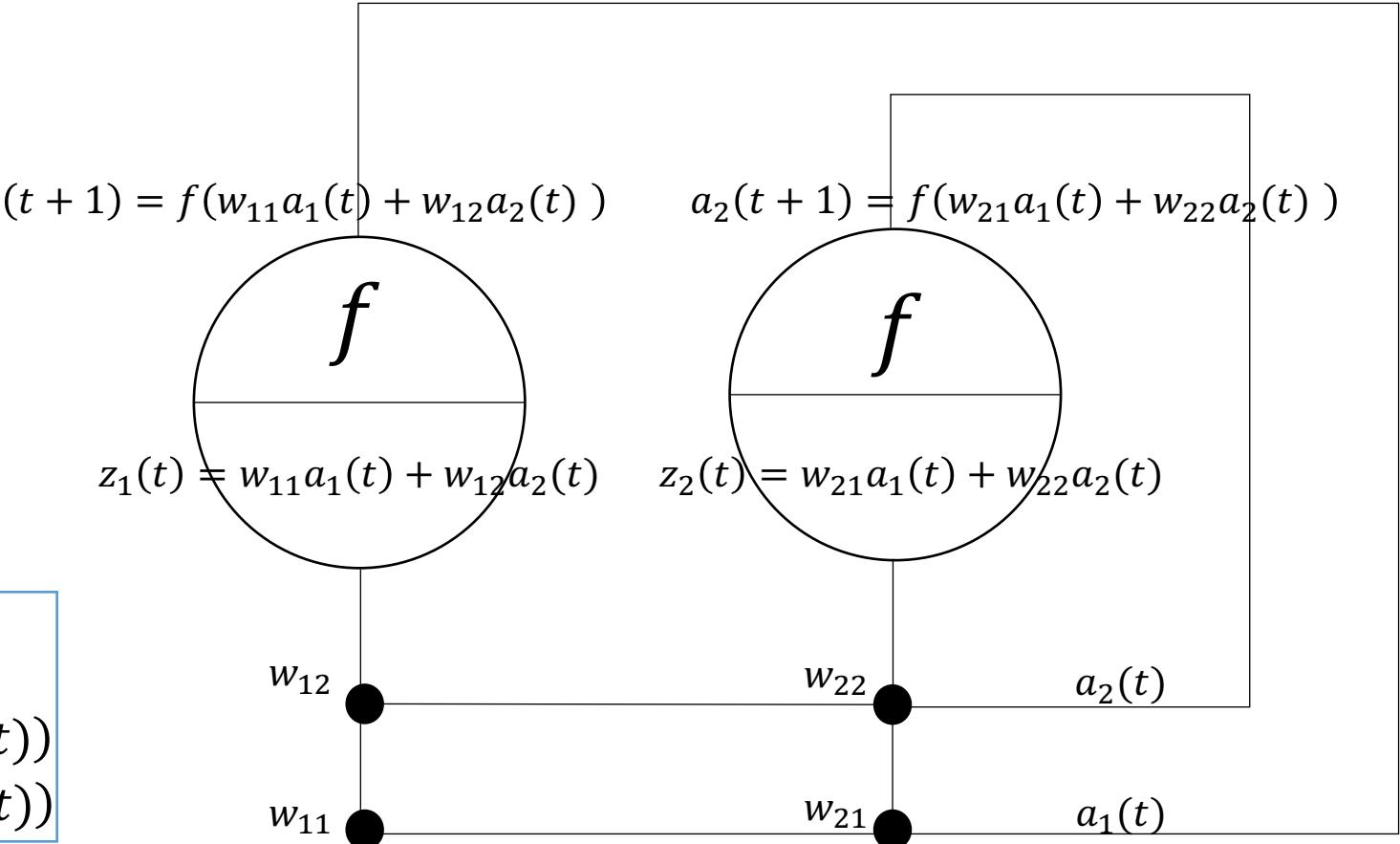


如何表示回复式神经网络的计算模型？

回复式神经网络

RNNs模型计算：

$$\begin{cases} a_1(t+1) = f(w_{11}a_1(t) + w_{12}a_2(t)) \\ a_2(t+1) = f(w_{21}a_1(t) + w_{22}a_2(t)) \end{cases}$$



回复式神经网络

- RNNs模型计算:

$$a_i(t+1) = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} a_j(t) \right)$$

for $t \geq 0$, and $i = 1, \dots, n$.

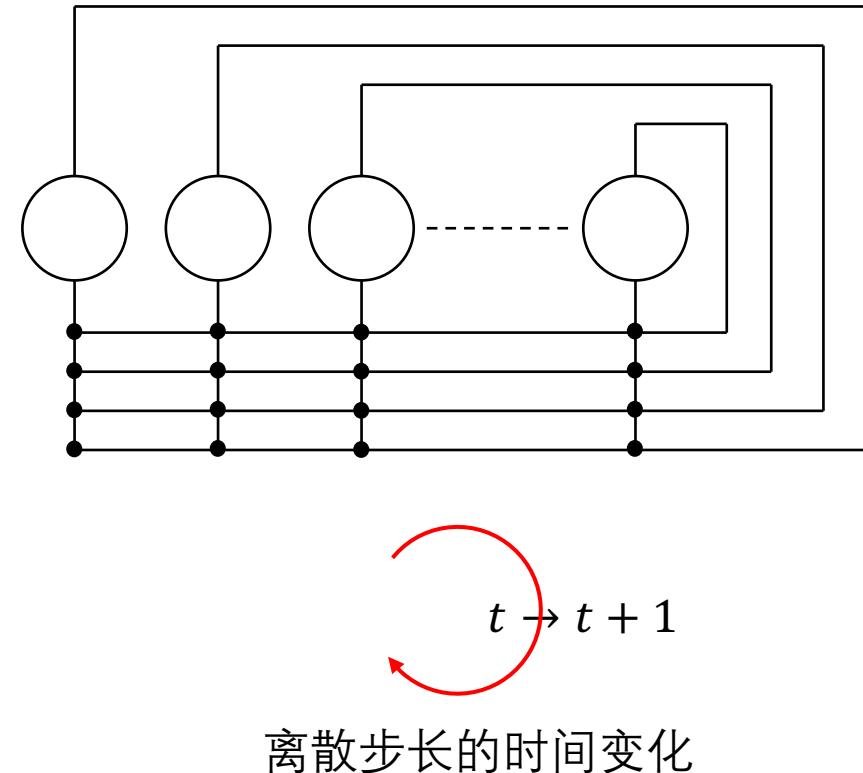
- 向量形式 :

