
人工神经网络

王晓丽

wangxiaoli@mail.xidian.edu.cn

手写数字识别



1. 大脑如何识别出这串数字？
2. 如何通过计算机自动识别出这串数字？

神经网络

- 1 神经网络
- 2 人工神经网络
- 3 人工神经网络的类型

1. 神经网络

- 二十世纪初，科学家通过新的细胞染色方法得知人的大脑是一个由数以十亿计的细胞构成的无比复杂的网络。人脑平均包含超过 10^{15} 条内部连接，即一立方厘米中就超过 10^9 条连接。

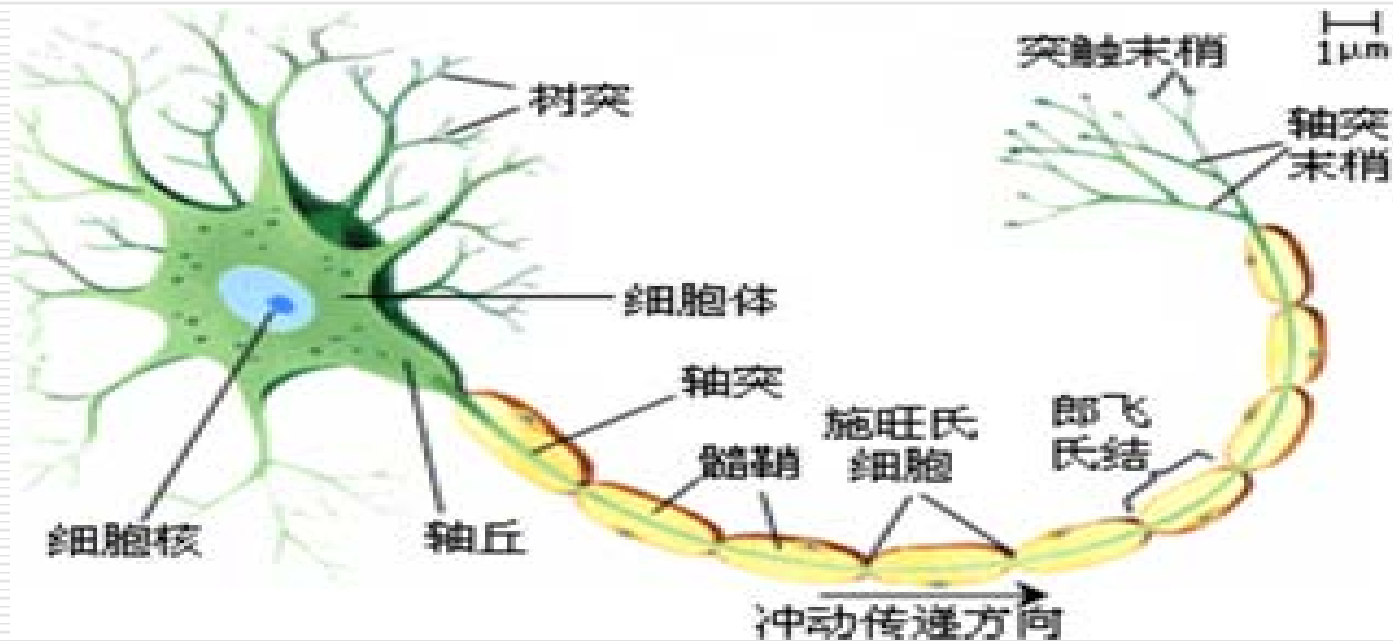
1. 神经网络：神经元

- 神经元（神经细胞）是人脑处理信息的最小单元
- 人类大脑大约包含 1.4×10^{11} 个神经元，每个神经元与其他大约 $10^3 \sim 10^5$ 个神经元相连接，构成一个极为庞大而复杂的神经网络



1. 神经网络：神经元

- 树突(dendrites), 接收来自外界的信息
- 细胞体(cell body), 神经细胞主体, 信息加工
- 轴突(axon), 将信号向外传递, 与多个神经元连接



