

深度学习引论

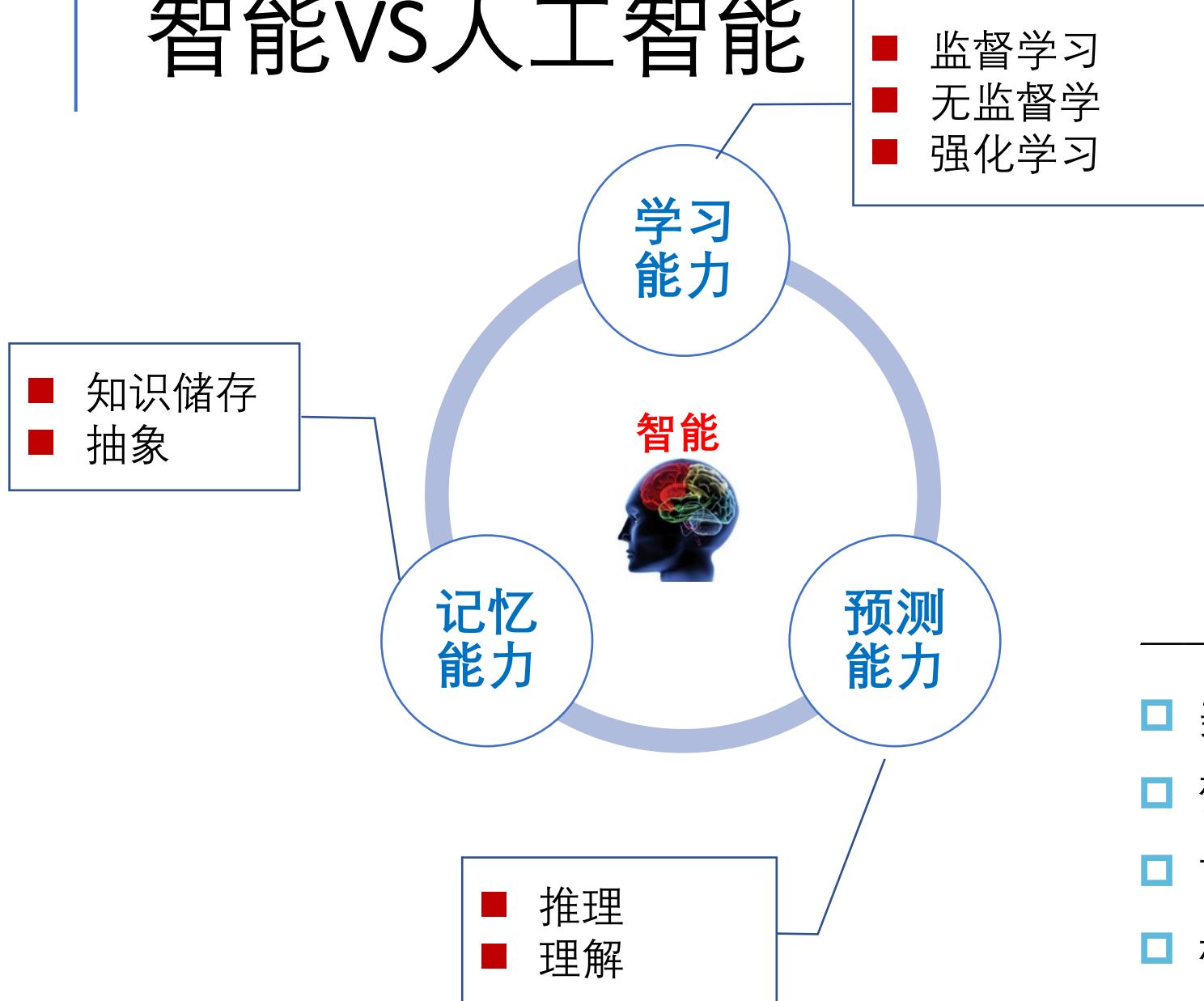
张蕾, 郭泉

四川大学·计算机学院·人工智能
机器智能实验室

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



智能VS人工智能

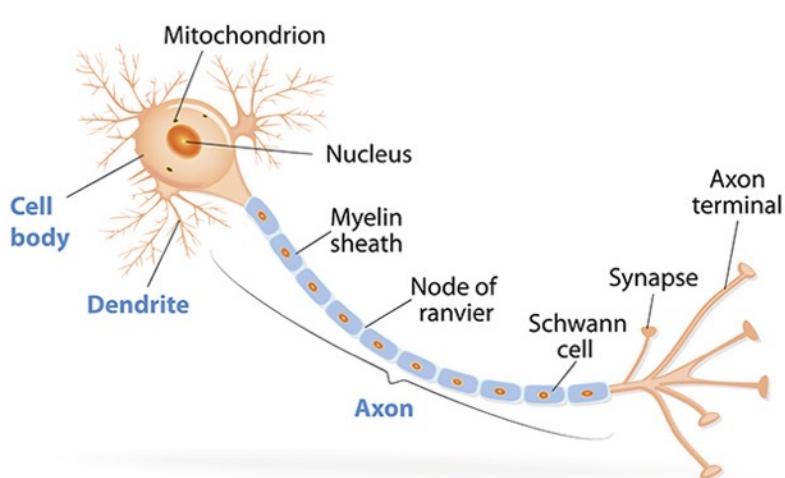


达特茅斯大学

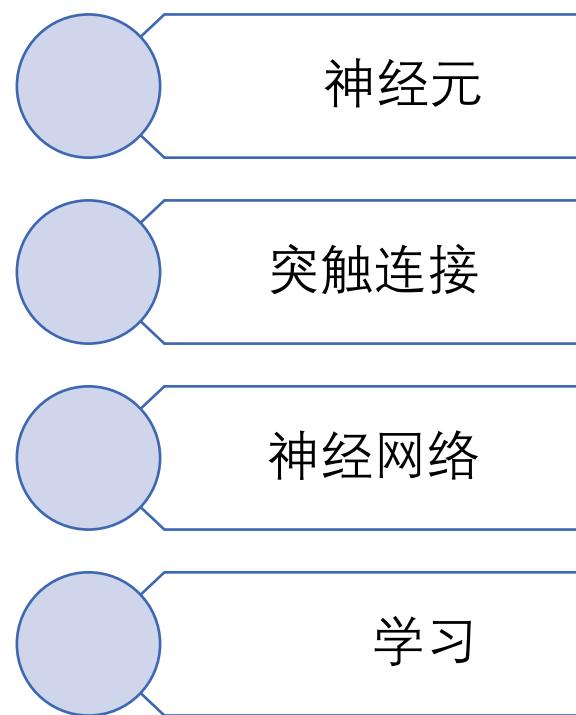
—1956年，达特茅斯会议

- 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

人工神经网络



生物神经网络

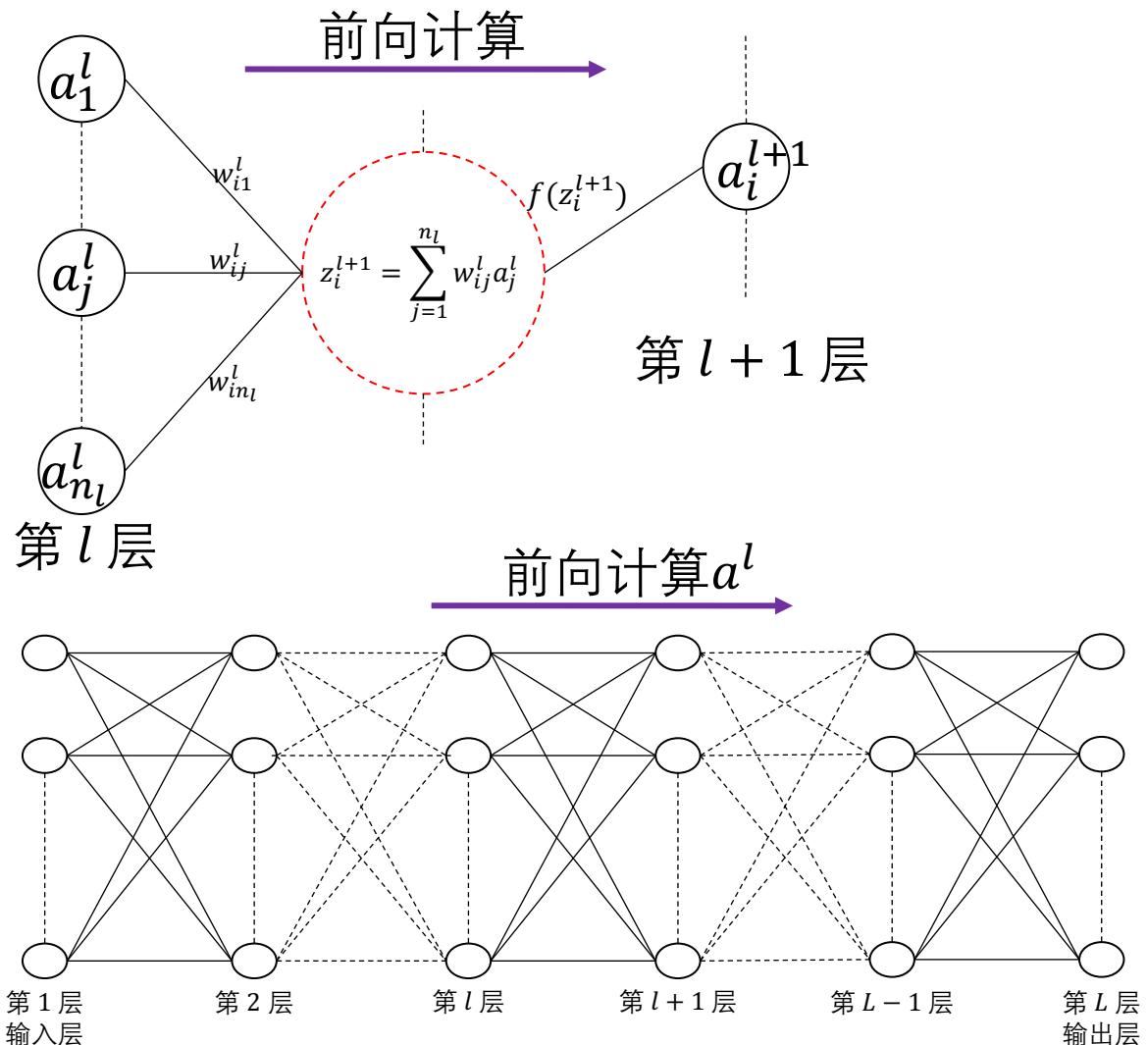


人工神经网络

抽象
建立可计算的数学模型



前向计算



算法:

```
Input  $W^l, a^1$ 
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

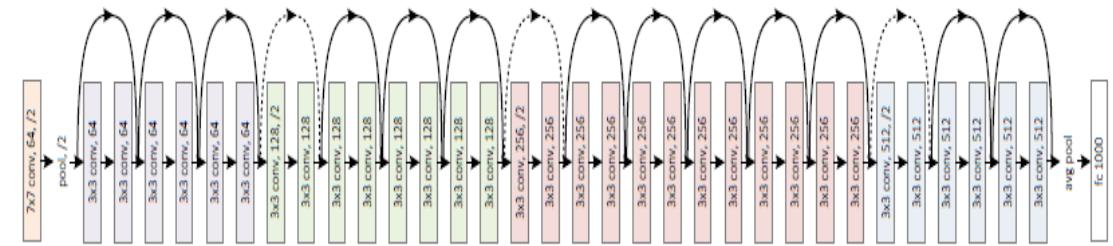
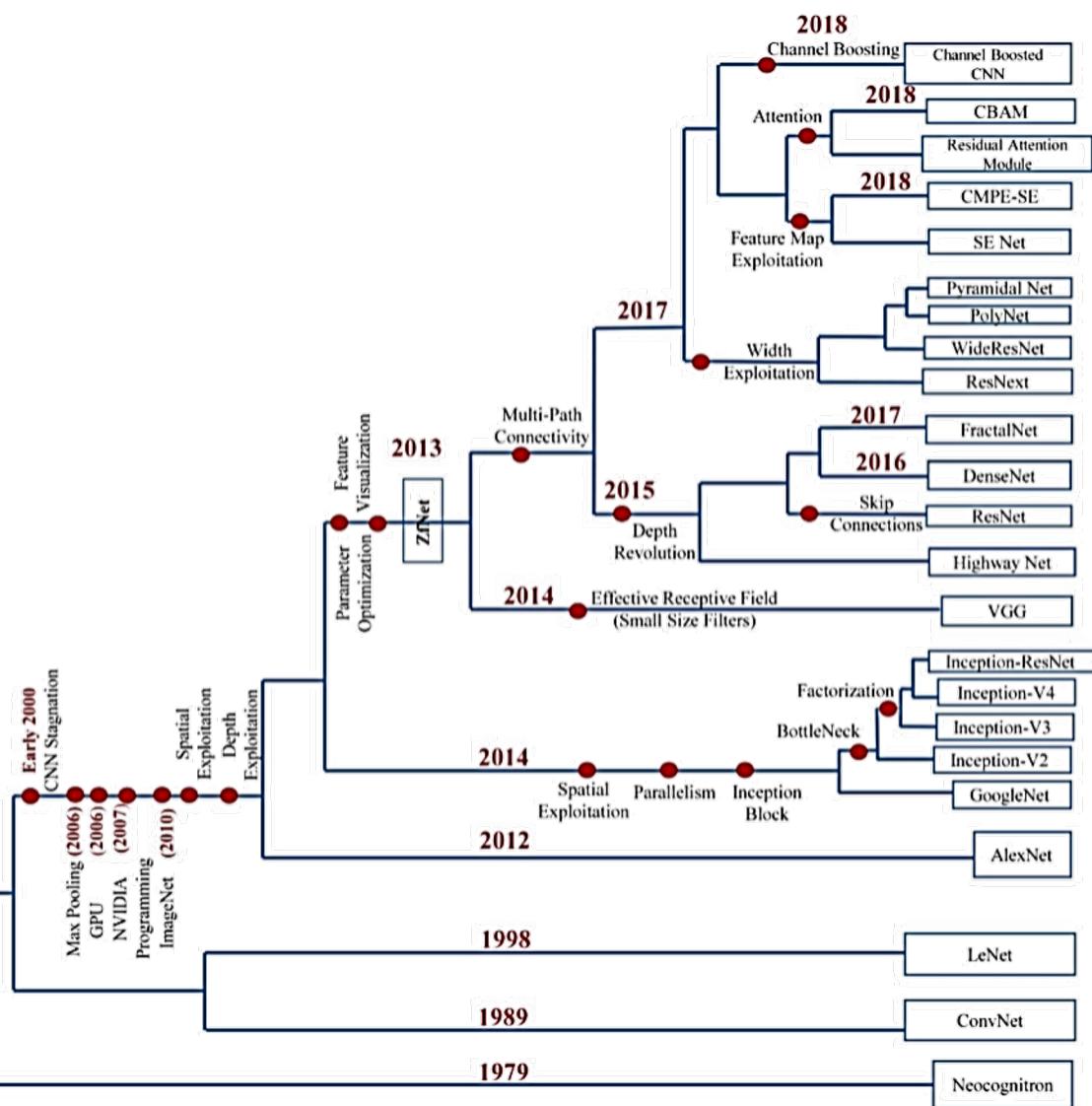
$$\begin{cases} a_i^{l+1} = f(z_i^{l+1}) \\ z_i^{l+1} = \sum_{j=1}^{n_l} w_{ij}^l a_j^l \end{cases}$$

向量形式

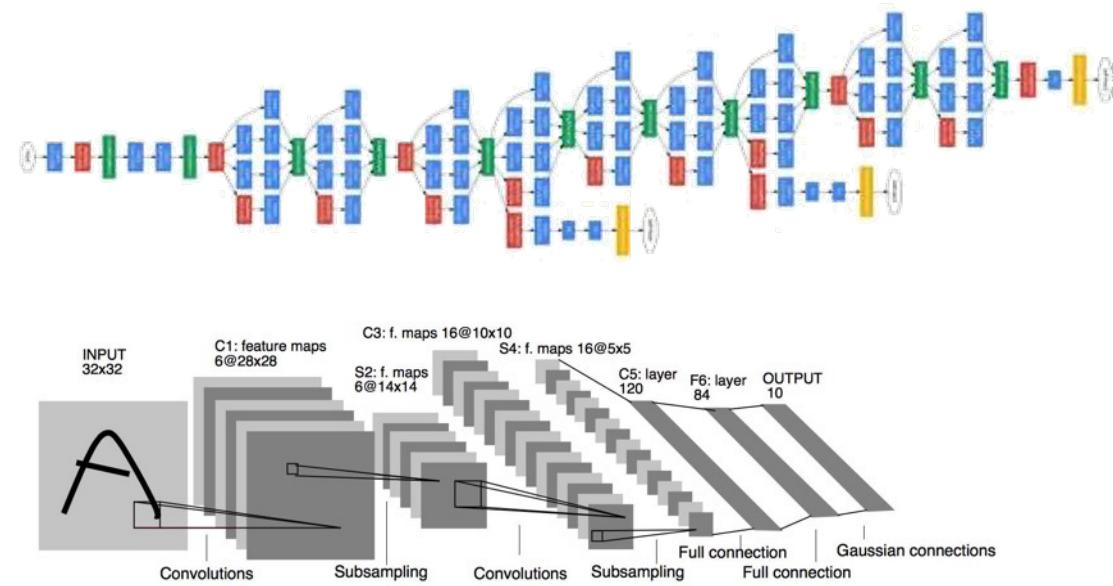
$$\begin{cases} a^{l+1} = f(z^{l+1}) \\ z^{l+1} = w^l a^l \end{cases}$$

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

神经网络模型



The Inception Architecture (GoogLeNet, 2014)



回复神经网络

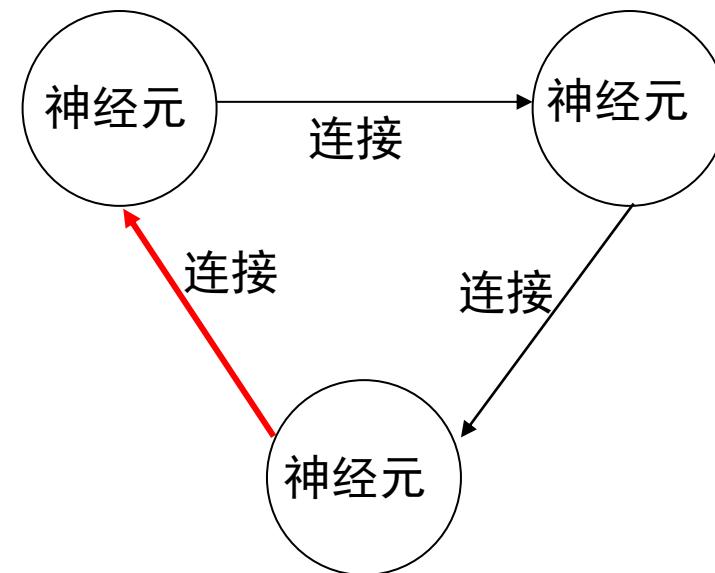
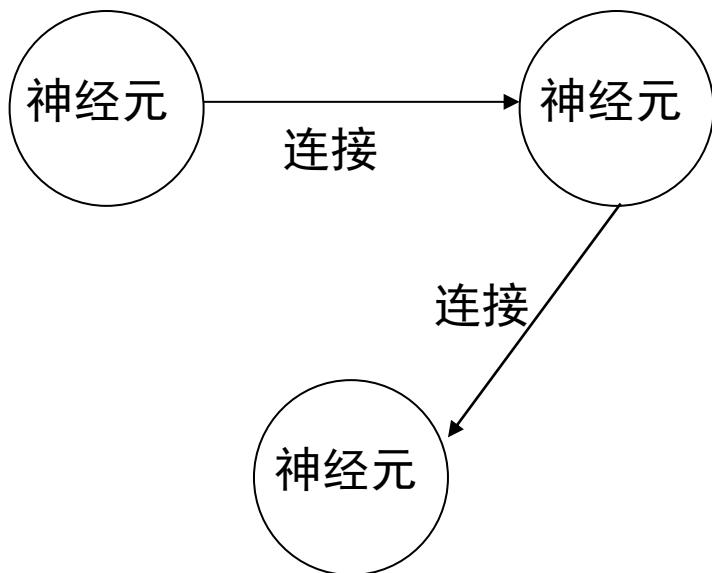
神经网络 = 神经元 + 连接

前馈神经网络

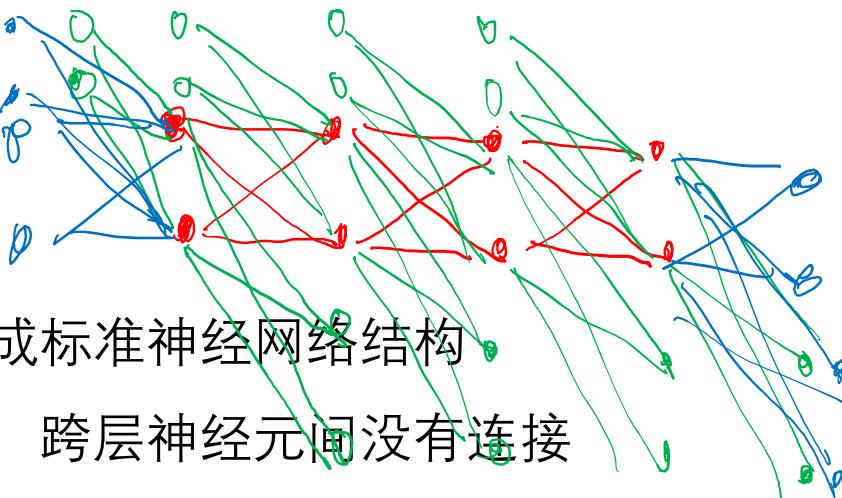
回复神经网络

神经元 + 前馈连接

神经元 + 回复连接

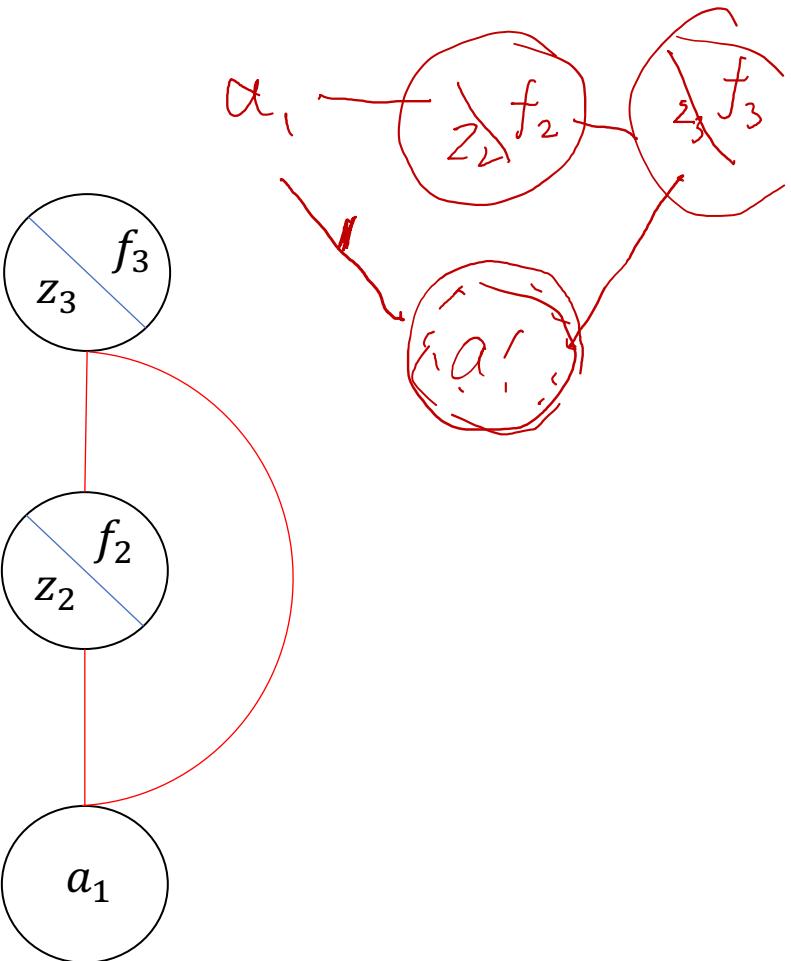