$$a(t+1) = f(Wa(t))$$

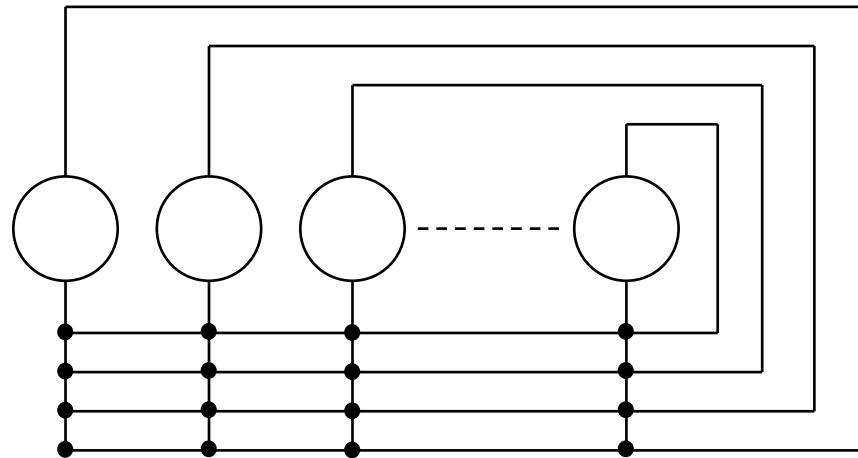
其中 :

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & \cdots & w_{nn} \end{bmatrix}, a(t) = \begin{bmatrix} a_1(t) \\ \vdots \\ a_n(t) \end{bmatrix}.$$

- 该模型是一个离散时间动态系统。



再看回复式神经网络



$t \rightarrow t + 1$

离散步长的时间变化

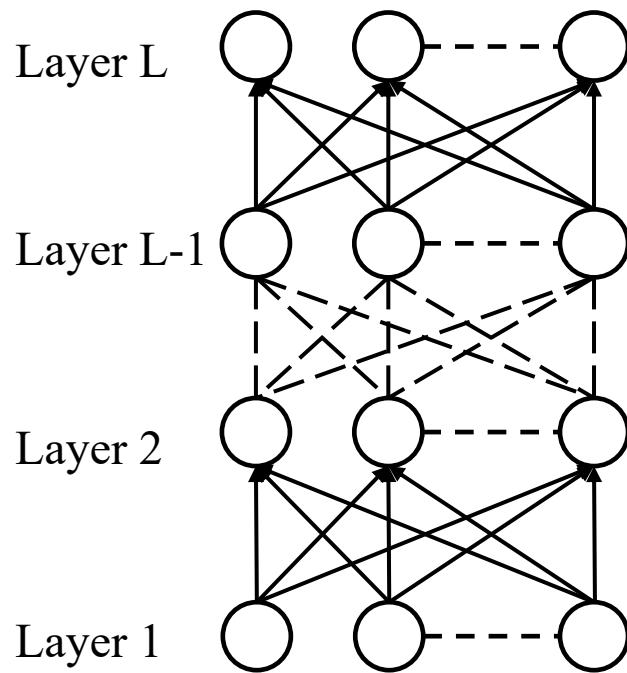
回复式神经网络的反馈
连接在时间维度展开



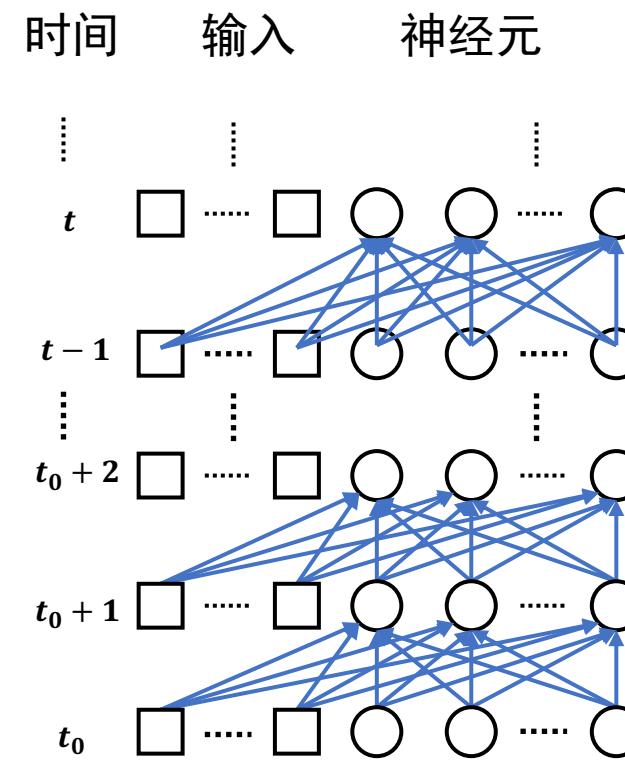
随着时间的运行，
这种网络可以
“无限深”