1. 神经网络：神经元

➤ 对于一个生物神经元，**树突**是信号的输入端，**突触**是输入/输出接口，**细胞体**相当于一个微型处理器，它对各种输入信号进行整合，并在一定条件下触发，产生输出信号。输出信号沿着**轴突**传至神经末梢，并通过**突触**传向其他神经元。



1. 神经网络：神经元

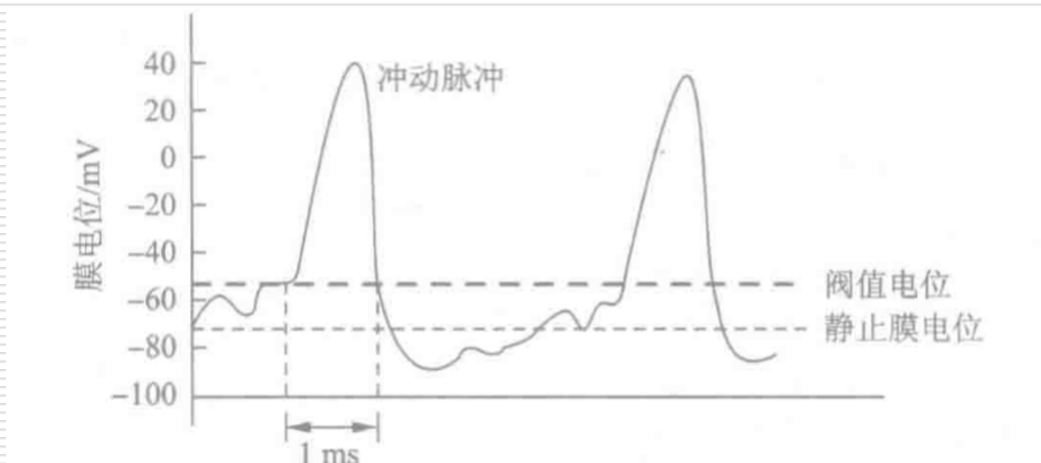
◆ 神经元的信息处理:

- 细胞膜内外离子浓度差造成膜内外存在电位差，称为膜电位。
- 当神经元在无神经信号输入时，膜电位为-70mV左右，称为静息电位，神经元的状态为静息状态。
- 当神经元收到外界刺激时，如果膜电位向正偏移，称为去极化，神经元兴奋；如果向负偏移，称为超极化，神经元抑制。
- 神经元去极化和超极化的程度反映了神经元的兴奋和抑制的强烈程度。

1. 神经网络：神经元

◆ 神经元的信息处理:

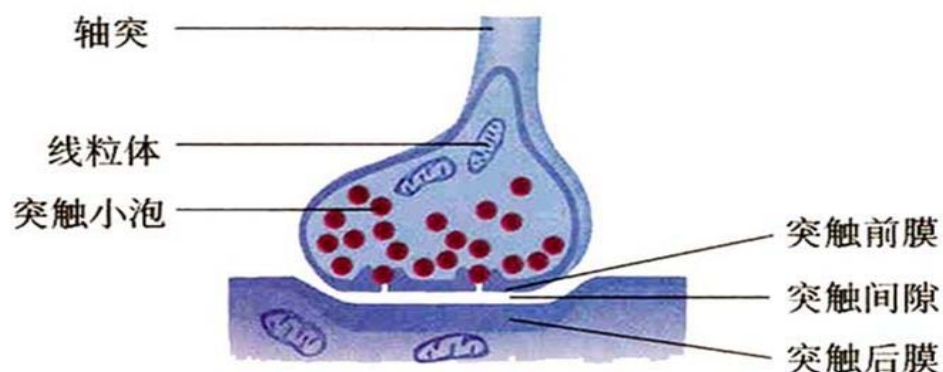
- 当神经元的兴奋超出某个极限**阈值**（ -55mV ），神经元被激发，其膜电位将进一步自发地急速升高。在 1ms 内，膜电位将比静息膜电位高出 100mV 左右，此后又极速下降，回到静息值。
- 兴奋过程产生了一个宽度为 1ms ，振幅为 100mV 的**冲动脉冲**。