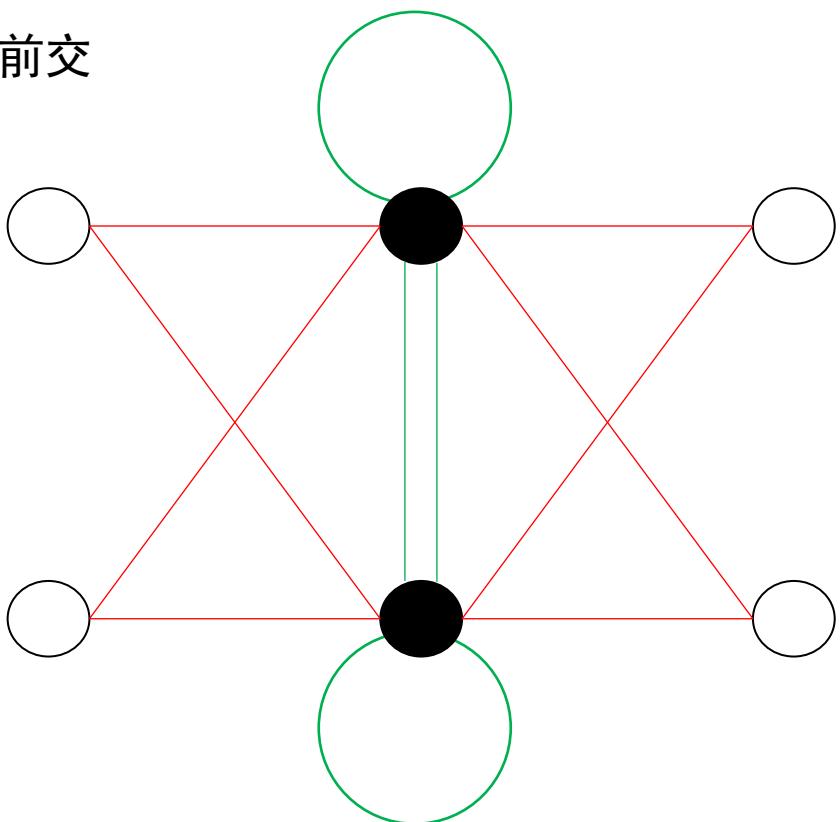


作业



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

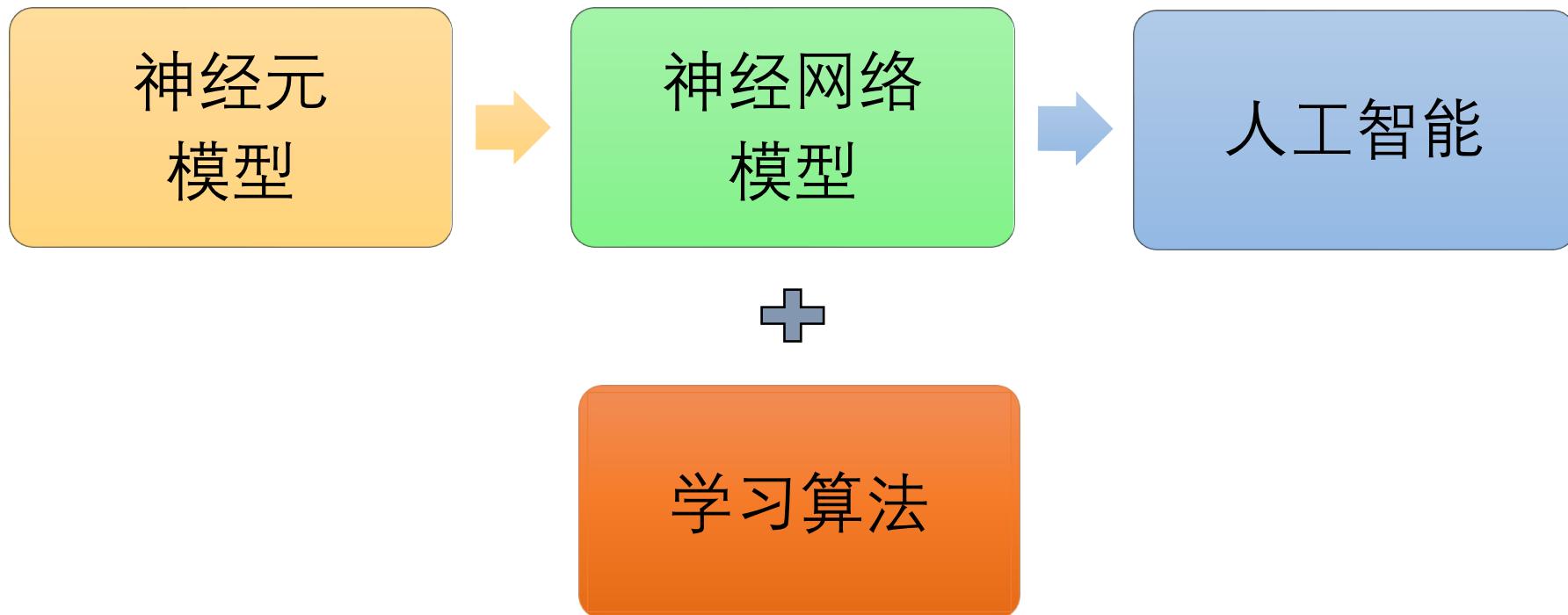


* 请自行熟悉Matlab、Python编程，后面作业会用到

深度学习引论

第二节 神经网络学习初探

人工智能的神经网络方法



提纲

从手写体数字识别谈起

人工神经网络·深度学习

从手写体数字识别谈起

5

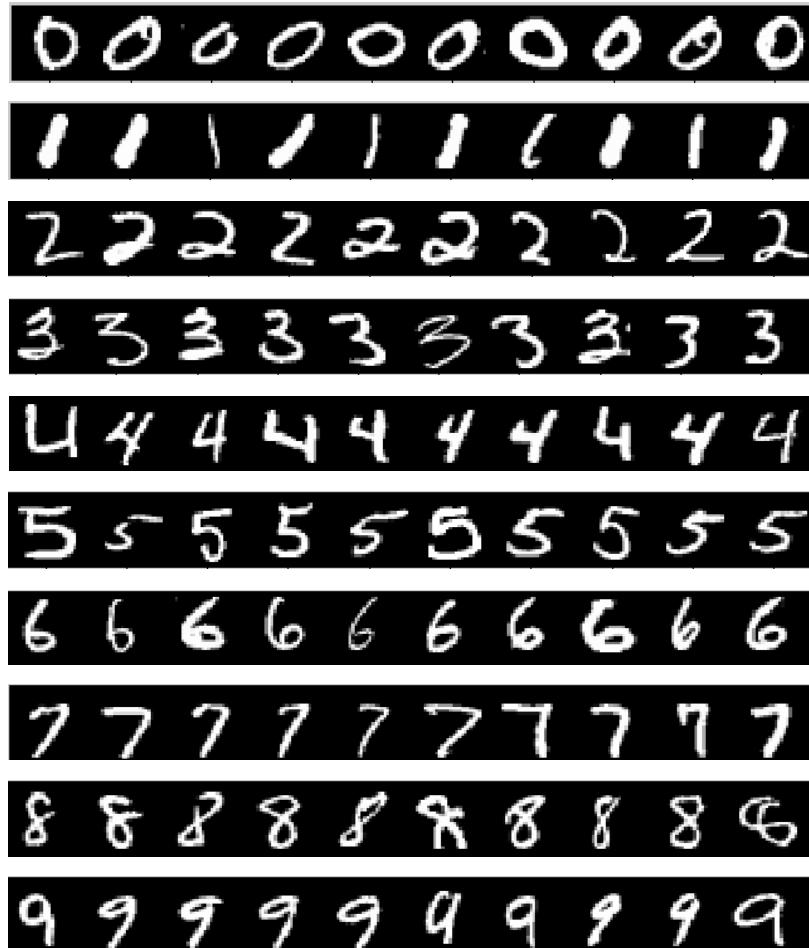
0000000000
1111111111
2222222222
3333333333
4444444444
5555555555
6666666666
7777777777
8888888888
9999999999

123456789
123456789
22344566
87654321
66996699
3535553
32457869

手写体数字是一个
无限集合

1 2 7 0 5 | 3 8
3 0 6 9 5 1
4
6 1 8 6 9
1 4 0

从手写体数字识别谈起



问题:

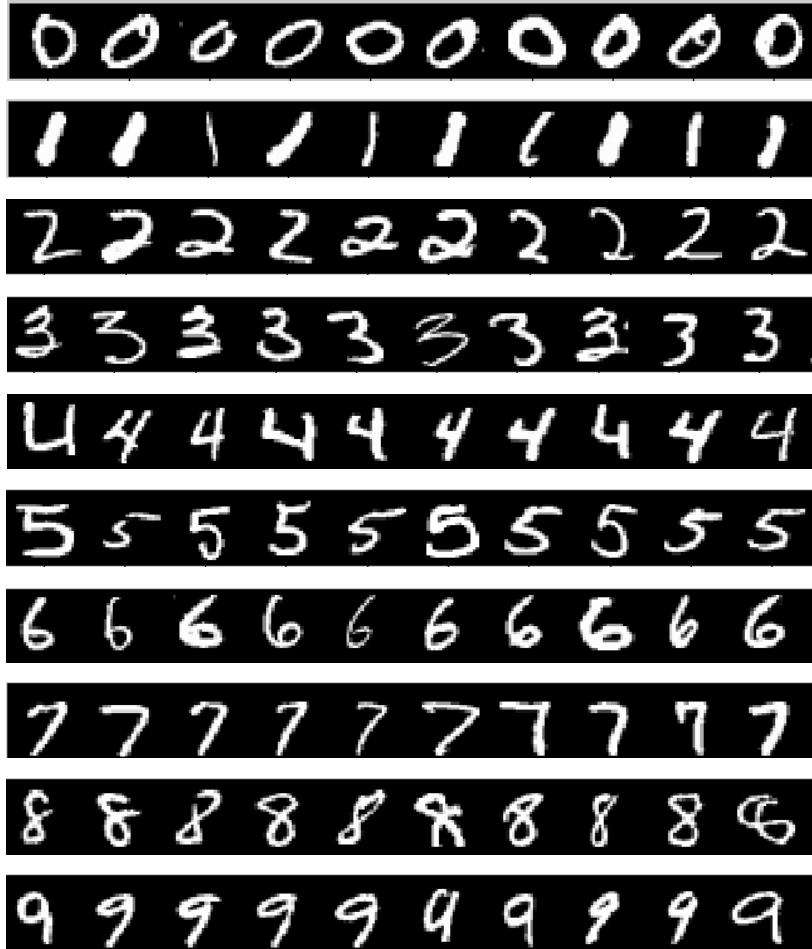
如何编写一个计算机程序来识别手写数字?



从手写体数字识别谈起



从手写体数字识别谈起



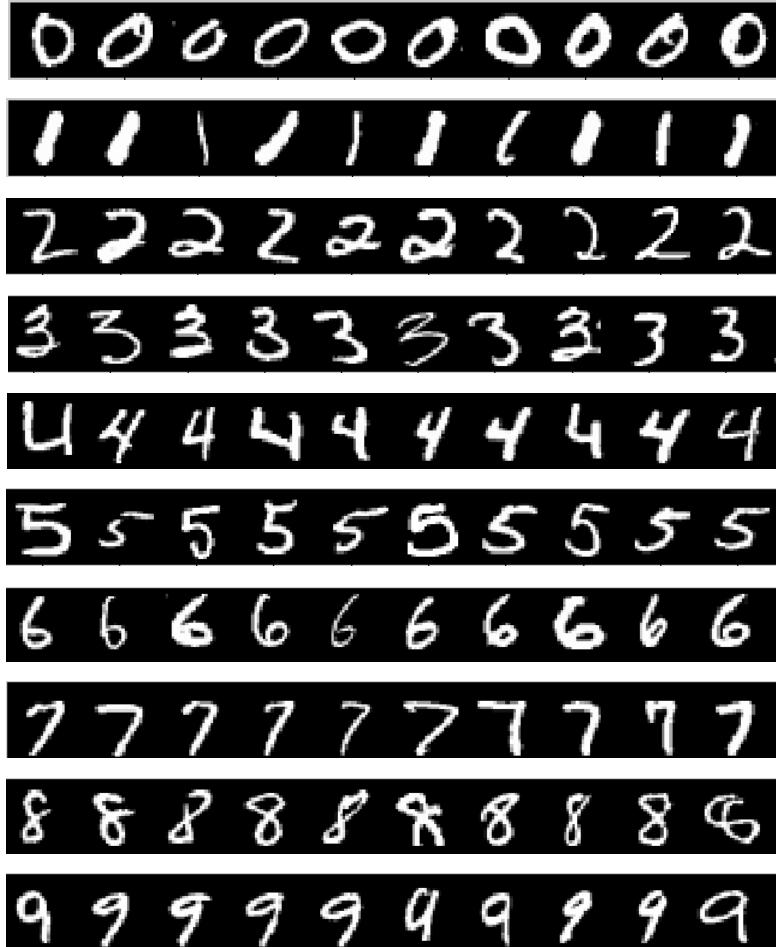
识别 = 分类



映射到标签

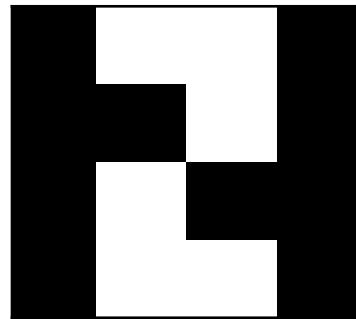
0
1
2
3
4
5
6
7
8
9

从手写体数字识别谈起



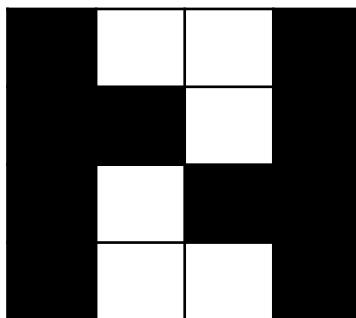
0
1
2
3
4
5
6
7
8
9

从手写体数字识别谈起

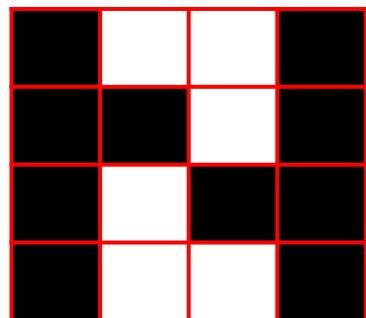


图片

数字化



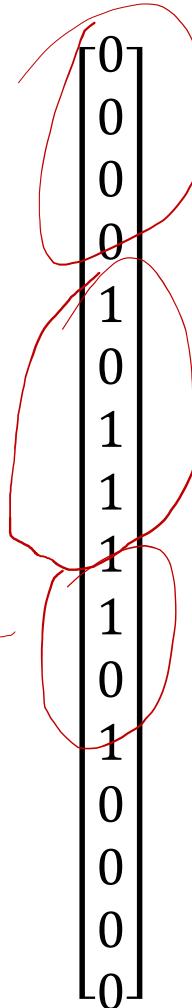
4×4



4×4

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

二值图像编码：
0 – 黑色, 1 – 白色



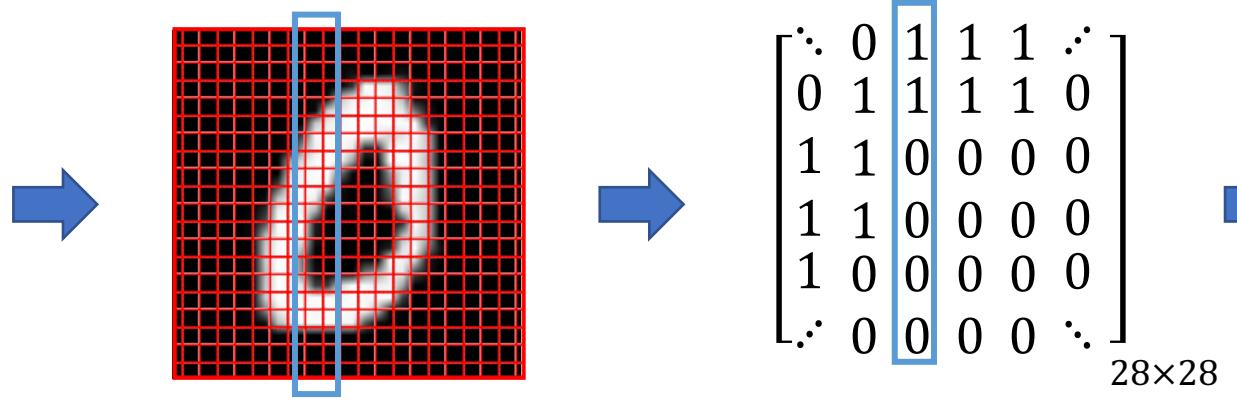
16×1

从手写体数字识别谈起

数字化（编码）



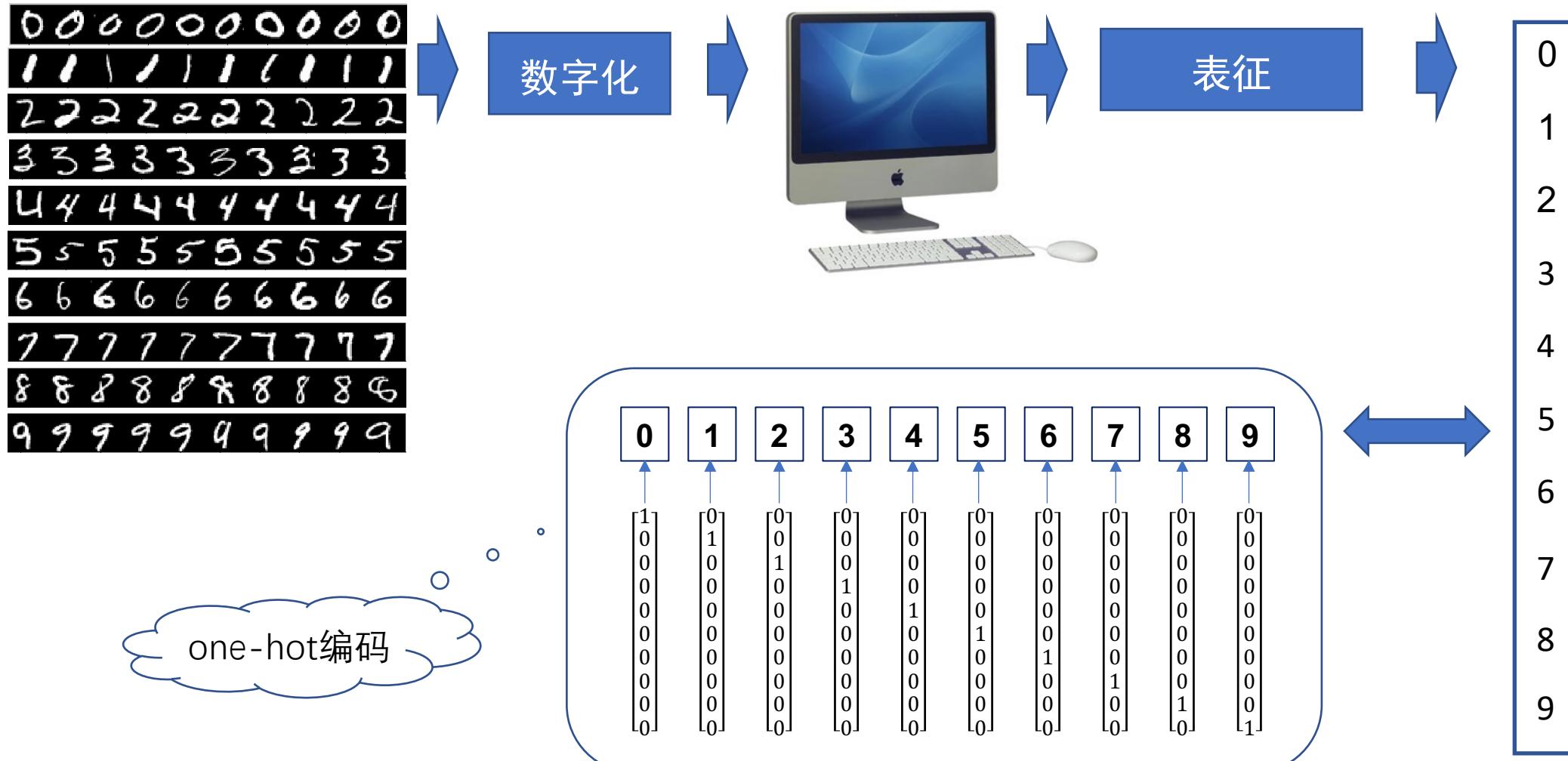