两类神经网络结构对比

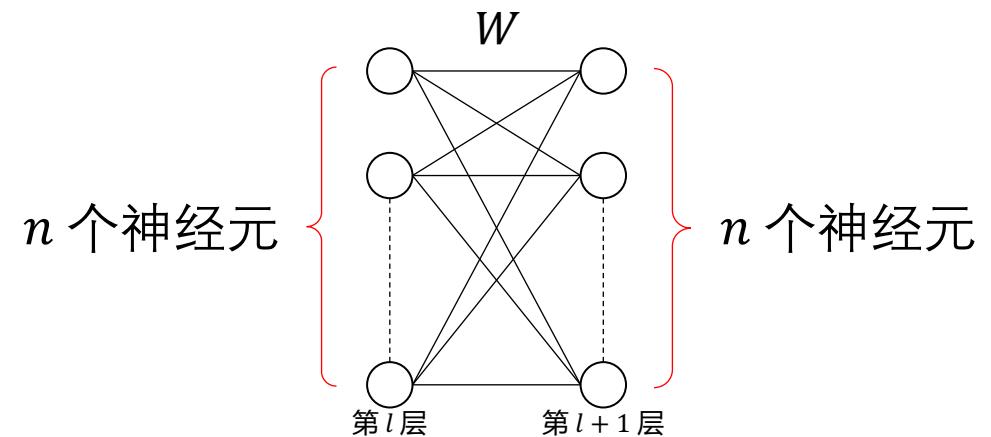
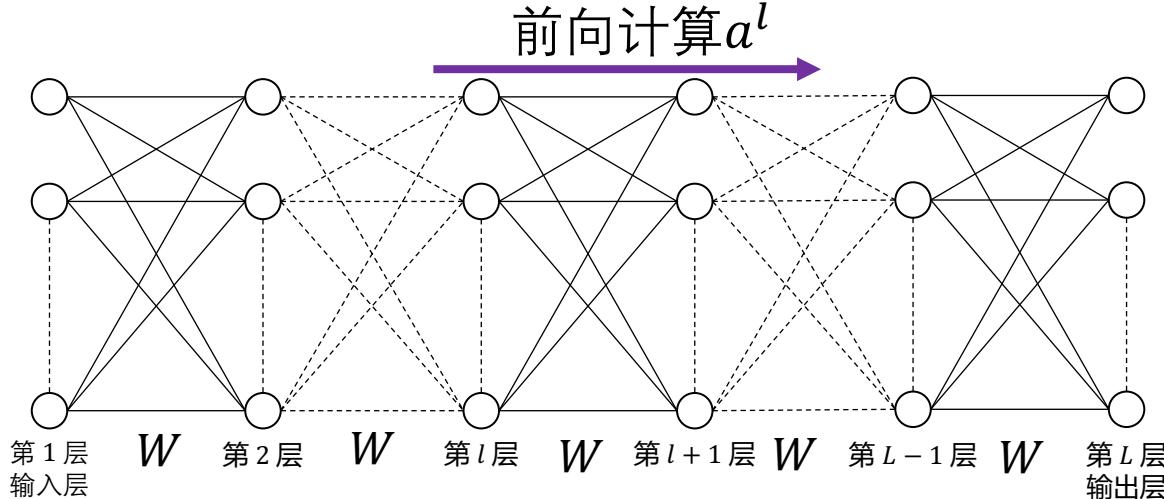
深度神经网络（FNN）



无限深度神经网络（RNN）



回复神经网络：所有层间连接权矩阵相同

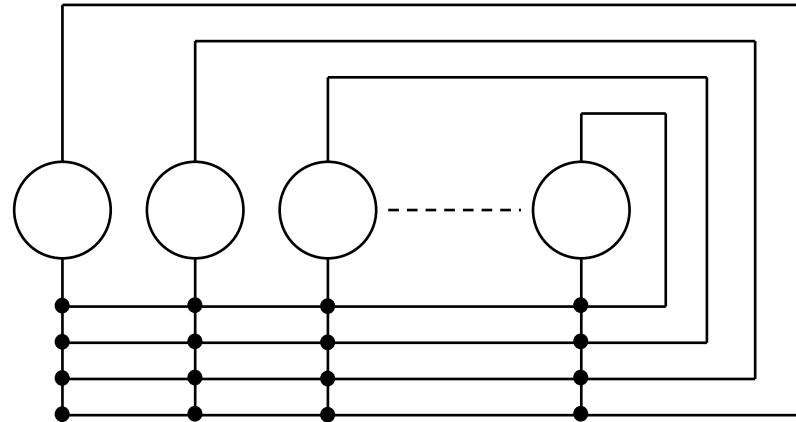
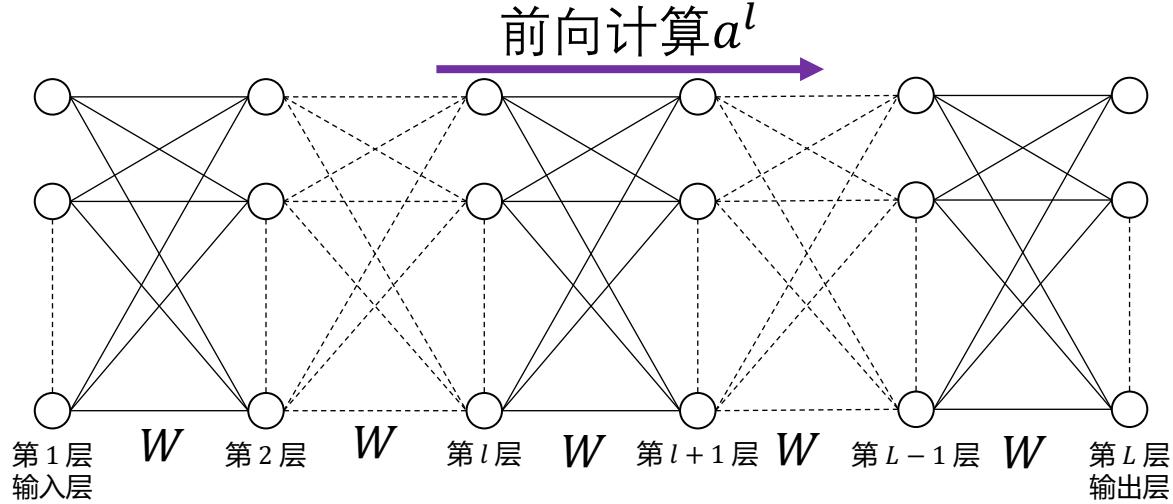


回复式神经网络

- $n_1 = n_2 = \dots = n_L = n$
- $W^1 = W^2 = \dots = W^L = W$

$$a_i^{l+1} = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} a_j^l \right) \quad a^{l+1} = f(W a^l)$$