1. 神经网络：神经元

◆ 神经元的信息处理：

- 当神经元发放脉冲并传到其轴突末端（突触）后，由于电脉冲的刺激，神经递质从突触前膜释放，经过突触间隙，在突触后膜与特殊受体结合。
- 当突触前膜释放的兴奋递质使得突触后膜的去极化电位超过了阈值电位后，后一个神经元便有了神经脉冲输出。通过这种方式，前一个神经元的信息就传递给了后一个神经元。



1. 神经网络：神经元

◆ 信息的整合：

- 单个神经元可以与成千上万个神经元通过突触连接，从而接收来自各个轴突传来的脉冲输入。
- 对不同时间通过同一突触传入的信息具有**时间整合功能**。
- 对同一时间通过不同突触传入的信息具有**空间整合功能**。

1. 神经网络

□ 总结

- 神经元之间彼此**连接**
- 信号可以起**兴奋**作用，也可以起**抑制**作用
- 一个神经元接受信号的**累积效果**决定该神经元的状态(兴奋、抑制)
- 每个神经元有一个“**阈值**”



1. 神经网络

◆ 神经网络

- 由突触连接的神经元形成的网络，网络内部的信息传递以神经元的电活动为基础。人脑能够实现的种种神奇而复杂的功能实际上就是生物神经网络的功能。

◆ 人工神经网络

- 模拟生物神经网络由简单的处理单元(神经元)组成的大规模并行分布式处理器。

神经网络

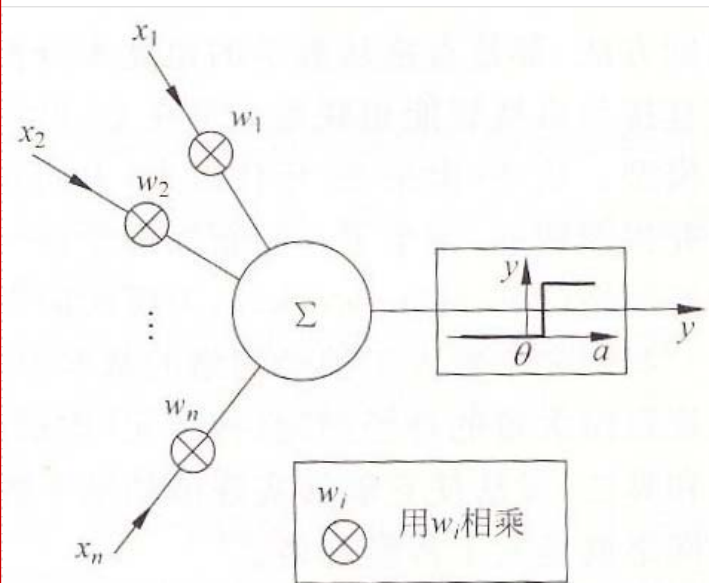
- 1. 神经网络
- 2. 人工神经网络
- 3. 人工神经网络的类型

1. 人工神经网络

- 1943年，麦卡洛克 & 皮茨 (McCulloch & Pitts) 提出了一个简单的神经元模型，即M-P数学模型。

M-P神经元模型

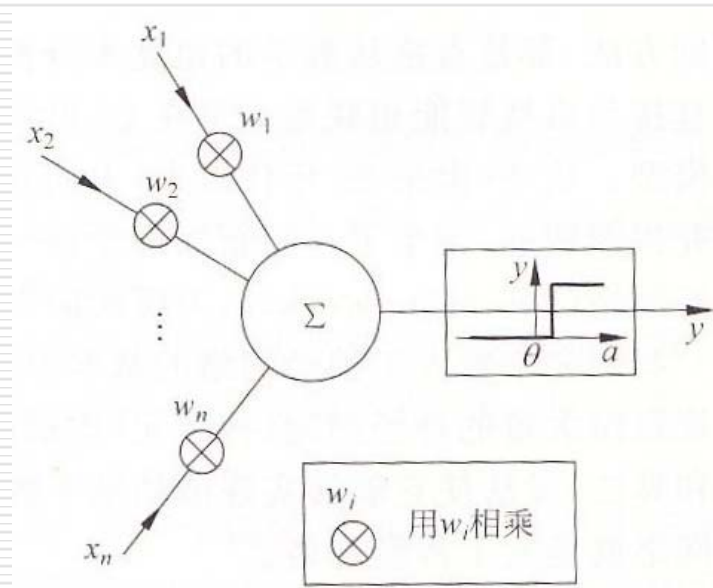
- 每个神经元都是一个“多输入”和“单输出”的信息处理单元
- 神经元具有空间整合特性
- 神经元具有阈值
- 神经元的输入分兴奋性输入和抑制性输入两种类型