28 x 28



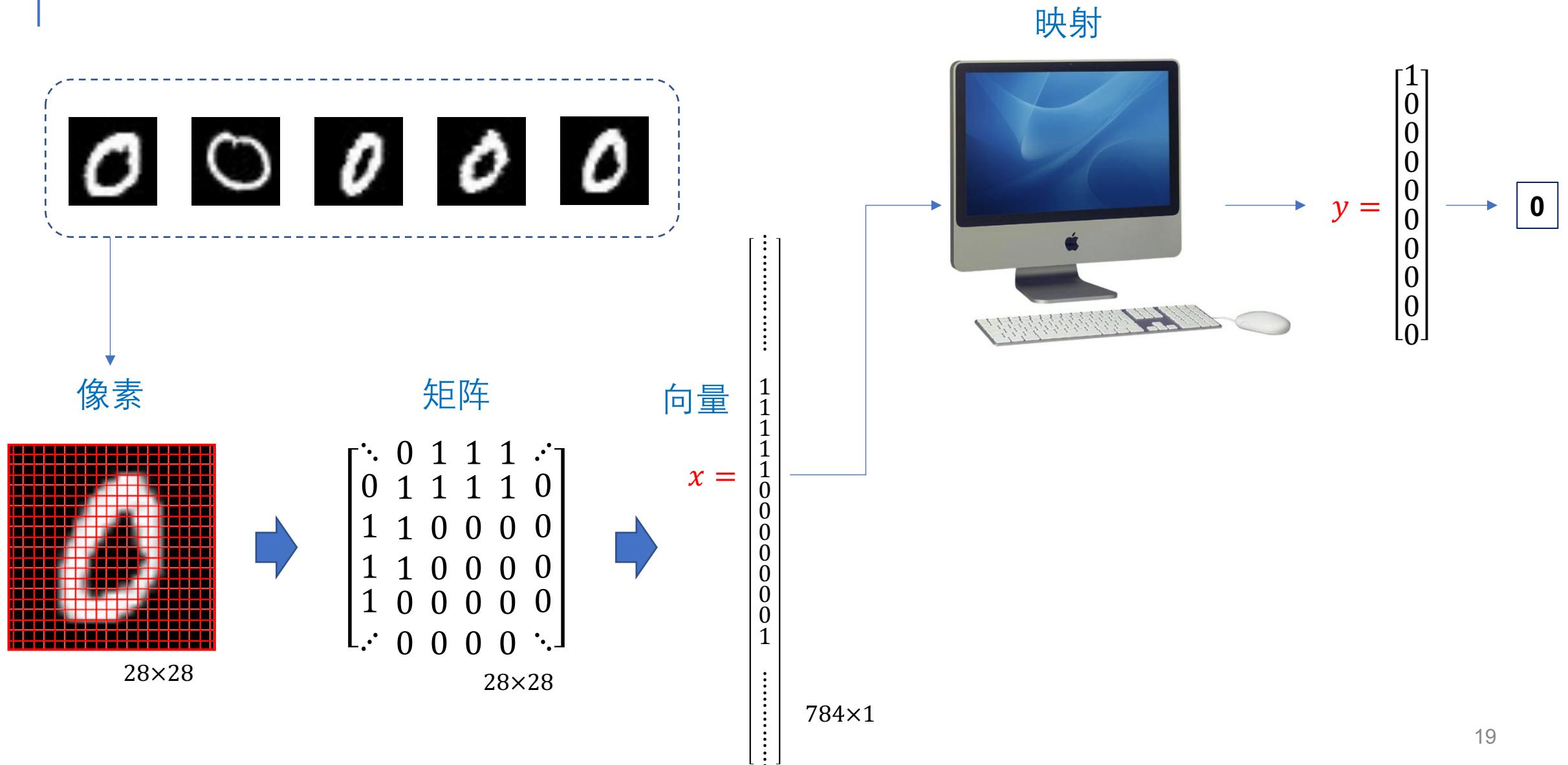
$$\left[\begin{array}{cccccc} \therefore & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & \therefore \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \therefore & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \therefore \end{array} \right]_{28 \times 28}$$

$\begin{bmatrix} \dots & \\ & \dots & \\ & 1 & \\ & 1 & \\ & 1 & \\ & 1 & \\ & 1 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 1 & \\ & \dots & \\ & \dots & \end{bmatrix} \quad 784 \times 1$

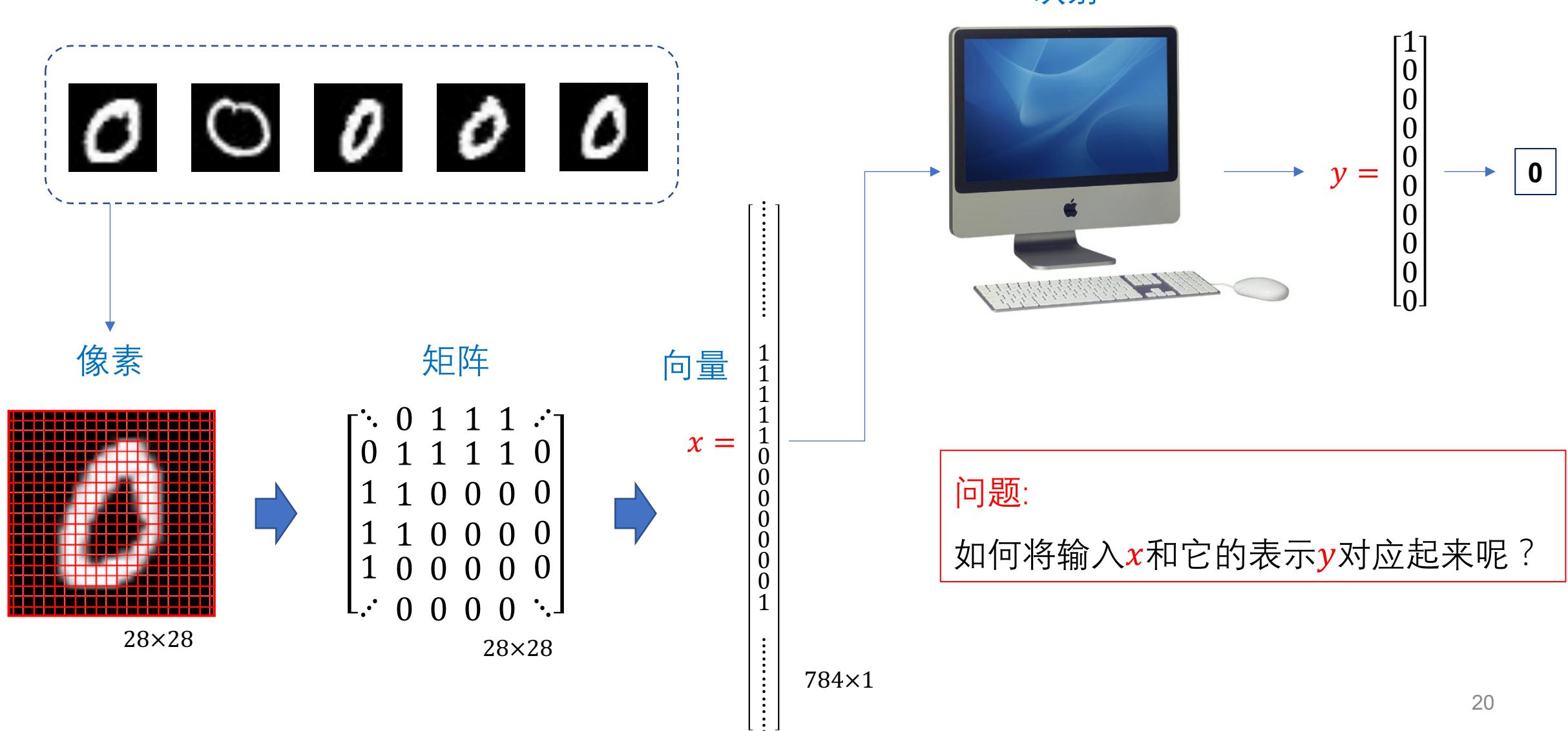
从手写体数字识别谈起



从手写体数字识别谈起



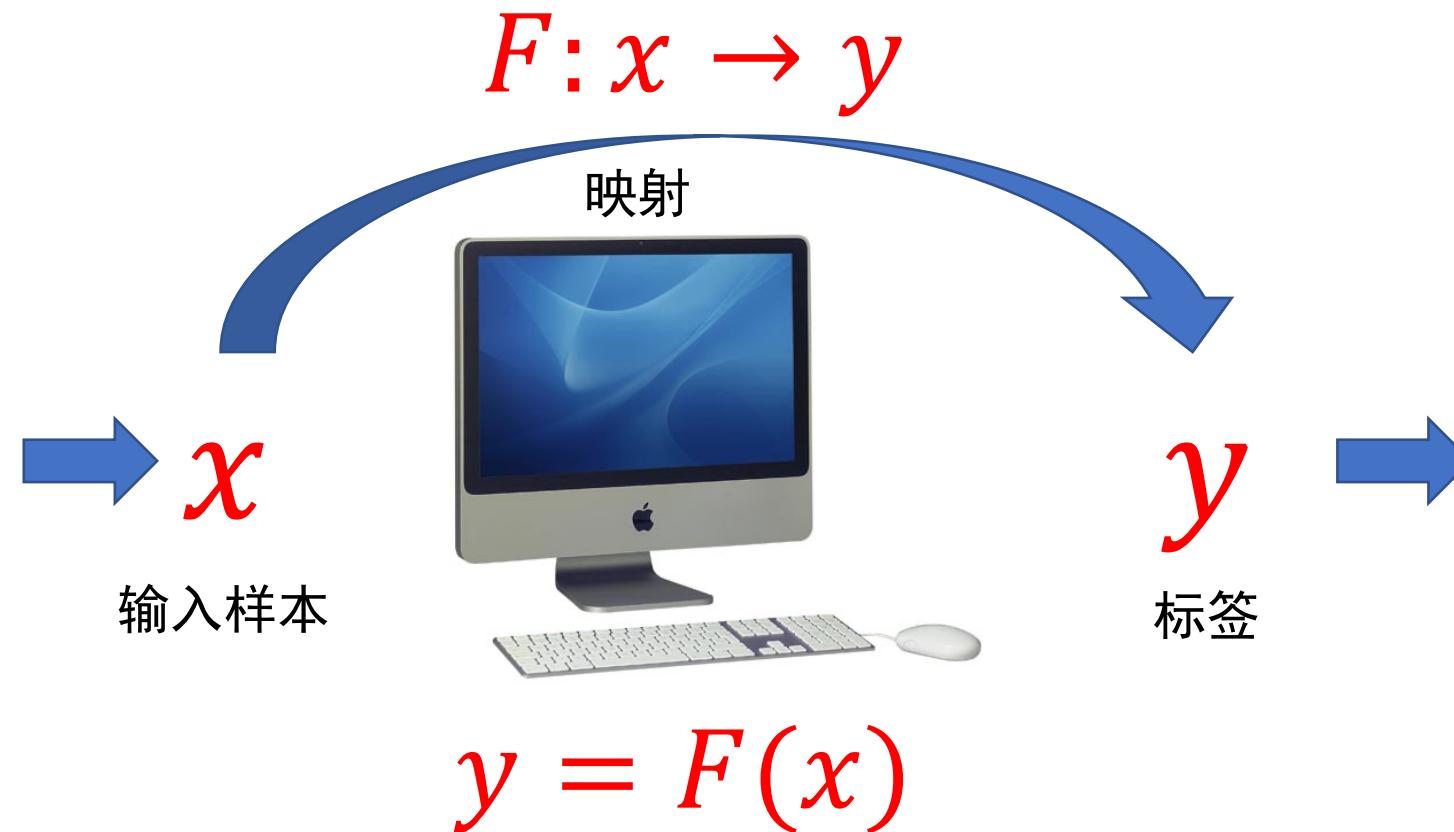
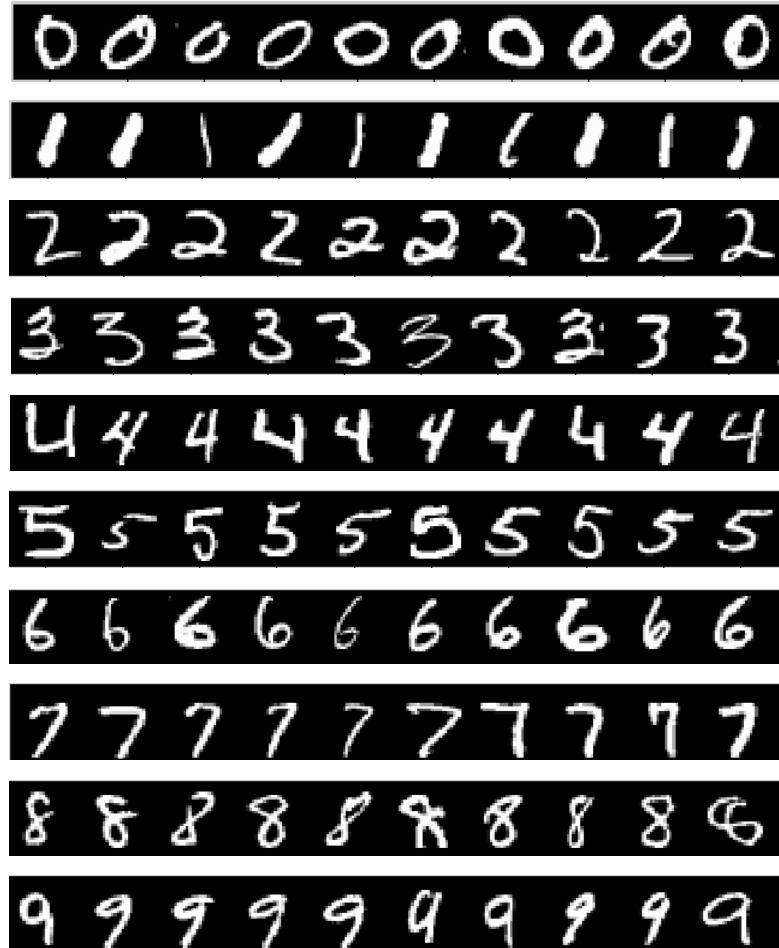
从手写体数字识别谈起



问题:

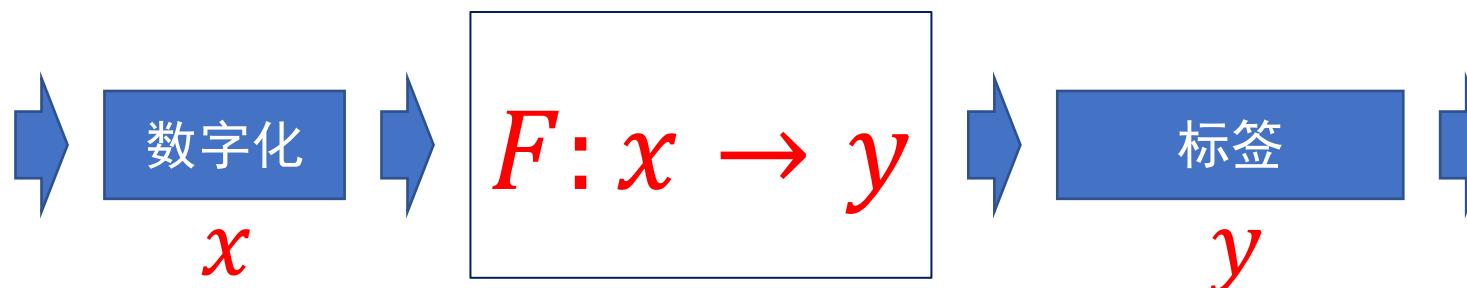
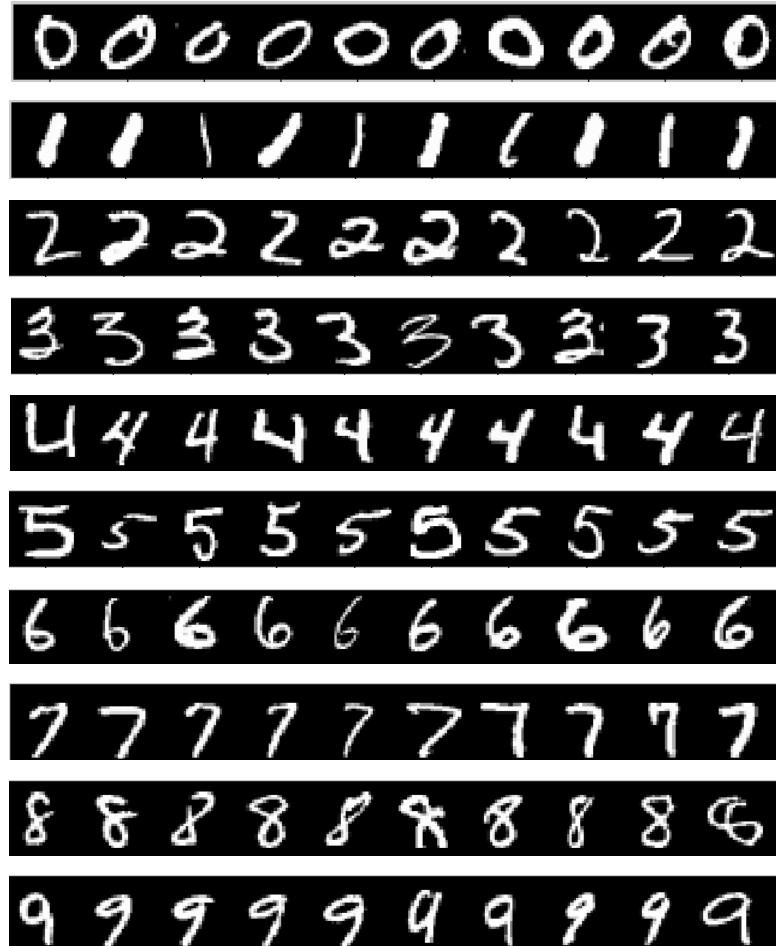
如何将输入 x 和它的表示 y 对应起来呢？

从手写体数字识别谈起



0
1
2
3
4
5
6
7
8
9

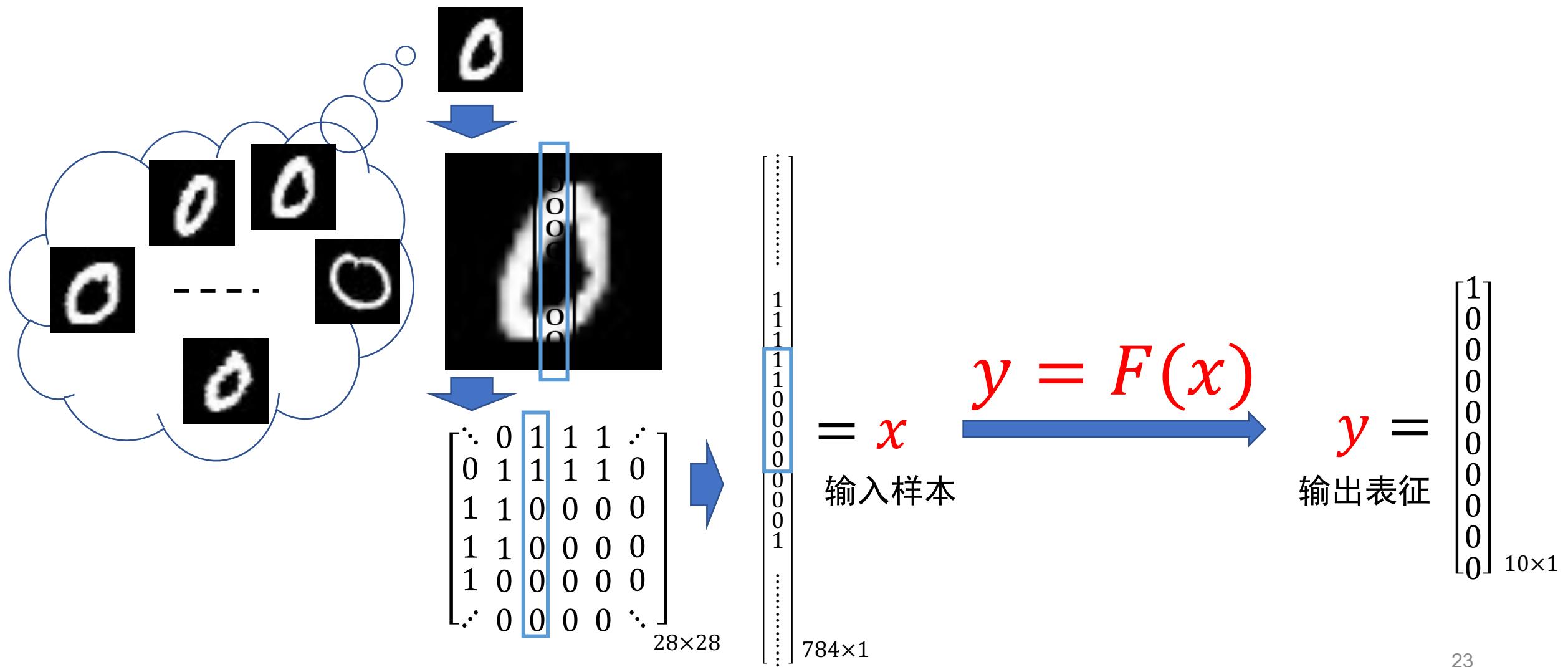
从手写体数字识别谈起



问题: 如何构建映射 F ?

0
1
2
3
4
5
6
7
8
9

从手写体数字识别谈起

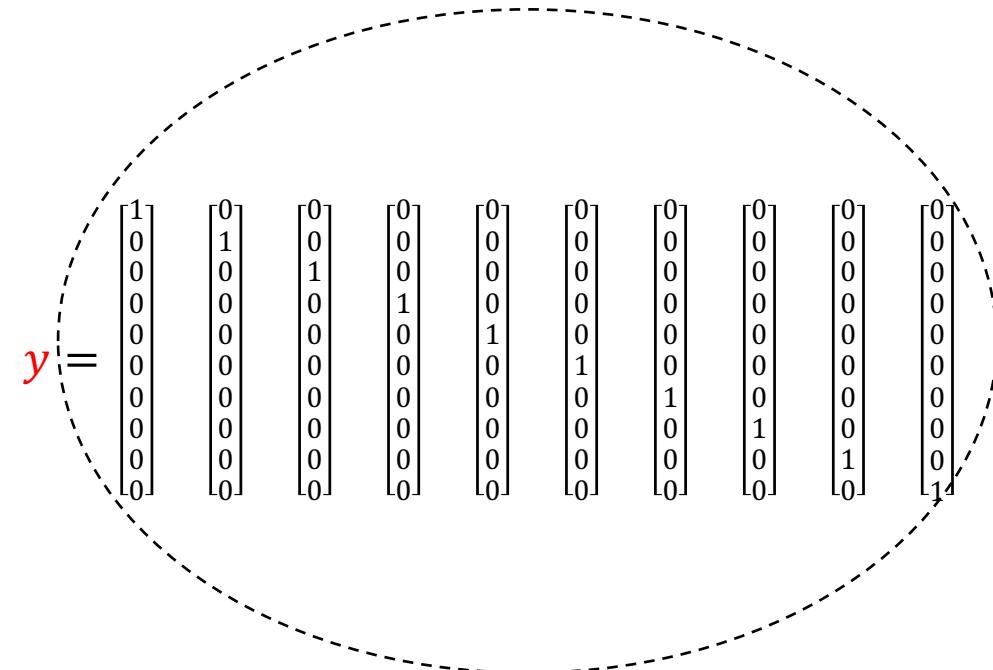


从手写体数字识别谈起