回复神经网络：所有层间连接权矩阵相同

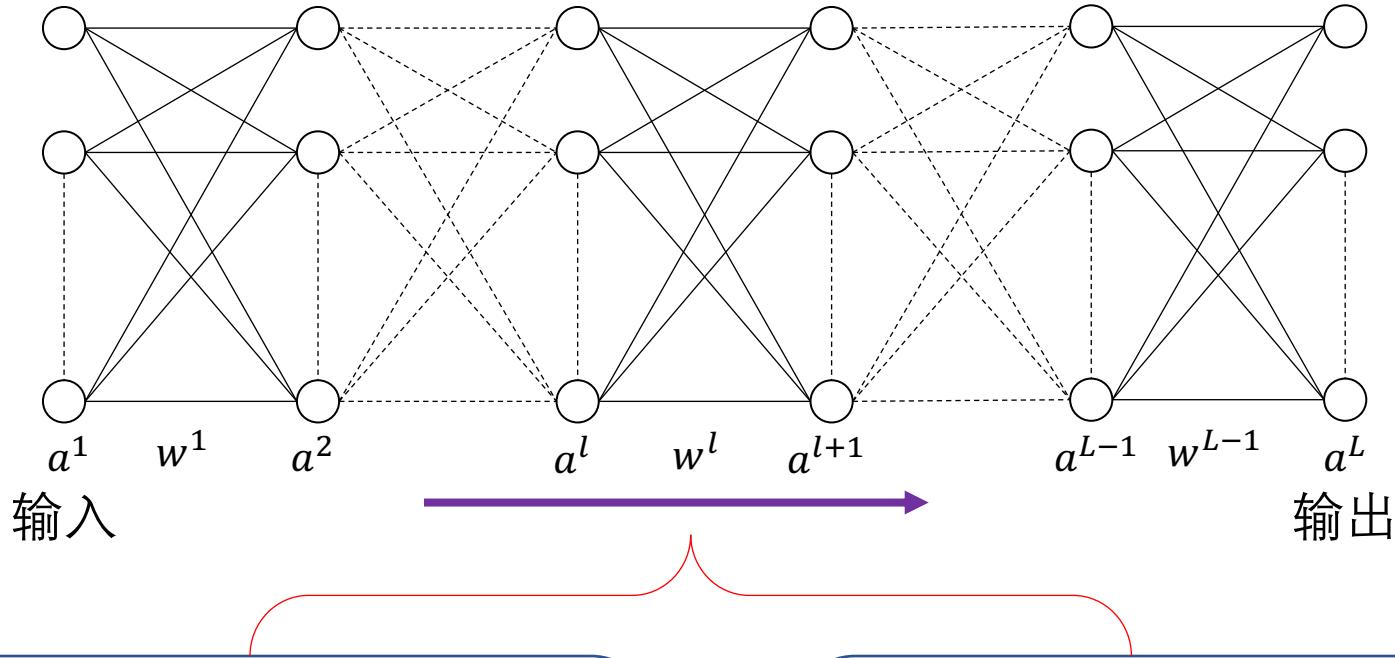


回复神经网络

- $n_1 = n_2 = \dots = n_L = n$
 - $W^1 = W^2 = \dots = W^L = W$
- $$a^{l+1} = f(Wa^l) \xrightarrow{l \rightarrow t} a(t+1) = f(Wa(t))$$

