



人工智能 I

杨杰

yangjie@seu.edu.cn

2025/12/08, 五四楼-303, 9:50~11:25



本节课安排

□ 监督学习：

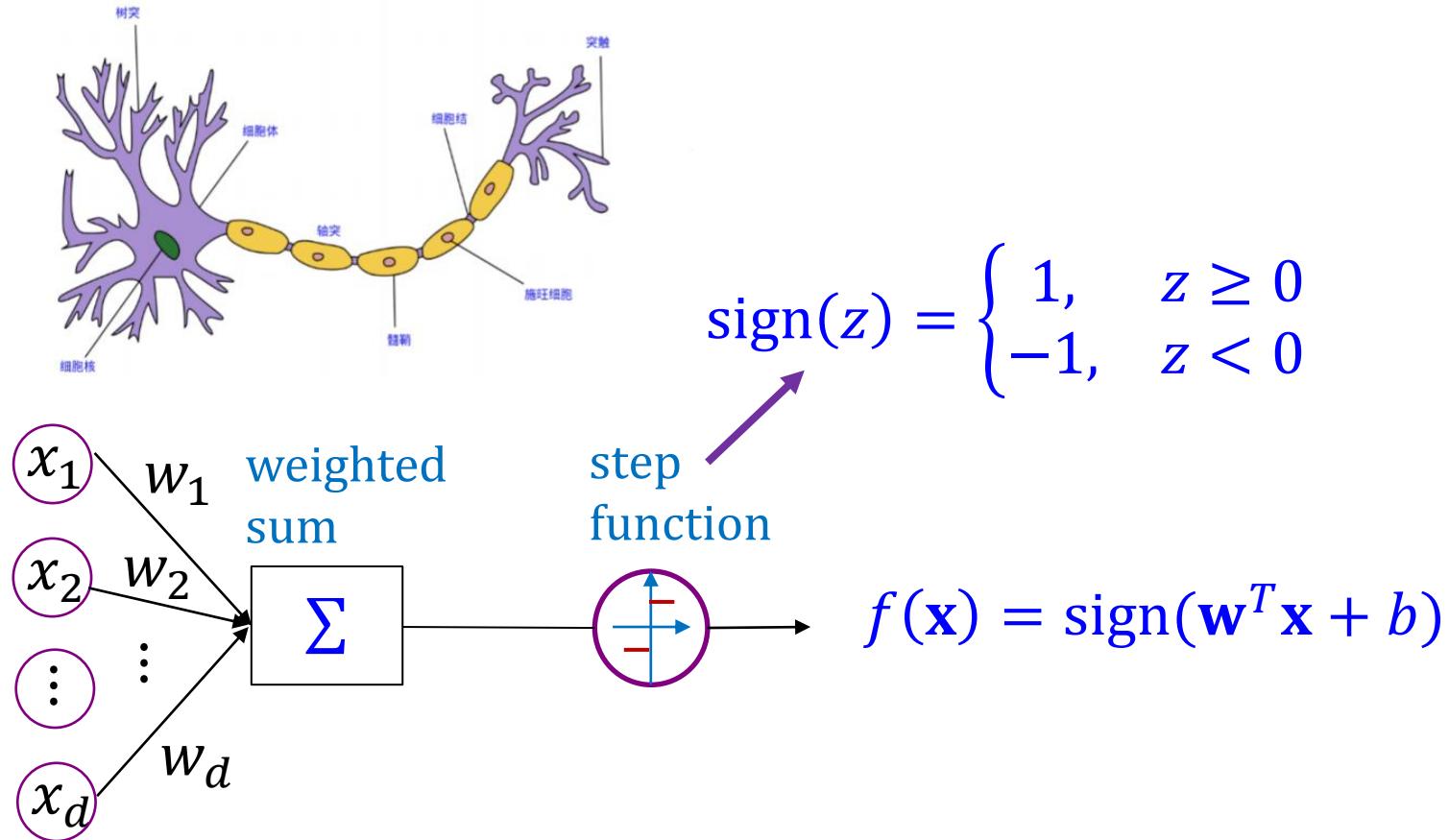
- 线性回归
- 对率回归
- 支持向量机
- 决策树
- 随机森林
- 贝叶斯分类器
- 感知机与神经网络