$$\begin{array}{cccccccccc} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 \\ 4 & 4 & 4 & 4 & 4 & 4 & 4 & 4 & 4 & 4 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 \\ 7 & 7 & 7 & 7 & 7 & 7 & 7 & 7 & 7 & 7 \\ 8 & 8 & 8 & 8 & 8 & 8 & 8 & 8 & 8 & 8 \\ 9 & 9 & 9 & 9 & 9 & 9 & 9 & 9 & 9 & 9 \end{array}$$

$x = \begin{bmatrix} \vdots \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 784 \end{bmatrix}$

$$F: x \rightarrow y$$



从手写体数字识别谈起

0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	4	4	4	4	4	4	4	4
5	5	5	5	5	5	5	5	5
6	6	6	6	6	6	6	6	6
7	7	7	7	7	7	7	7	7
8	8	8	8	8	8	8	8	8
9	9	9	9	9	9	9	9	9

x = 

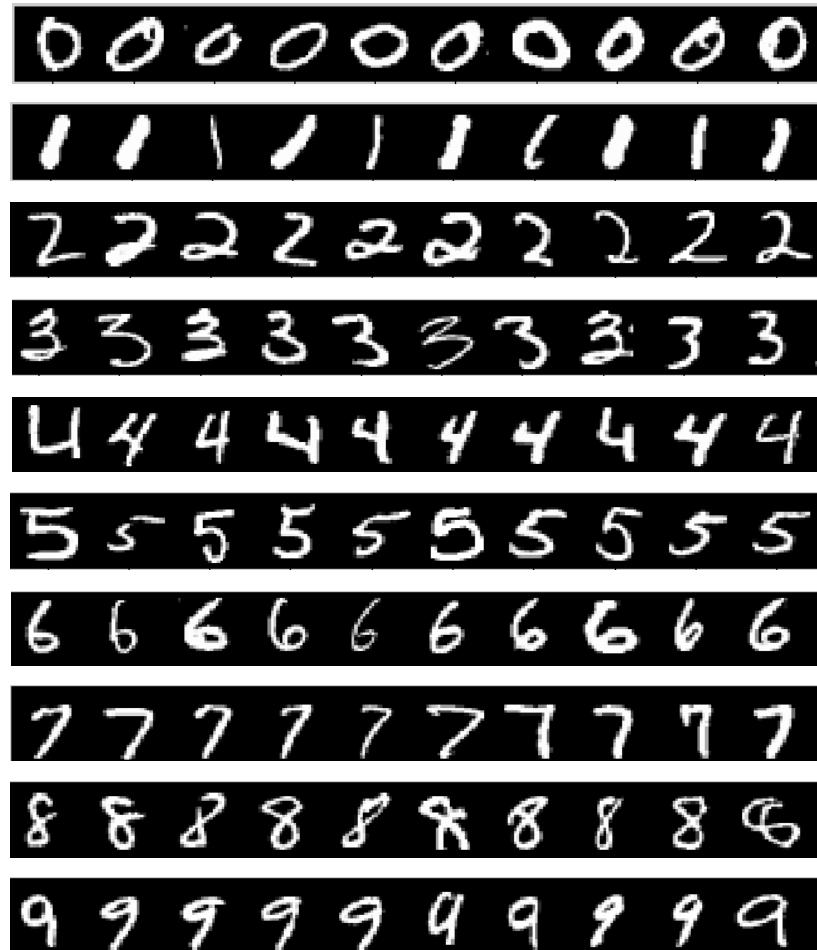
$$y = F(x)$$

问题:

如何构造从784维空间到10维空间的映射 F ? 直接计算不可能有其它方法吗?

下面，让我们看看幼儿是如何轻松学会手写体数字识别的。

幼儿学习手写体数字识别

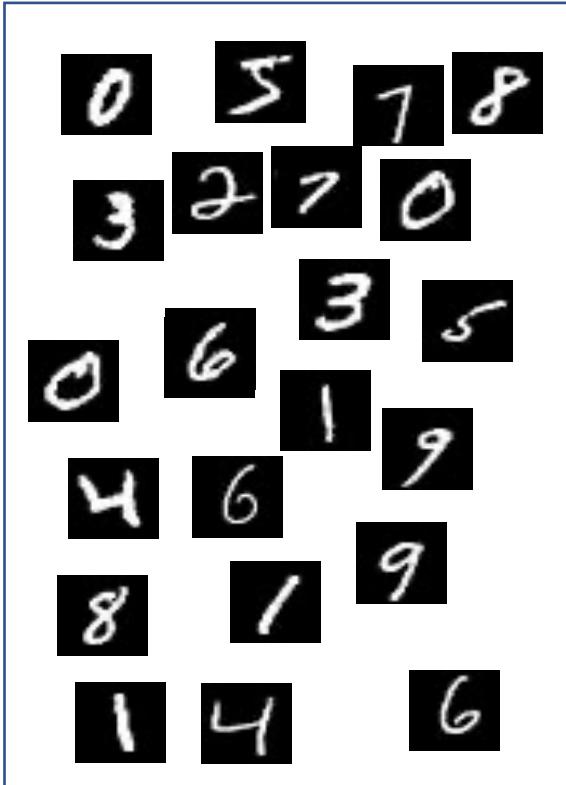


太简单了！



0
1
2
3
4
5
6
7
8
9

幼儿学习识别手写体数字



训练样本

(6, 6)

训练

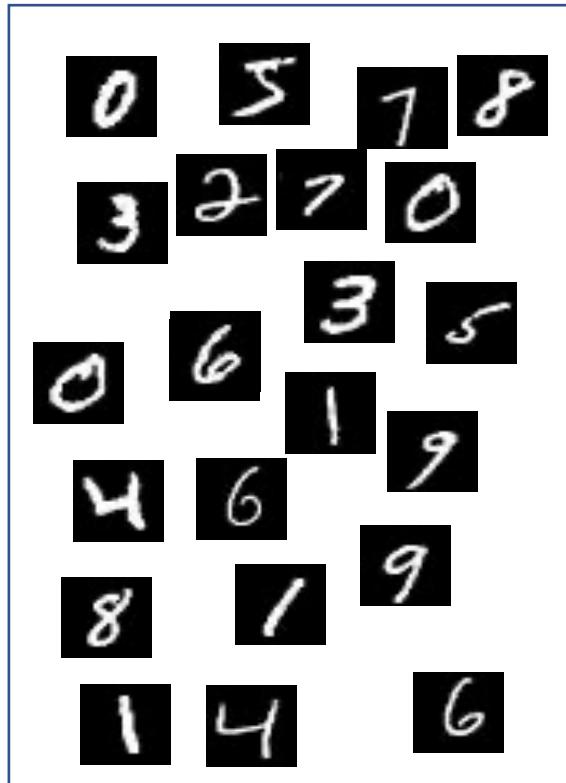


训练数据集：训练期间使用的一组样本

手写体数据集：每个样本是一对数字图像及其标签

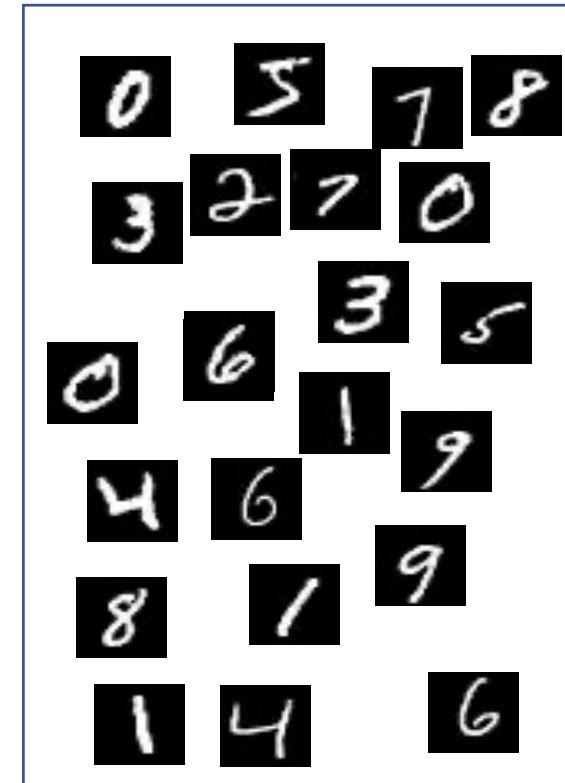
幼儿学习识别手写体数字

训练集



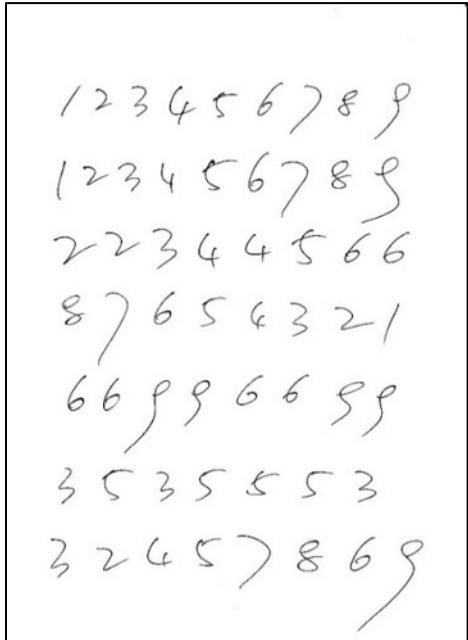
直到幼儿在训练数据集上表现良好

使用训练数据进行测试



欠拟合:
在训练数据集上表现不佳

幼儿学习识别手写体数字



测试
→



测试数据集：测试数据是一组用于测试的样本

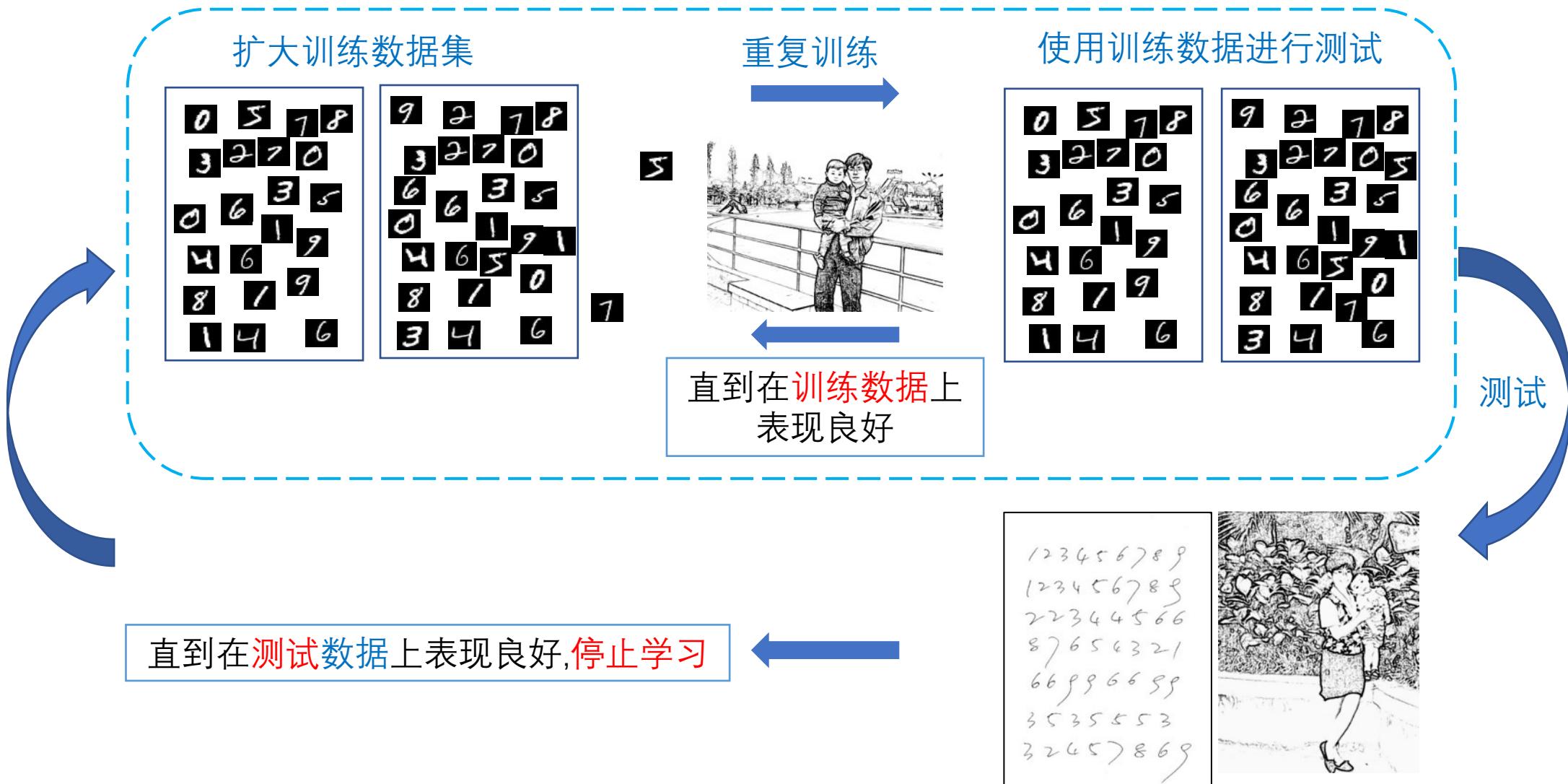
同样：每个样本是一对数字图像及其标签

请注意：测试数据与训练数据不同

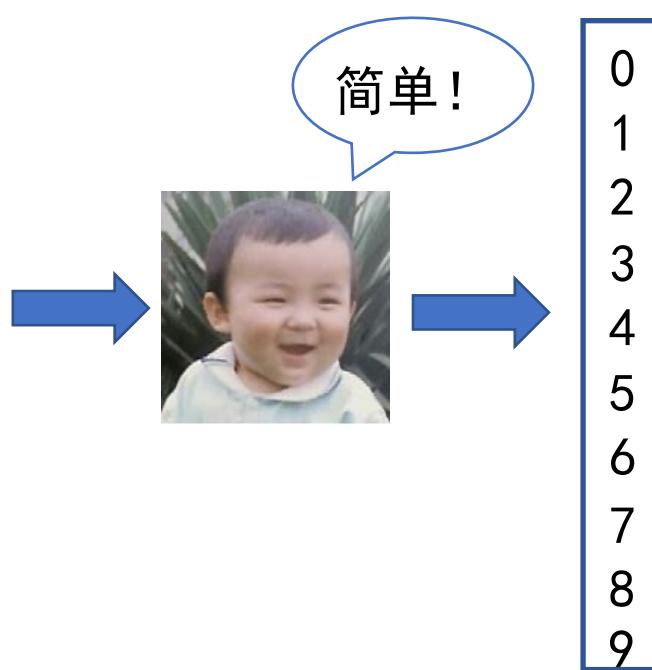