2. 人工神经网络

输入信号 n 维输入向量 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T$
 \mathbf{x} 是来自其它 n 个神经元的输出;
也可以是来自外部的输入信号。

权向量 n 维权向量 $\mathbf{W} = [\omega_1, \dots, \omega_n]^T, \omega_i \in \mathbf{R}$
相当于突触的连接强度。

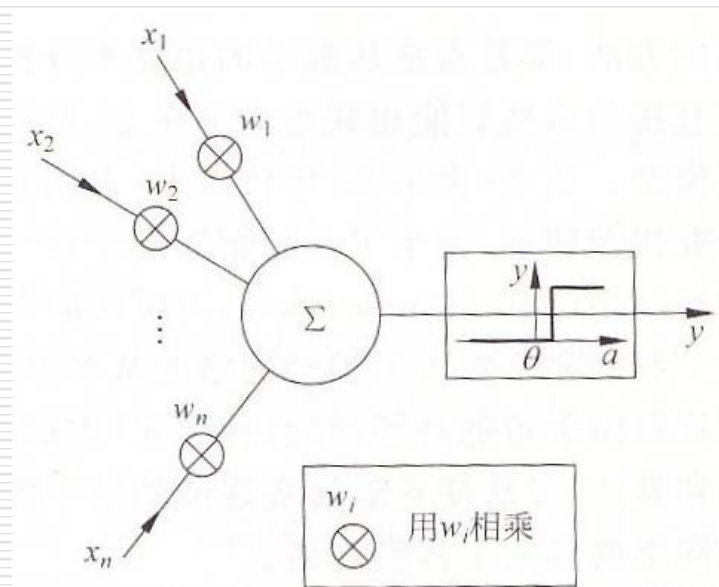


2. 人工神经网络

□ 信号累积:

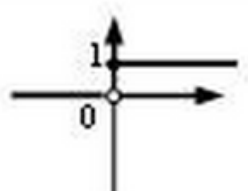
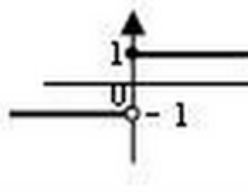
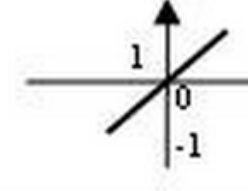
$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right)$$

➤ θ 为阈值, $f(X)$ 是激活函数



2. 人工神经网络

□ 常见激活函数

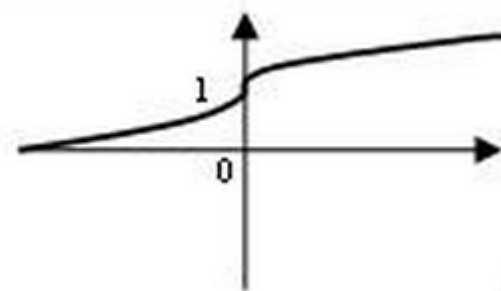
激活函数	输入输出关系	函数图
阶跃	$y = \begin{cases} 1 & \text{如果 } net \geq 0 \\ 0 & \text{如果 } net < 0 \end{cases}$	
对称阶跃	$y = \begin{cases} 1 & \text{如果 } net \geq 0 \\ -1 & \text{如果 } net < 0 \end{cases}$	
线性函数	$y = net$	