M-P 神经元模型

- 1943年，美国神经生理学家沃伦·麦卡洛克（Warren McCulloch）和数学家沃尔特·皮茨（Walter Pitts）对生物神经元进行建模，首次提出了一种形式神经元模型，并命名为McCulloch-Pitts模型，即后来广为人知的M-P模型





感知机学习

□ 二分类问题

$$\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n, y_i \in \{+1, -1\}$$

任务：寻找参数 \mathbf{w}, b ，使得所有训练样本被正确划分

模型： $f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{x}) \quad \mathbf{x} \leftarrow [\mathbf{x}; 1], \mathbf{w} \leftarrow [\mathbf{w}; b]$

损失函数： $L_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i \geq 0, \\ -y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i, & \text{if } y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i < 0 \end{cases}$

随机梯度： $\frac{\partial L_{\mathbf{w}}}{\partial \mathbf{w}} = \begin{cases} 0, & \text{if } y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i \geq 0, \\ -y_i \mathbf{x}_i, & \text{if } y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i < 0 \end{cases}$



感知机学习算法

□ 二分类问题

输入: $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n, y_i \in \{+1, -1\}$

(1) 初始化 \mathbf{w}

(2) 对每个 $\mathbf{x}_i, 1 \leq i \leq n$:

- 如果 $y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i < 0$

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \eta y_i \mathbf{x}_i$$

- 否则, 参数不更新

(3) 如果没有数据被误分, 则结束; 否则回到 (2)

输出: 参数 \mathbf{w}

学习率:
 $0 < \eta \leq 1$

- 如果数据线性可分, 则收敛;
- 否则, 感知机无法达到100%的正确率, 权重会永远震荡下去



练习

| 编号 | 色泽青绿 | 根蒂蜷缩 | 敲声浊响 | 好瓜? |
|----|------|------|------|-----|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 3 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 4 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 6 | 1 | 0 | 0 | -1 |
| 7 | 0 | 0 | 1 | -1 |
| 8 | 1 | 0 | 1 | -1 |

经过《人工智能导论》的学习，小张决定使用感知机模型对以上数据进行判别训练。设盈利的初值权重为 $w = [w_1; w_2; w_3; w_4]$ ，学习率为 $\eta = 1$ 。请填写完成下表中权重按顺序更新后的结果（注：4 维权重的最后一维对应于特征的偏置（bias），前面 3 个维度分别对应于色泽青绿、根蒂蜷缩、敲声浊响这三个属性。如果训练样本计算出的结果正好为 0，我们也认为是正样本，也即分类为+1）

| | w_1 | w_2 | w_3 | w_4 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| 初始值 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 样本: $(1;1;1) \rightarrow +1$ | | | | |
| 样本: $(1;0;1) \rightarrow -1$ | | | | |