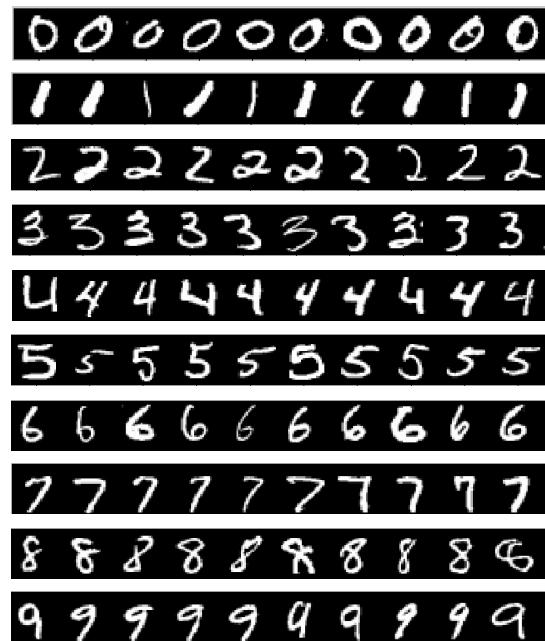
过拟合：

在训练数据上表现很好，
但在测试数据上表现不佳

幼儿学习识别手写体数字



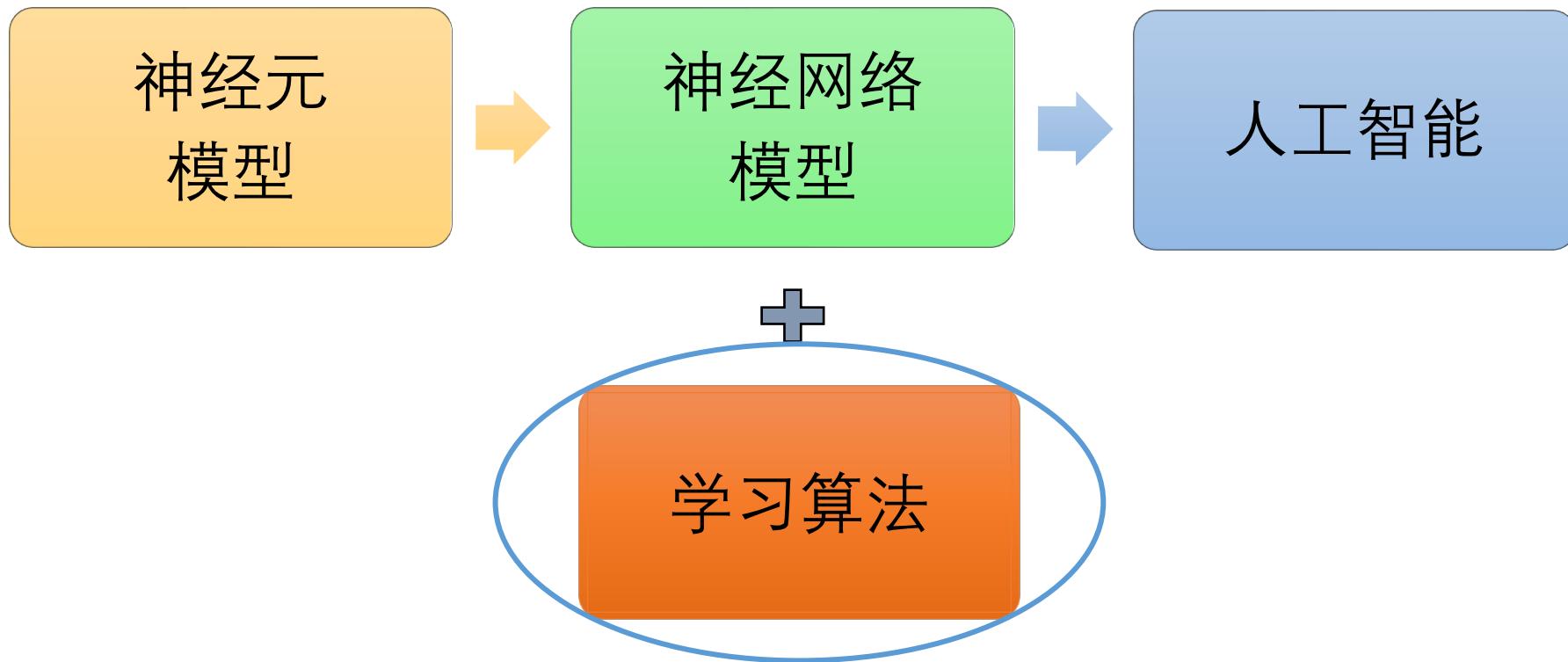
幼儿学习识别手写体数字



步骤:

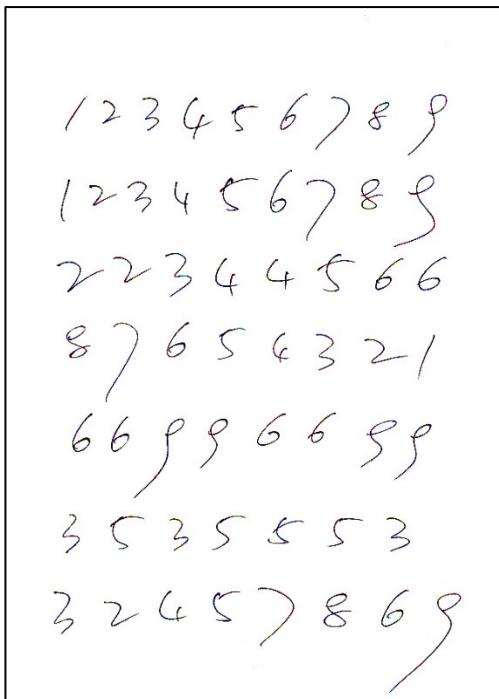
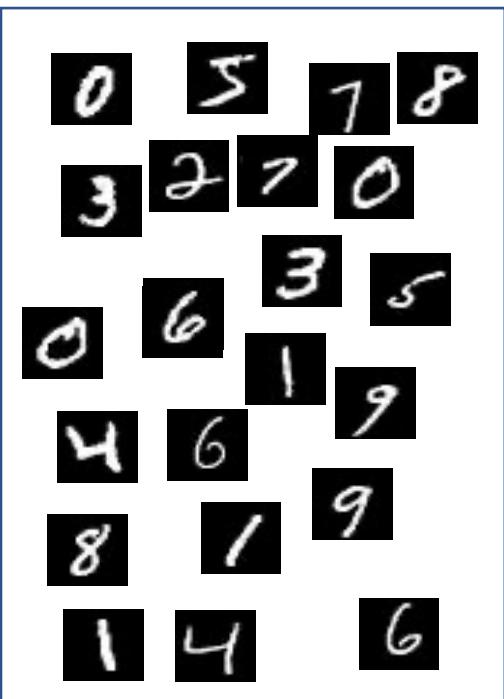
1. 使用训练数据集训练，直到幼儿在训练数据上有良好的表现
2. 使用测试数据来测试幼儿
3. 回到第一步重新训练小孩，直到小孩在测试数据集上有良好的表现
4. 幼儿学会了识别手写体数字

人工智能的神经网络方法



神经网络的学习

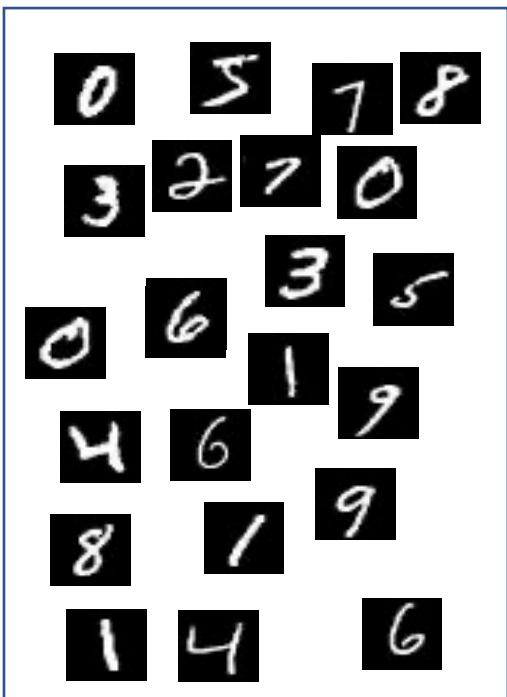
基本术语：**样本**、训练集、测试集、欠拟合、过拟合



样本：算法要处理、分析、预测的对象及标签的实例

神经网络的学习

基本术语：样本、**训练集**、测试集、欠拟合、过拟合



训练样本

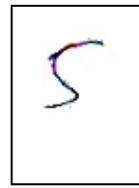
(6, 6)

训练集: 训练期间使用的一组样本

神经网络的学习

基本术语：样本、训练集、**测试集**、欠拟合、过拟合

123456789
123456789
22344566
87654321
66996699
3535553
32457869



-> ?

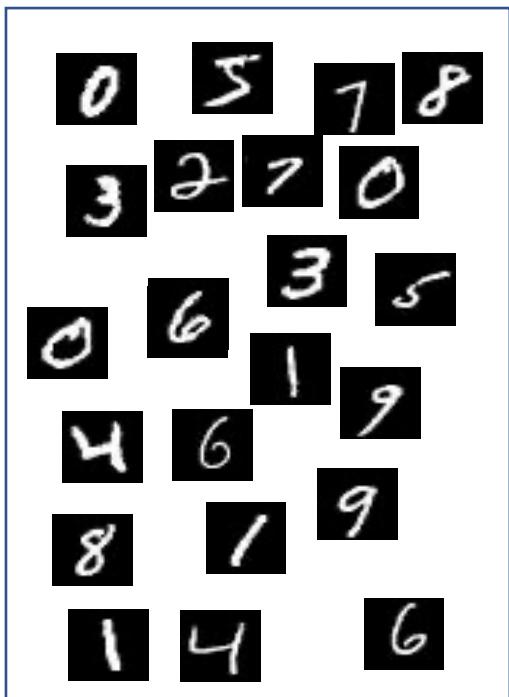
测试集：一组用于测试的样本

请注意：测试数据与训练数据**不同**！

=> 没有交集

神经网络的学习

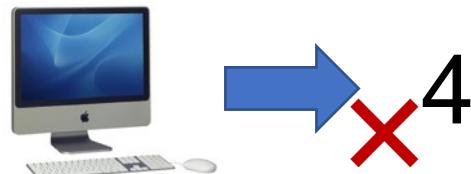
基本术语：样本、训练集、测试集、**欠拟合**、过拟合



训练样本

(6, 6)

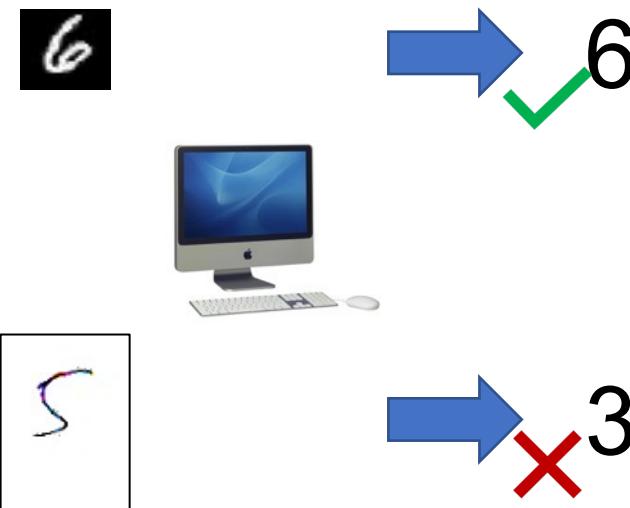
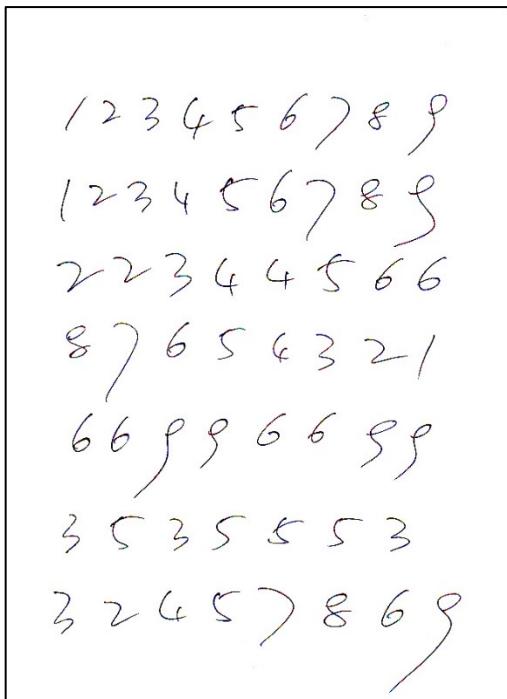
欠拟合: 在训练集上表现不佳



训练上错误多

神经网络的学习

基本术语：样本、训练集、测试集、欠拟合、过拟合



过拟合: 在训练数据上表现很好，但在测试数据上表现不佳

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



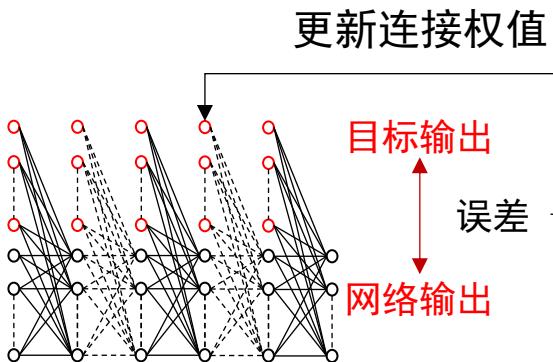
无教师学习：没有教师的指导，自己学习