离散时间回复神经网络

非线性映射 / 动力学系统

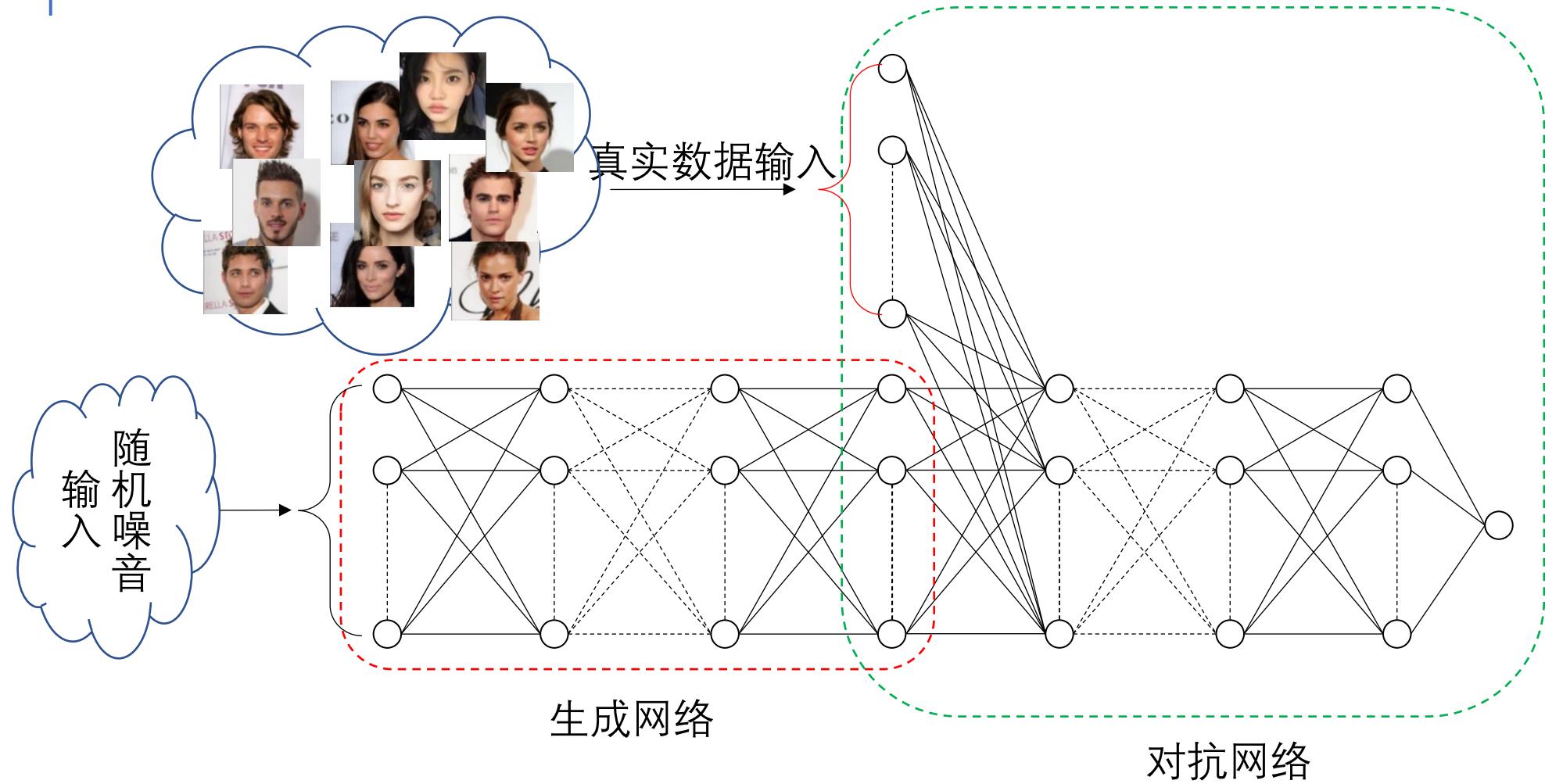


$$a^L = f \left(W^{L-1} f \left(W^{L-2} f \left(W^{L-3} \dots f \left(W^1 a^1 \right) \right) \right) \right)$$

$R^{n_1} \xrightarrow{\text{非线性映射}} R^{n_L}$

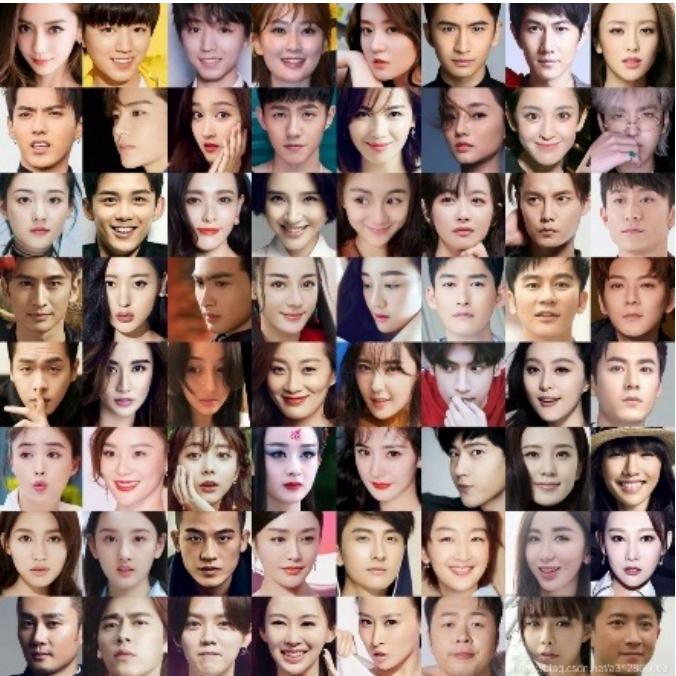
$$a_i^{l+1} = f \left(\sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l \right) \xrightarrow{\text{动力学系统}} a_i(l+1) = f \left(\sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}(l) a_j(l) \right)$$

生成对抗网络



生成对抗网络

人脸生成系统



真实的人脸照片



生成的人脸图片

例子：异或 (XOR) 问题

斑点毛毛虫



$$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

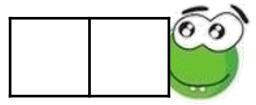


$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

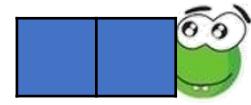


$$\boxed{1}$$

光滑毛毛虫



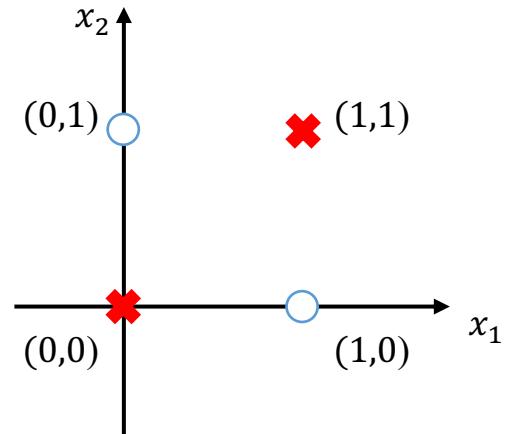
$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$



$$\boxed{0}$$



例子：异或 (XOR) 问题

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

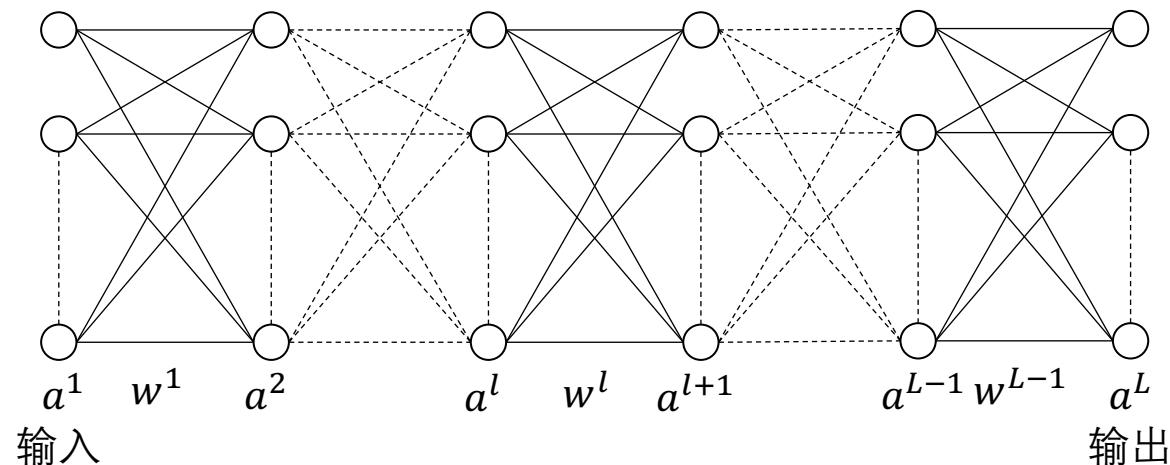
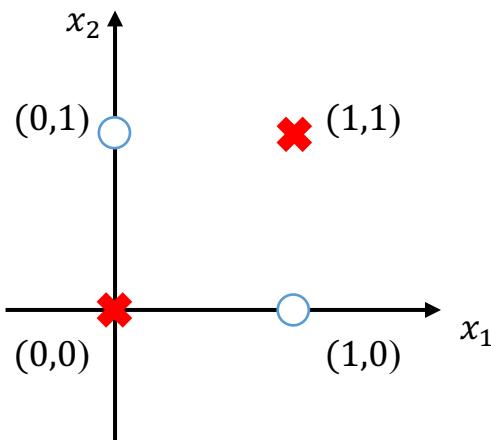
$$F\left(\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}\right) = f[f(2x_1 + 2x_2 - 1) + f(-x_1 - x_2 + 1.5) - 1.5]$$
$$f(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