答案

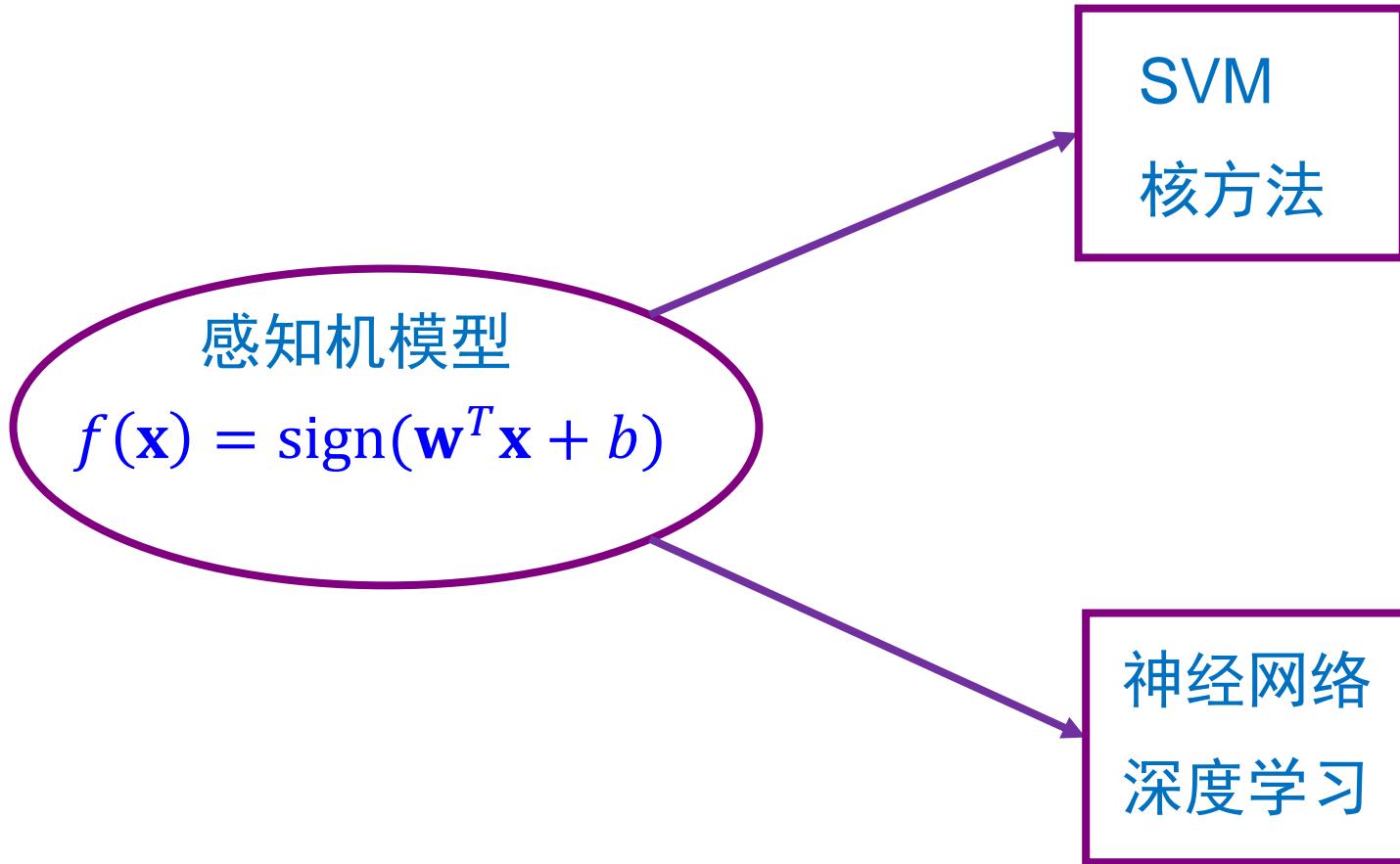
| 编号 | 色泽青绿 | 根蒂蜷缩 | 敲声浊响 | 好瓜? |
|----|------|------|------|-----|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 3 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 4 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 6 | 1 | 0 | 0 | -1 |
| 7 | 0 | 0 | 1 | -1 |
| 8 | 1 | 0 | 1 | -1 |

经过《人工智能导论》的学习，小张决定使用感知机模型对以上数据进行判别训练。设盈利的初值权重为 $w = [w_1; w_2; w_3; w_4]$ ，学习率为 $\eta = 1$ 。请填写完成下表中权重按顺序更新后的结果（注：4 维权重的最后一维对应于特征的偏置（bias），前面 3 个维度分别对应于色泽青绿、根蒂蜷缩、敲声浊响这三个属性。如果训练样本计算出的结果正好为 0，我们也认为是正样本，也即分类为+1）

| | w_1 | w_2 | w_3 | w_4 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| 初始值 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 样本: $(1;1;1) \rightarrow +1$ | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 样本: $(1;0;1) \rightarrow -1$ | 0 | 1 | 0 | -1 |