强化学习：在与环境的交互中，通过某种奖励机制学习

神经网络的学习

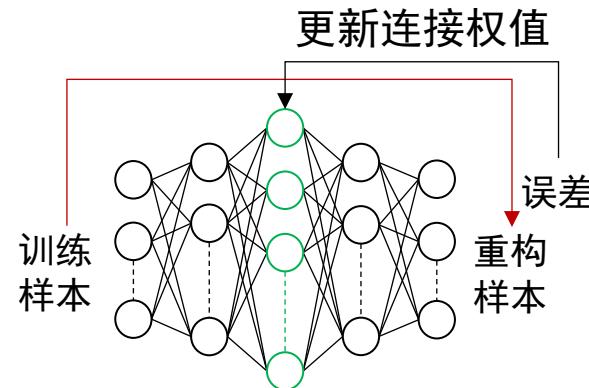
- 学习是指按照某种规则改变连接权值的过程。
- 类比人的三种学习模式，神经网络通过三种方式进行学习。



■ Supervised Learning

■ 有监督的学习

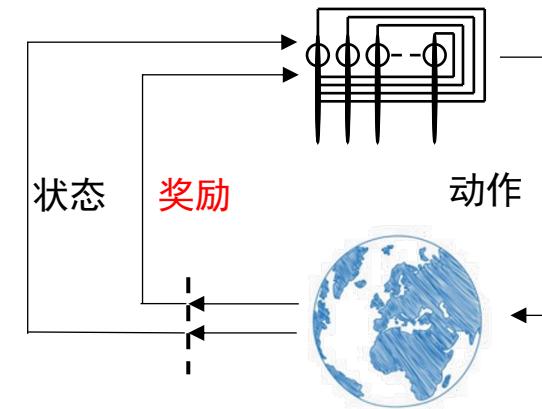
依据训练样本的**目标输出**与
网络**实际输出**比较，更新连
接权值



■ Unsupervised Learning

■ 无监督的学习

没有目标输出时，通过重构
训练样本，更新连接权值



■ Reinforcement Learning

■ 强化学习

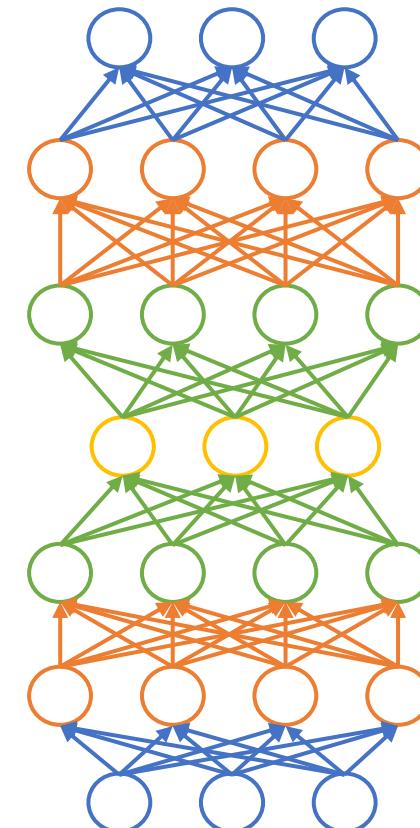
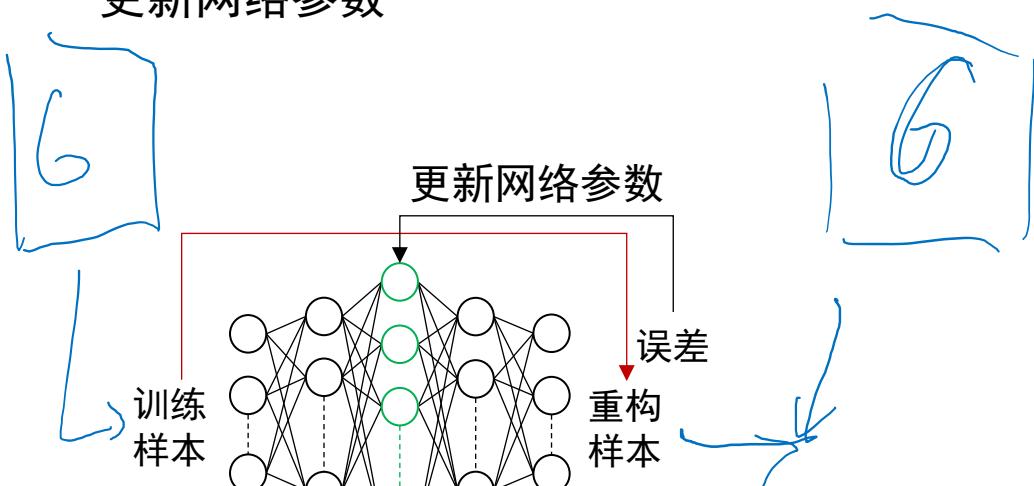
在与**环境的交互中**，以获得最大
奖励为目标更新连接权值

神经网络的学习

■ Unsupervised Learning

没有目标输出时，通过重构训练样本，

更新网络参数



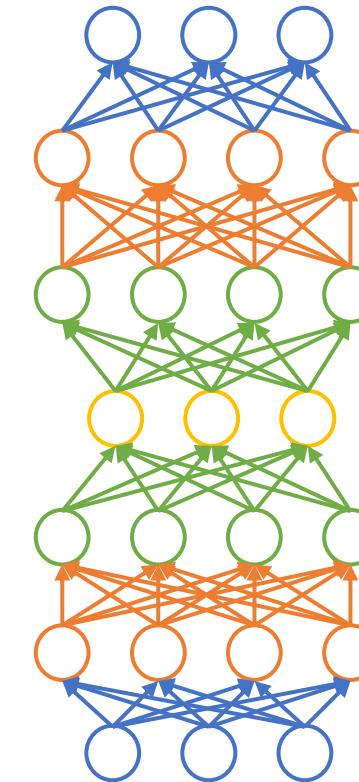
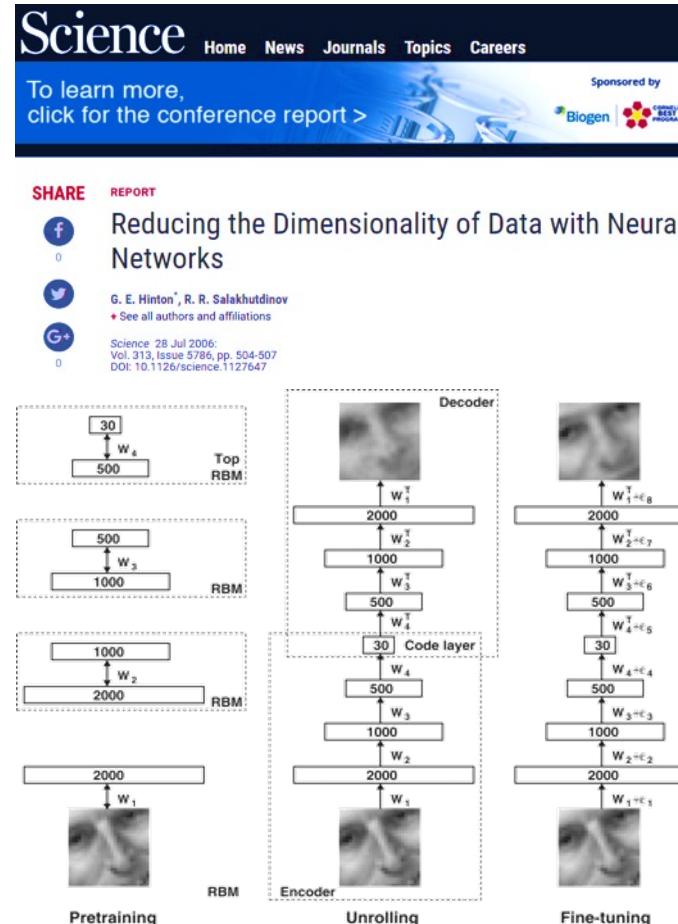
■ 自编码神经网络 (Autoencoder)

无监督学习——自编码网络

深度学习之父
Geoffrey E. Hinton教授



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



自编码网络
(Auto Encoder)

为什么要无监督学习？



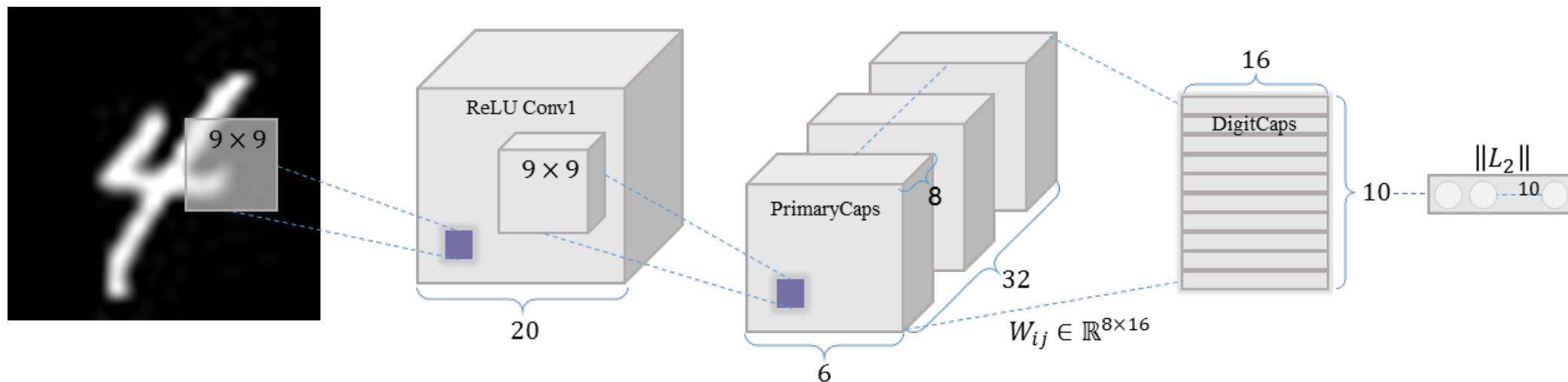
大脑有大约 10^{14} 个突触，我们只能活大约 10^9 秒。所以我们有比数据更多的参数。这启发了我们必须进行大量无监督学习的想法，因为感知输入（包括本体感受）是我们可以获得每秒 10^5 维约束的唯一途径。

——Geoffrey Hinton, 2014 AMA on Reddit

深度学习之父
Geoffrey E. Hinton教授

无监督学习——胶囊网络 (Capsule)

■ Dynamic Routing Between Capsules (NIPS 2017)



无监督学习——胶囊网络 (Capsule)

■ Capsule神经网络中的动态路由算法

Procedure 1 Routing algorithm.