1

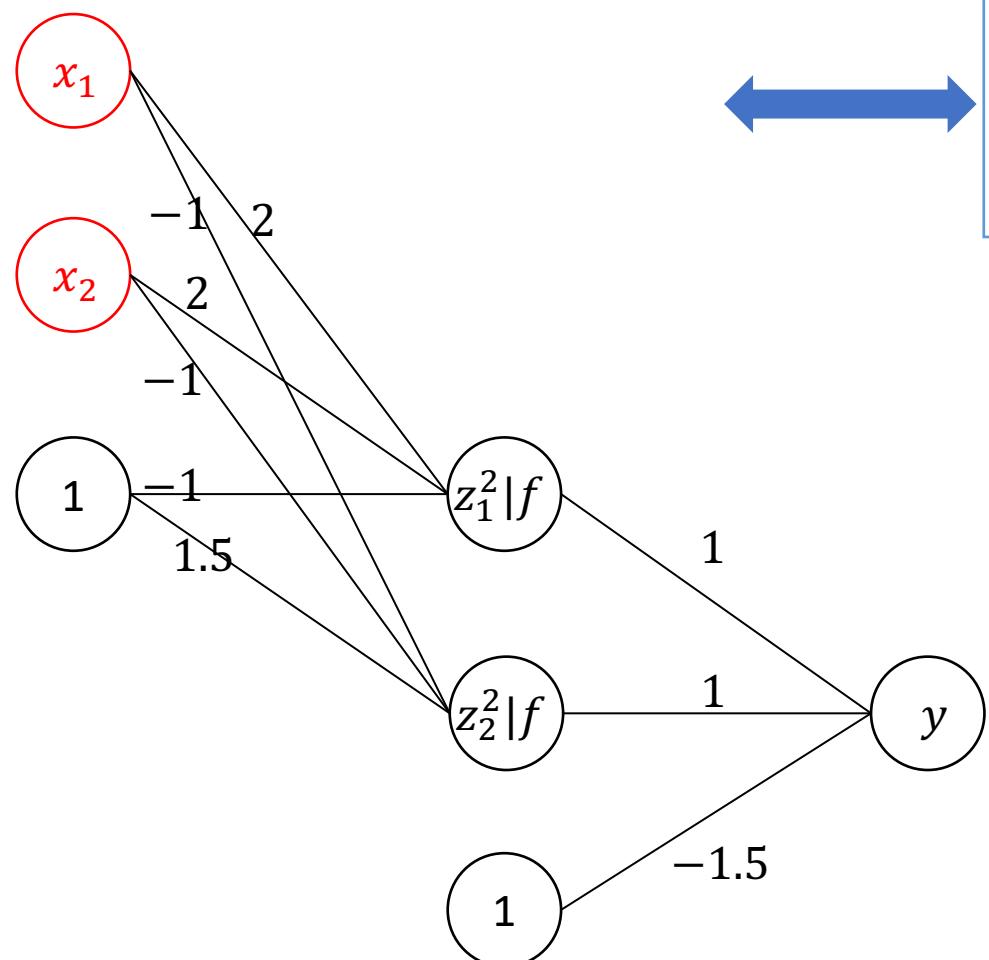
0

神经网络可以被看着是一种非线性映射

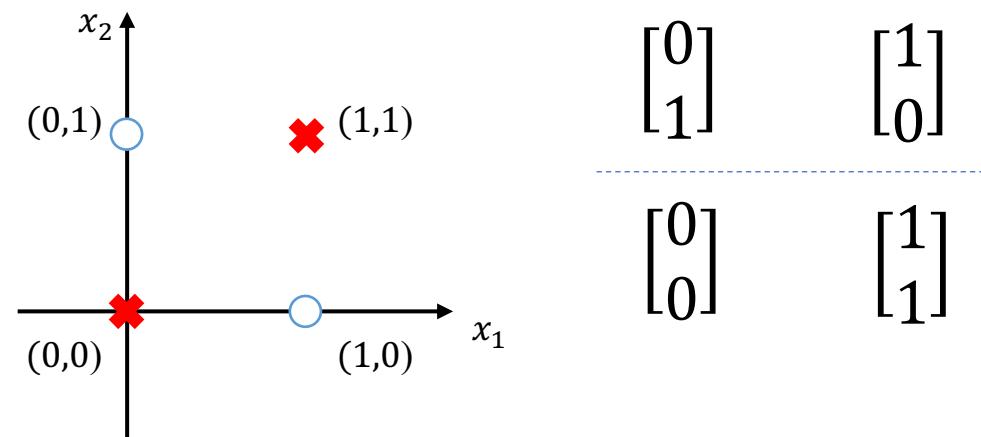
问题：是否可以构建一个神经网络来代替 F ？



例子：异或 (XOR) 问题

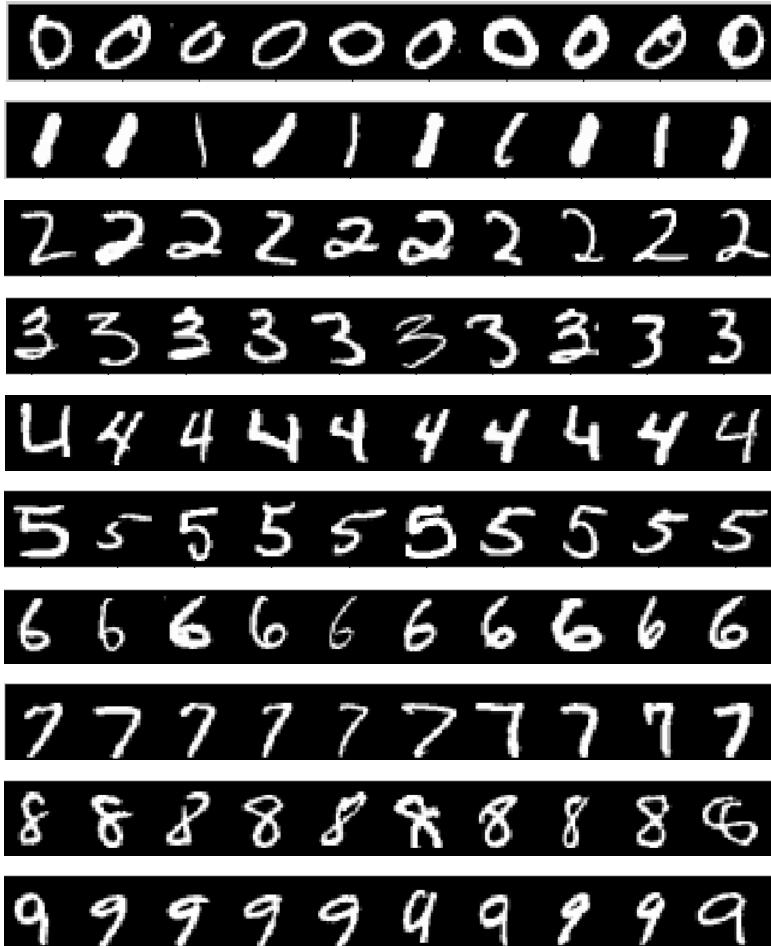


$$F \left(\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \right) = f[f(2x_1 + 2x_2 - 1) + f(-x_1 - x_2 + 1.5) - 1.5]$$
$$f(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$



这个网络真的可以代替 F 吗?
验算一下看看!