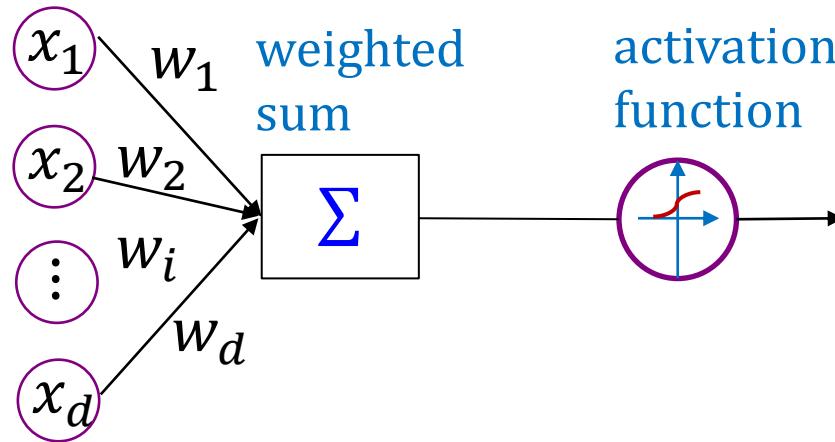


感知机的后续发展



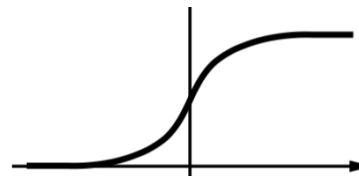


神经元(Neuron) 模型



$$f(\mathbf{x}) = \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b)$$

- 学习（拟合）能力和感知机差不多
- 对率回归



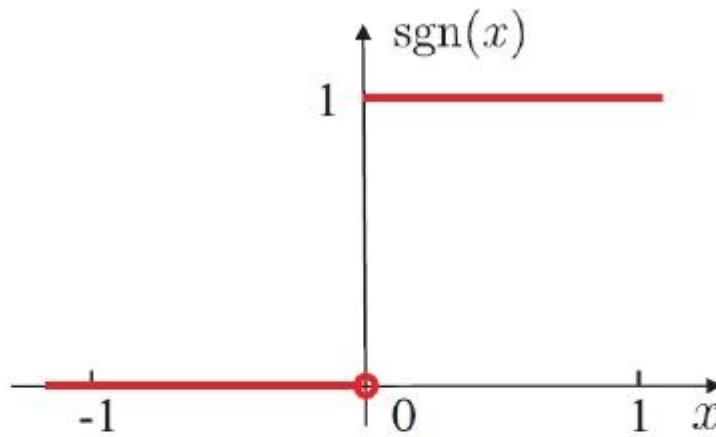
sigmoid function
(logistic function)



激活函数

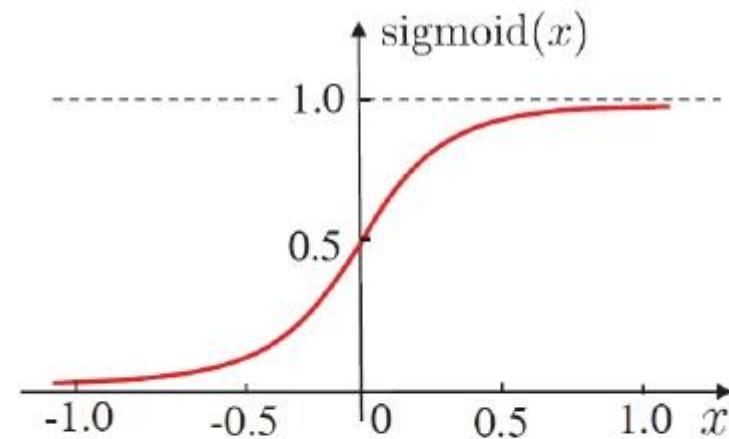
理想激活函数是阶跃函数，0表示抑制神经元而1表示激活神经元

阶跃函数具有不连续、不光滑等**不好的**性质，常用的是 Sigmoid 函数



$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0; \\ 0, & \text{if } x < 0. \end{cases}$$