```
1: procedure ROUTING( $\hat{\mathbf{u}}_{j|i}$ ,  $r$ ,  $l$ )
2:   for all capsule  $i$  in layer  $l$  and capsule  $j$  in layer  $(l + 1)$ :  $b_{ij} \leftarrow 0$ .
3:   for  $r$  iterations do
4:     for all capsule  $i$  in layer  $l$ :  $\mathbf{c}_i \leftarrow \text{softmax}(\mathbf{b}_i)$             $\triangleright \text{softmax}$  computes Eq. 3
5:     for all capsule  $j$  in layer  $(l + 1)$ :  $\mathbf{s}_j \leftarrow \sum_i c_{ij} \hat{\mathbf{u}}_{j|i}$ 
6:     for all capsule  $j$  in layer  $(l + 1)$ :  $\mathbf{v}_j \leftarrow \text{squash}(\mathbf{s}_j)$             $\triangleright \text{squash}$  computes Eq. 1
7:     for all capsule  $i$  in layer  $l$  and capsule  $j$  in layer  $(l + 1)$ :  $b_{ij} \leftarrow b_{ij} + \hat{\mathbf{u}}_{j|i} \cdot \mathbf{v}_j$ 
return  $\mathbf{v}_j$ 
```

function $\text{softmax}(b_{ij})$

$$c_{ij} = \frac{\exp(b_{ij})}{\sum_{k=1}^n \exp(b_{ik})}$$

return c_{ij}

function $\text{squash}(s_j)$

$$\mathbf{v}_j = \frac{\|s_j\|^2}{1 + \|s_j\|^2} \cdot \frac{s_j}{\|s_j\|}$$

return \mathbf{v}_j

无监督学习——胶囊网络 (Capsule)



ICANN2011

Transforming Auto-encoders

G. E. Hinton, A. Krizhevsky & S. D. Wang

Department of Computer Science, University of Toronto
{geoffrey.hinton, akrizhevsky, sidawang88}@gmail.com

Dynamic Routing Between Capsules

Sara Sabour

Nicholas Frosst

Geoffrey E. Hinton
Google Brain
Toronto
{sasabour, frosst, geoffhinton}@google.com

NIPS2017
Best Paper

MATRIX CAPSULES WITH EM ROUTING

Geoffrey Hinton, Sara Sabour, Nicholas Frosst

Google Brain
Toronto, Canada

{geoffhinton, sasabour, frosst}@google.com

ICLR2018

Stacked Capsule Autoencoders

Adam R. Kosiorek^{*†‡}
adamk@robots.ox.ac.uk

Sara Sabour[§] Yee Whye Teh[∇] Geoffrey E. Hinton[§]

^{*} Applied AI Lab
Oxford Robotics Institute
University of Oxford

[†] Department of Statistics
University of Oxford

[‡] Google Brain
Toronto

[∇] DeepMind
London

NeurIPS2019

AAAI2020

CVPR2019

Jathushan Rajasegaran¹ Vinoj Jayasundara¹ Sandaru Jayasekara¹ Hirunima Jayasekara¹

Suranga Seneviratne² Ranga Rodrigo¹

¹Department of Electronic and Telecommunication Engineering, University of Moratuwa

²School of Computer Science, University of Sydney

{brjathu, vinojjayasundara, sandaruamshan, nhirunima}@gmail.com
suranga.seneviratne@sydney.edu.au, ranga@uom.lk

Visual-textual Capsule Routing for Text-based Video Segmentation

Bruce McIntosh

bwmcint@gmail.com

Kevin Duarte

kevin95duarte@gmail.com

Yogesh S Rawat

yogesh@crcv.ucf.edu

Mubarak Shah

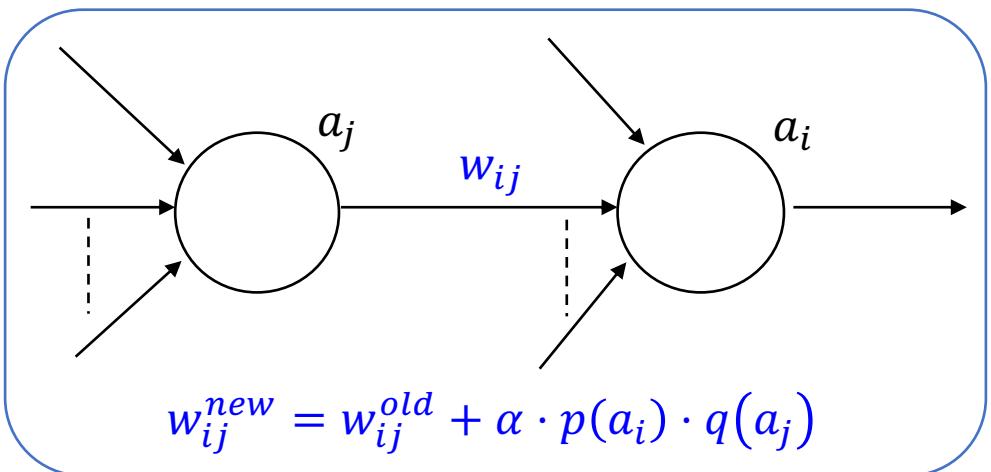
shah@crcv.ucf.edu

CVPR2020

Center for Research in Computer Vision
University of Central Florida
Orlando, FL, 32816

无监督学习

- Hebb规则——如果一个突触连接两端的神经元同时活跃，则该突触连接会加强；若非同时活跃，则该连接会减弱。



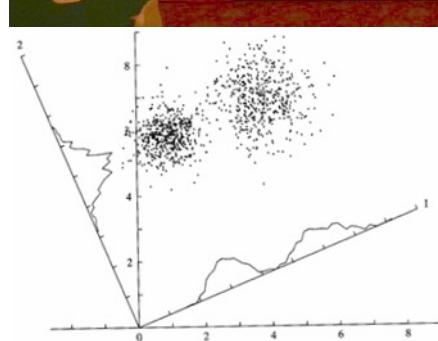
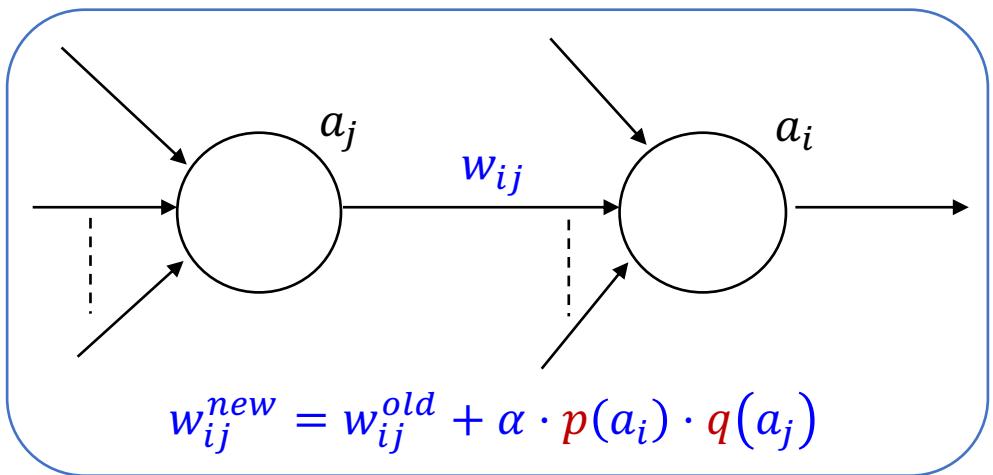
- Hebb学习规则是一种最基本的无监督学习方式



- D. Hebb was born in Scotland, 1900.
- Degree in English, 1925.
- Master degree in psychology at McGill University.
- Ph.D. from Harvard in 1936.
- Published "The Organization of Behavior" in 1949.
----- "Behavior could be explained by the action of neurons."

无监督学习

- Hebb规则——如果一个突触连接两端的神经元同时活跃，则该突触连接会加强；若非同时活跃，则该连接会减弱。

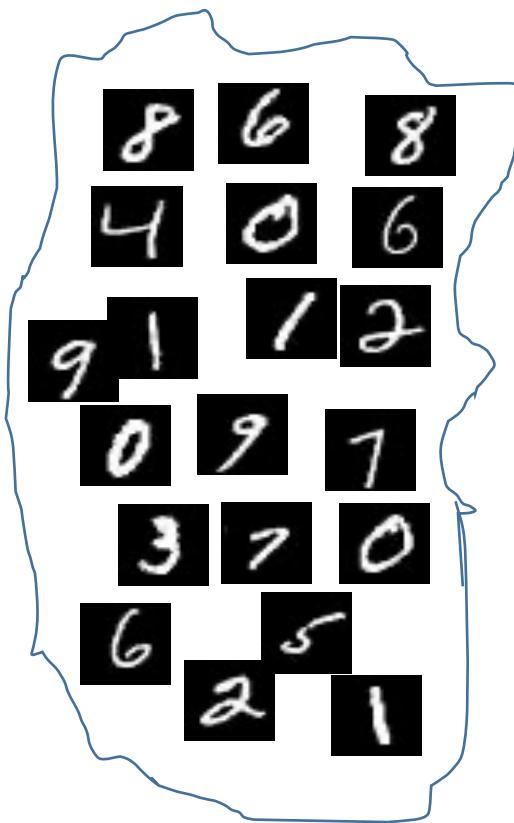


Oja, Professor
Helsinki University
Finland

基于Hebb规则提出的在线PCA学习算法

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \mu \cdot [y(k)x_i(k) - y^2(k)w_i(k)]$$

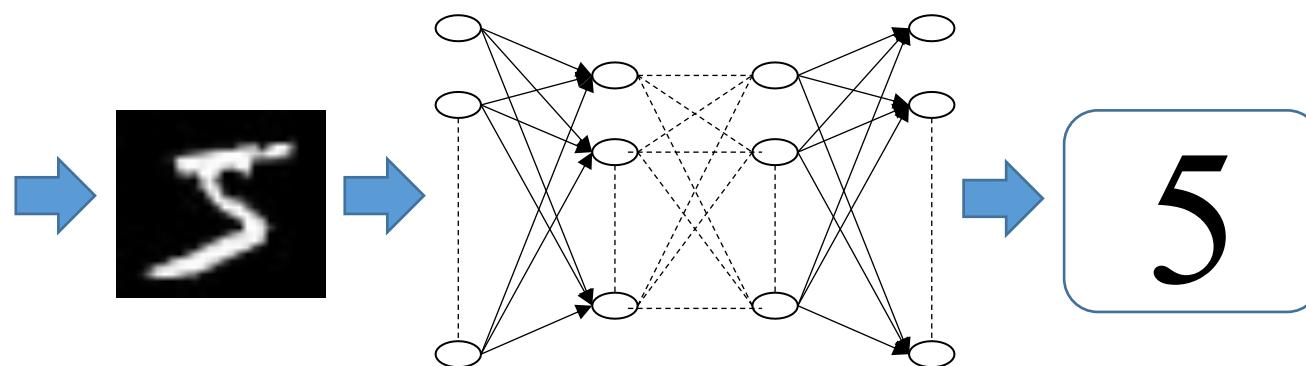
有监督学习



■ Supervised Learning

■ 有监督的学习

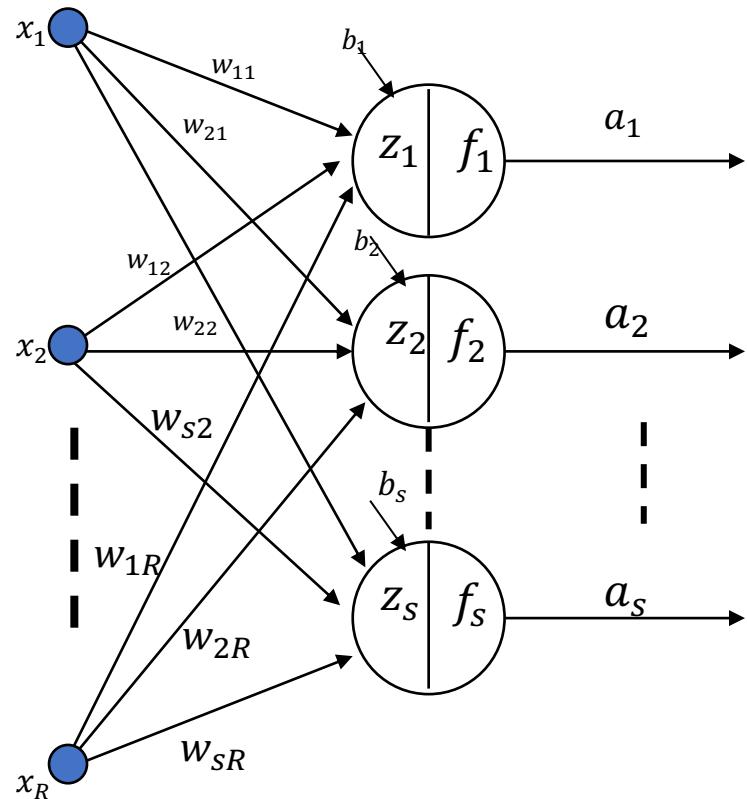
依据训练样本的**目标输出**与网络**实际输出**比较，更新连接权值



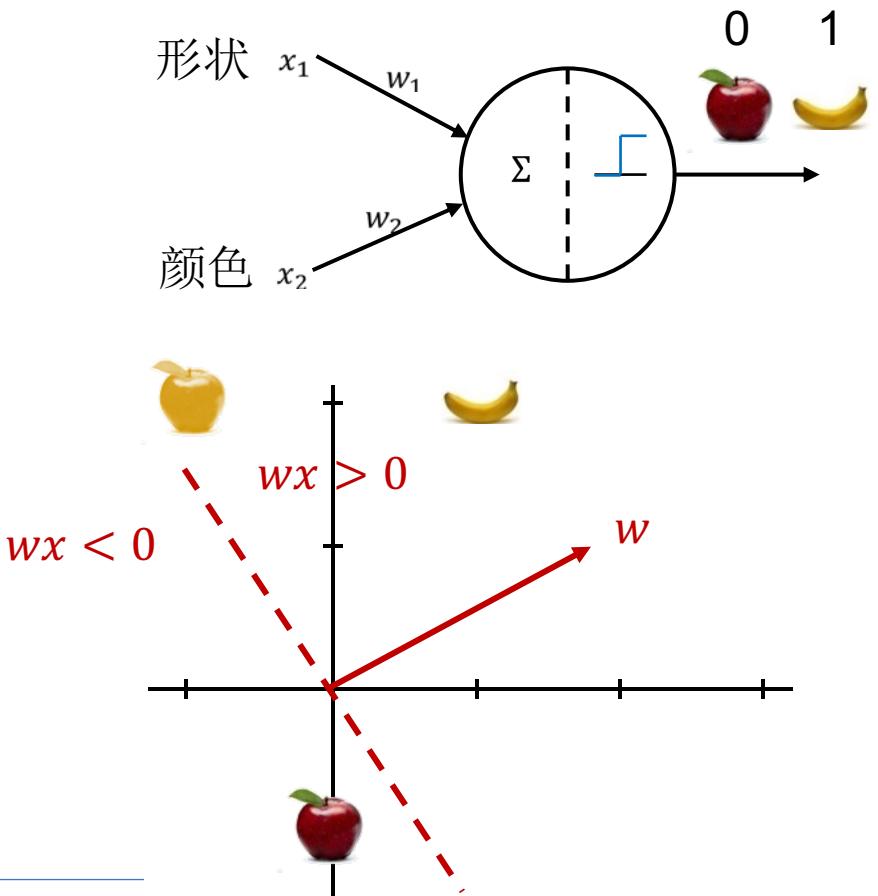
- 带有标签（目标输出）的训练和测试数据集
- 依据训练样本的目标输出与网络实际输出**差异**，更新连接权值

有监督学习

感知机 (Perceptron)



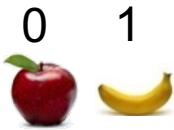
$$\left\{ \begin{array}{l} a_i = f(z_i) \\ z_i = \sum_{j=1}^R w_{ij}x_j + b_i \end{array} \right.$$



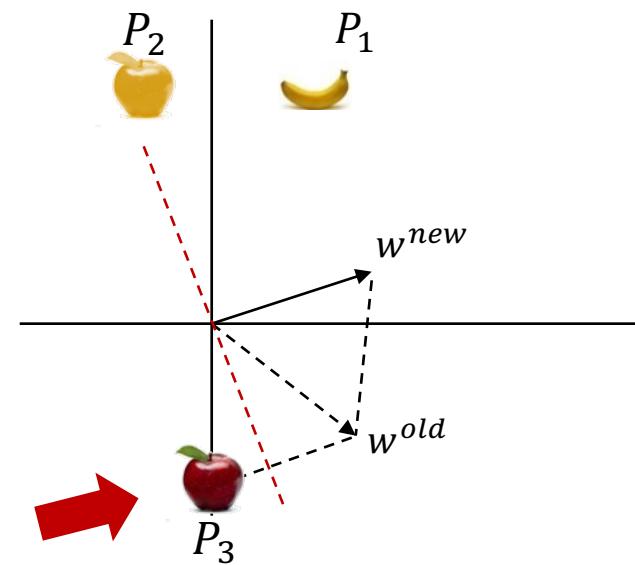
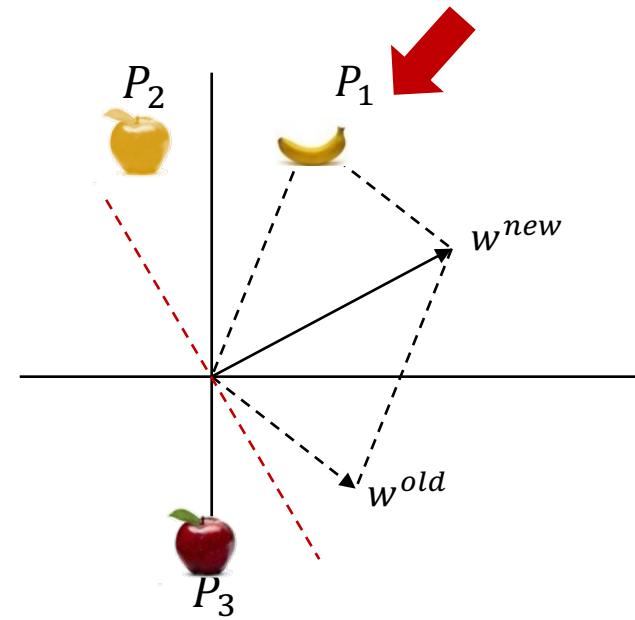
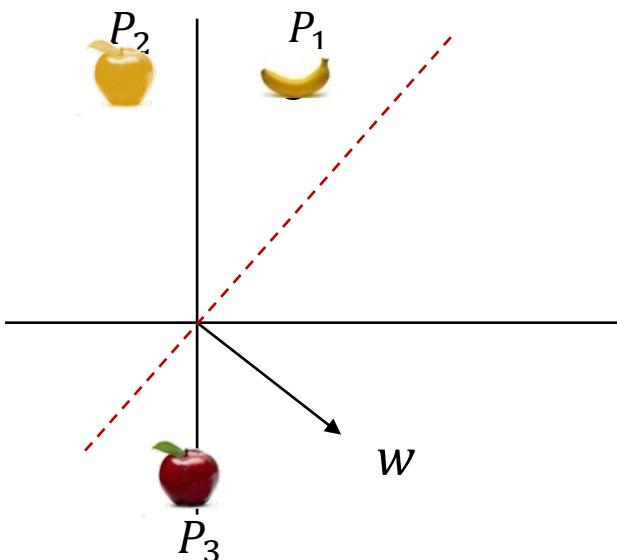
Frank Rosenblatt, The Perceptron: a Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, *Psychological Review*, vol. 65, no. 6, 1958

有监督学习

感知机 (Perceptron)



取一个样本让感知机预测，预测结果与标签比较，并调整参数。



学习规则：

If $t = 1$ and $\alpha = 0$, then $w^{new} = w^{old} + p$

If $t = 0$ and $\alpha = 1$, then $w^{new} = w^{old} - p$

If $t = \alpha$, then $w^{new} = w^{old}$

有监督学习

感知机 (Perceptron)



神经网络

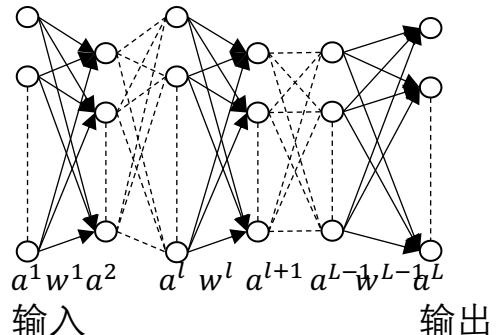
推理

网络进行预测

代价函数/损失函数

网络输出和目标输出的差别

学习算法
根据差别调整参数

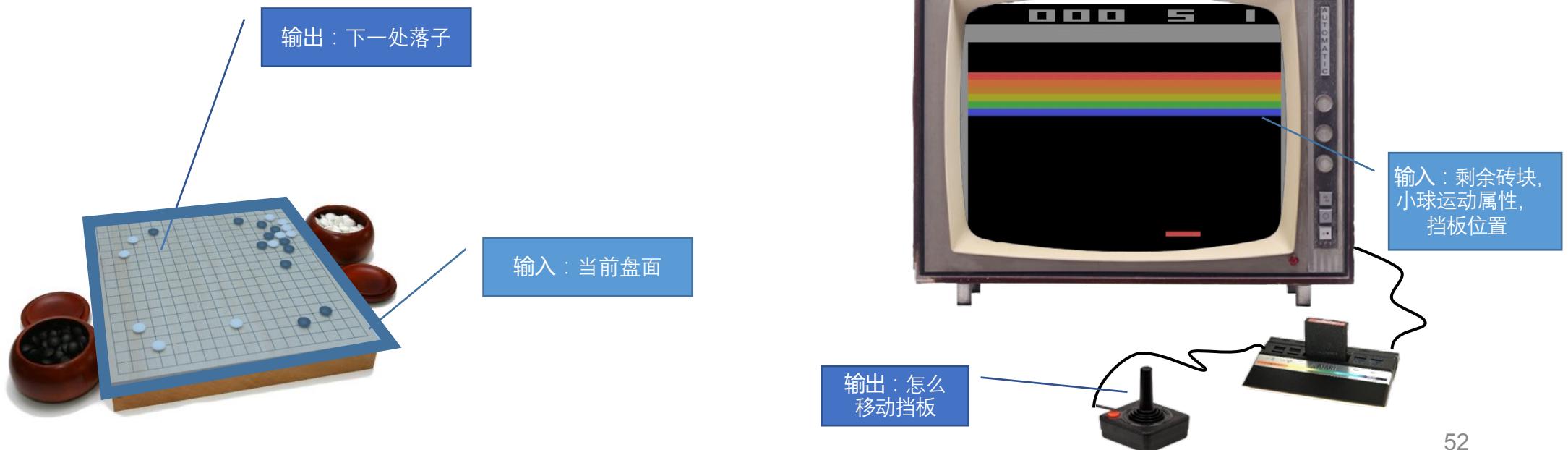
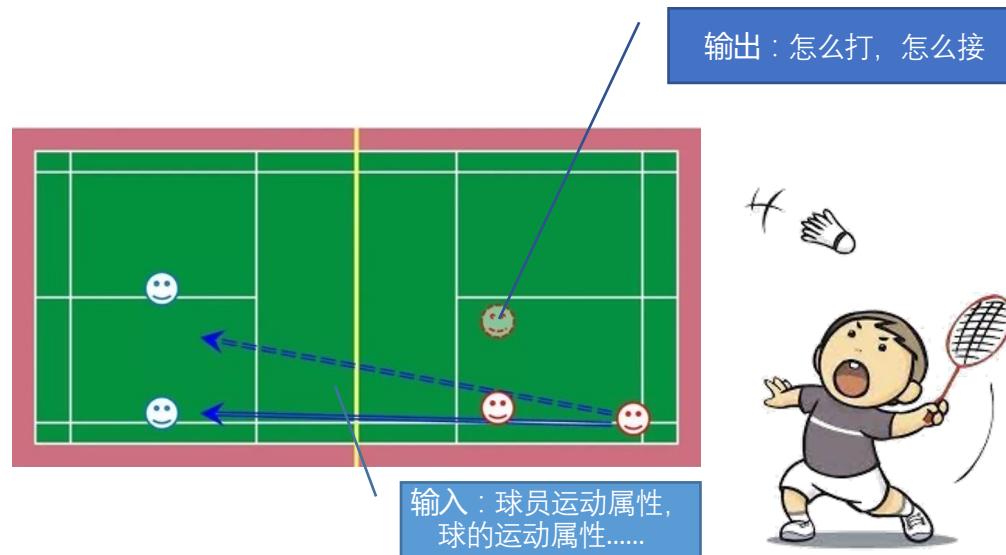


强化学习

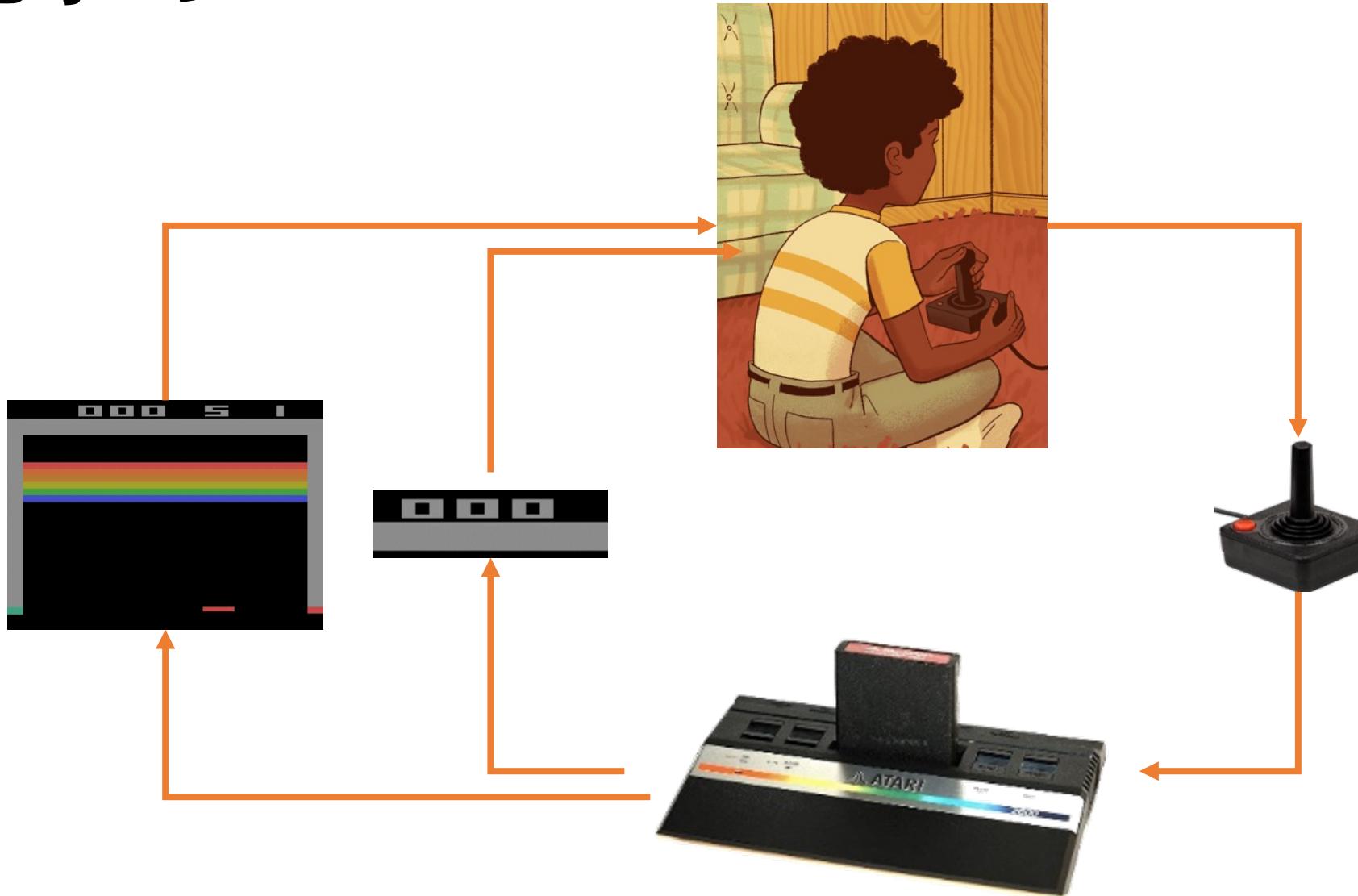
■ Reinforcement Learning

■ 强化学习

在与环境的交互中，以获得最大奖励为目标更新连接权值



强化学习



强化学学习



作业

■ 程序实现神经网络的前向计算

- 标量形式
- 向量形式

- 提供MATLAB模版
- 可以使用MATLAB或Python
- 下周上课前交

标量形式:

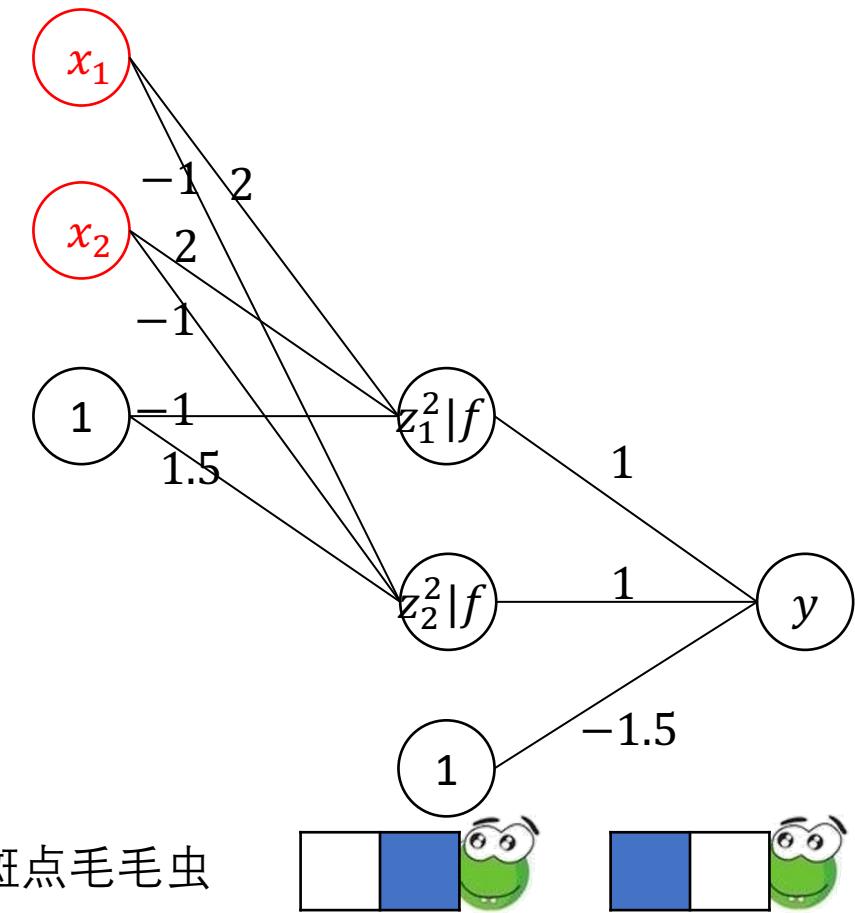
```
Input  $W^l, a^1$ 
for  $l = 1:L$ 
     $a^{l+1} = fc\_c(W^l, a^l)$ 
return
```