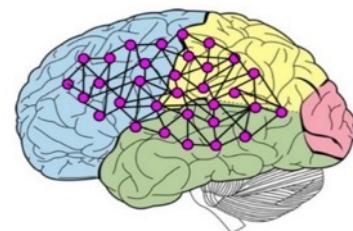
手写体数字识别



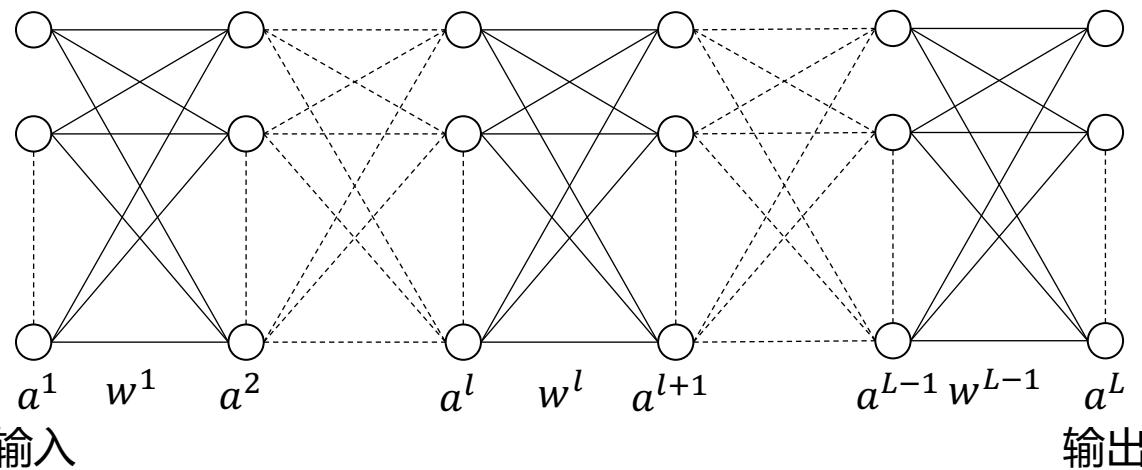
数字化

$$F: x \rightarrow y$$

表征



问题：可否可以构建一个神经网络来代替 F ？



人工智能的发展还任重道远

Neuron

Volume 109, Issue 17, 1 September 2021, Pages 2727-2739.e3

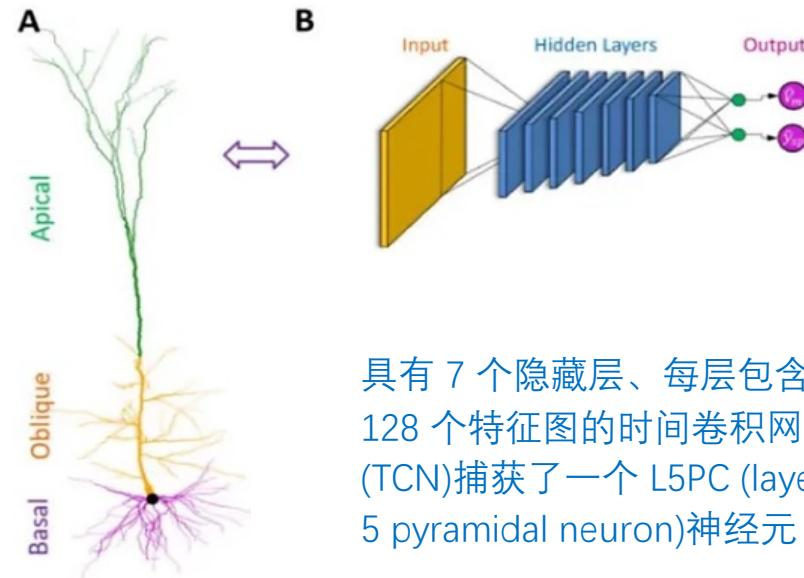


Article

Single cortical neurons as deep artificial neural networks

David Beniaguev^{1, 3}✉, Idan Segev^{1, 2}, Michael London^{1, 2}

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0896627321005018>



具有 7 个隐藏层、每层包含 128 个特征图的时间卷积网络 (TCN) 捕获了一个 L5PC (layer 5 pyramidal neuron) 神经元

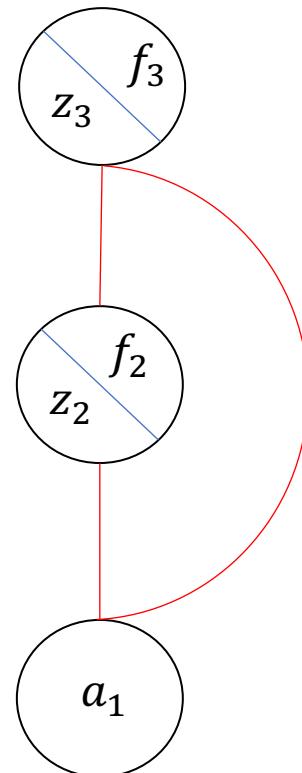
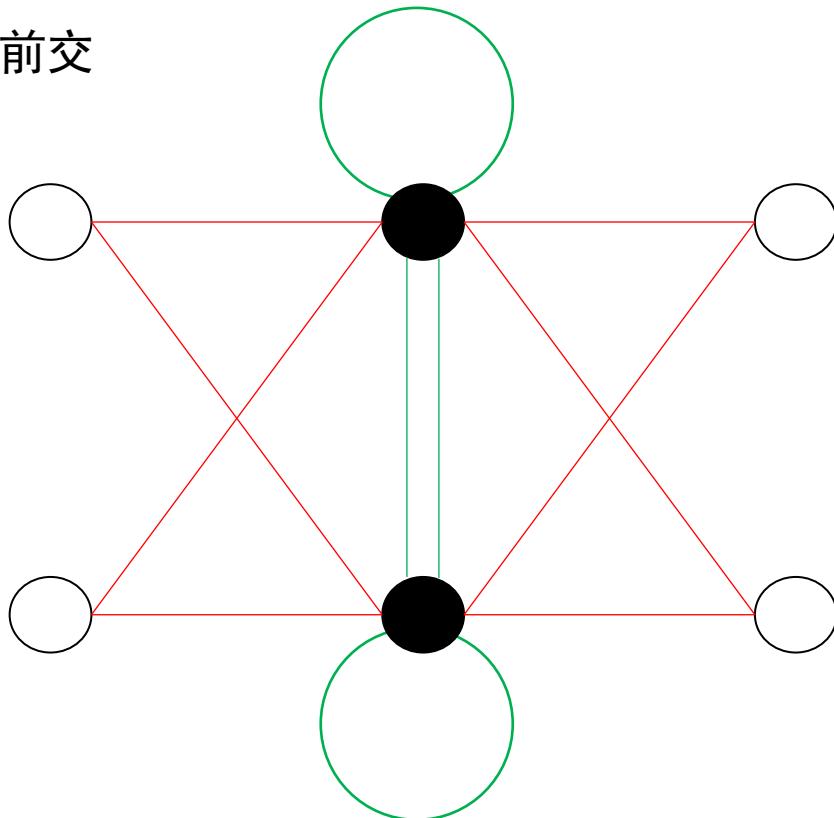
- 耶路撒冷希伯来大学的计算神经科学博士生 David、神经科学教授 Idan 和副教授 Michael 训练了一个人工神经网络来模拟生物神经元的计算