(a) 阶跃函数



$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

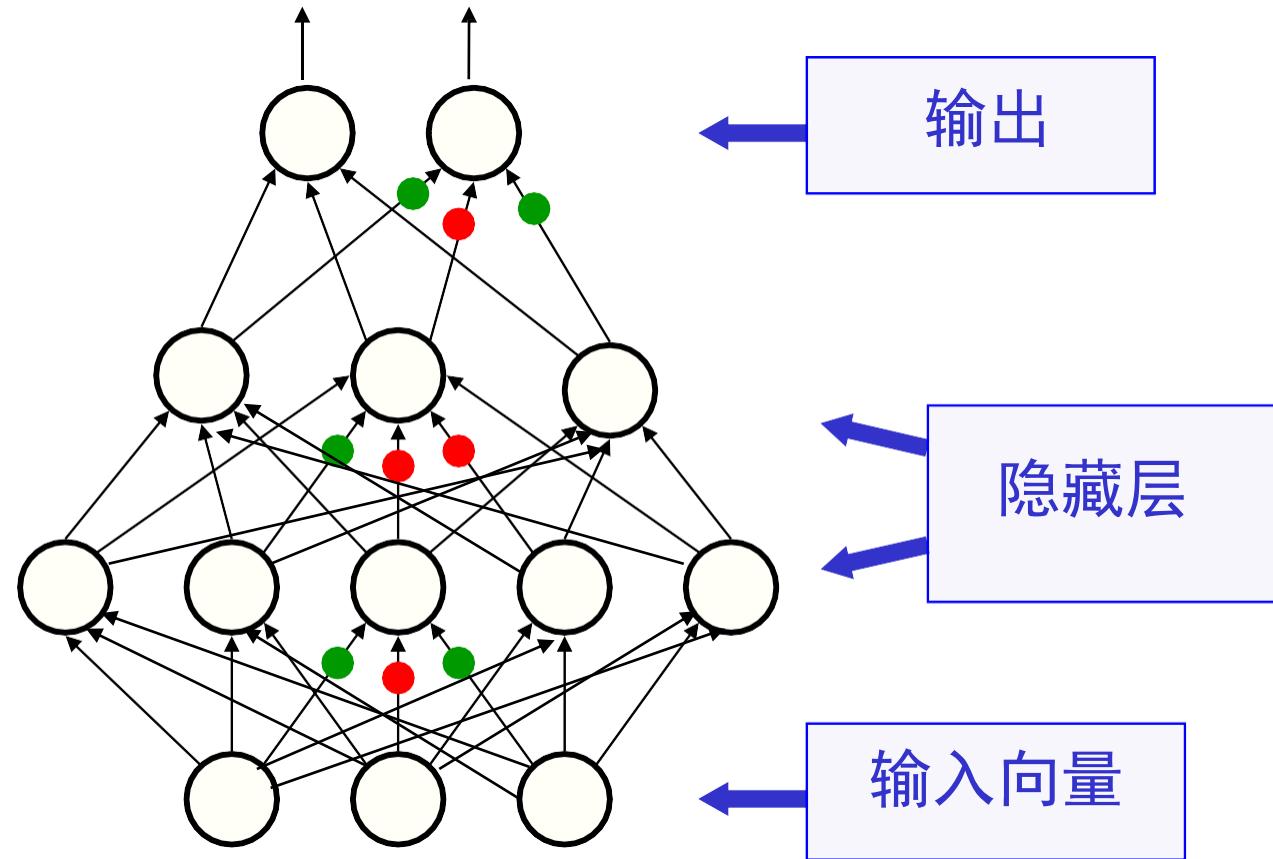
(b) Sigmoid 函数

图 5.2 典型的神经元激活函数



(全连接) 神经网络

- 前一层的输出为后一层的输入
- 每层是多个神经元模型的并列





神经网络的兴衰

- 神经网络的拟合能力很强
 - [Hornik et al., 1989]证明：只要一个包好足够多神经元的隐层，神经网络就能以任意精度逼近任意复杂的连续函数
 - 如果（标注良好）数据足够多，理论上能学到理想的**真实模型**；神经网络研究热潮
- 在90年代，非常容易陷入**过拟合**，后被SVM取代
- 大数据时代，神经网络再次回到舞台的中心
- 依据现在的条件，仍需防过拟合

$$\min_f \sum_{i=1}^m \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) + \lambda \Omega(f)$$

经验风险
(empirical risk)
描述模型与训练
数据的契合程度

结构风险
(structural risk)
描述模型本身
的某些性质

控制网
络结构

```
graph LR; A["\min_f \sum_{i=1}^m \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) + \lambda \Omega(f)"] --> B["经验风险  
(empirical risk)  
描述模型与训练  
数据的契合程度"]; A --> C["结构风险  
(structural risk)  
描述模型本身  
的某些性质"]; C --> D["控制网  
络结构"]
```