```
Function  $fc\_c(W^l, a^l)$ 
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
```

向量形式:

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

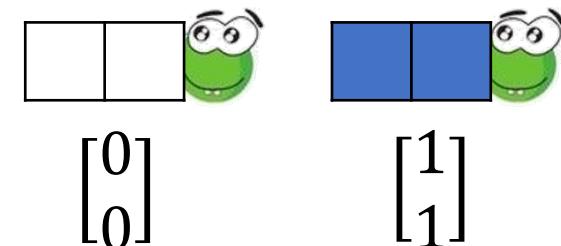
```
Function  $fc\_v(W^l, a^l)$ 
         $z^{l+1} = W^l a^l$ 
         $a^{l+1} = f(z^{l+1})$ 
end
```



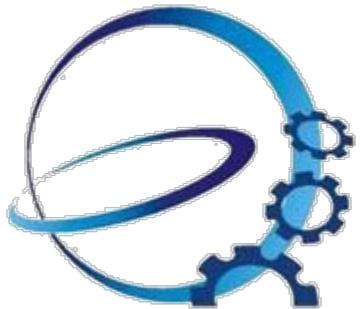
斑点毛毛虫



光滑毛毛虫



课程信息



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

<http://guoquan.net/>



深度学习引论 2022F

961 4732 0368

10:15

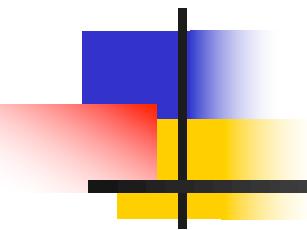
2022年09月09日 (GMT+08:00)

12:00

2022年09月09日



请使用手机端「腾讯会议 App」扫码入会



Thanks