- 一个深度神经网络需要 5 至 8 层才能表征单个生物神经元的复杂度——1000 个人工神经元对应 1 个生物神经元

作业

将下面两个网络结构重绘成标准神经网络结构

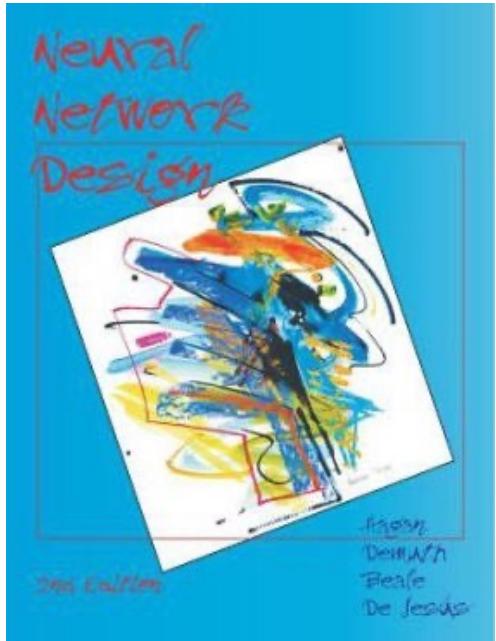
即：层间神经元没有连接，跨层神经元间没有连接

下周上课前交



* 请自行熟悉Matlab、Python编程，后面作业会用到

参考书



Neural Network Design

作者: Martin T. Hagan / Howard B. Demuth / Mark H. Beale
出版社: Martin Hagan

翻译 : 四川大学机器智能实验室

中文出版 : 机械工业出版社

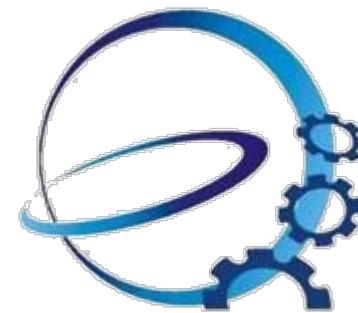
——第1版写于1995年，是最早和最经典的神经网络教材。在人工智能方兴未艾的今天，本书20年后的全面更新正逢其时。

助教



张泽奥

硕士研究生
四川大学 · 计算机学院 · 人工智能系
机器智能实验室



深度学习引论 2022F

961 4732 0368

10:15

2022年09月09日

1小时45分钟

12:00

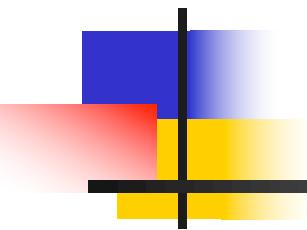
2022年09月09日 (GMT+08:00)



请使用手机端「腾讯会议 App」扫码入会

<http://www.machineilab.org/>

<http://guoquan.net/>



Thanks