2. 人工神经网络

□ 常见激活函数

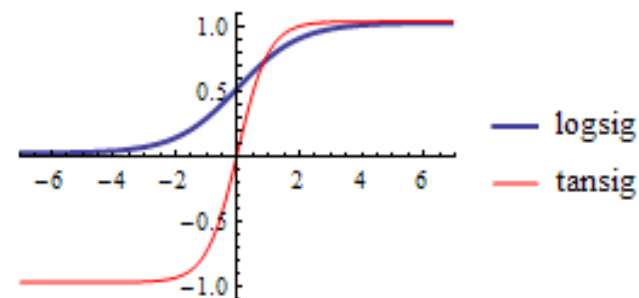
对数 S 型

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



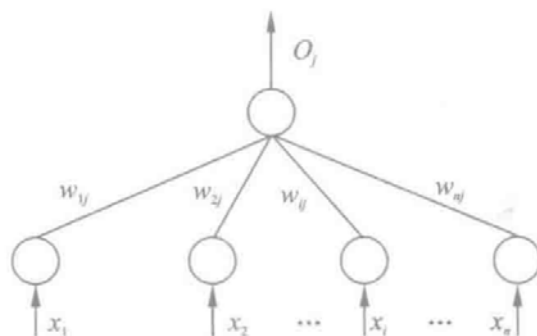
双曲正切曲线

$$y = \text{tansig}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

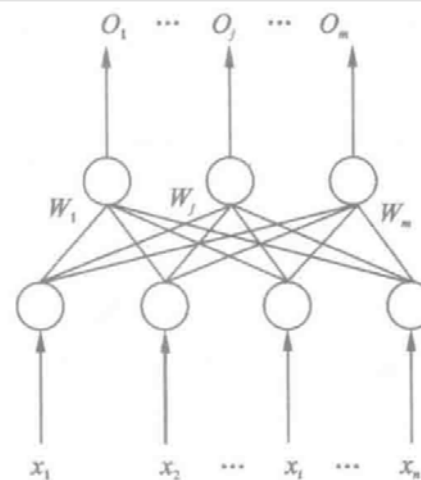


2. 人工神经网络：单层感知器

□ 单层感知器网络：



单输出结点的单层感知器



多输出结点的单层感知器

- 输入层也称为感知层，每个结点只负责接收一个输入信号；
- 输出层也称为信息处理层，每个结点均具有信息处理能力。

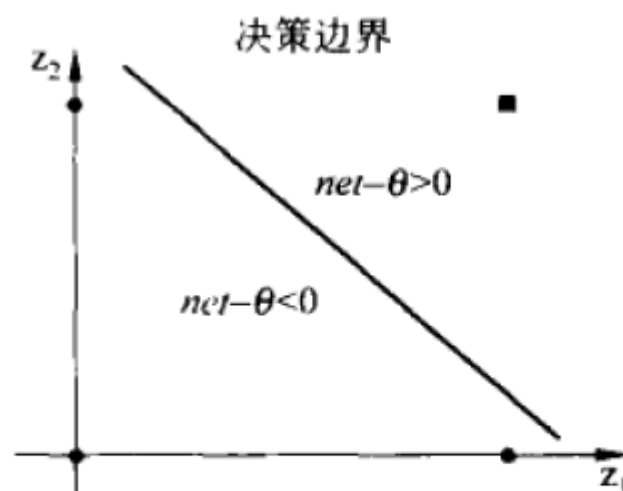
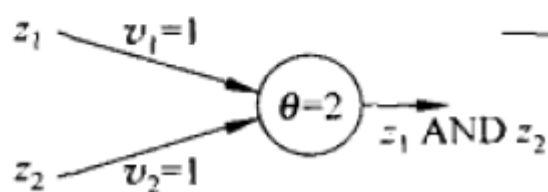
2. 人工神经网络：单层感知器

□ AND感知器

真值表

z_1	z_2	$z_1 \text{ AND } z_2$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

人工神经元



(a) AND 感知器

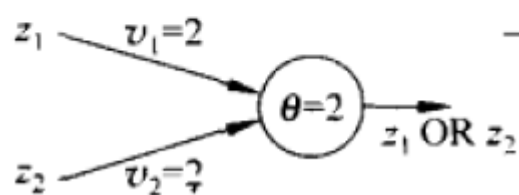
2. 人工神经网络：单层感知器

□ OR感知器

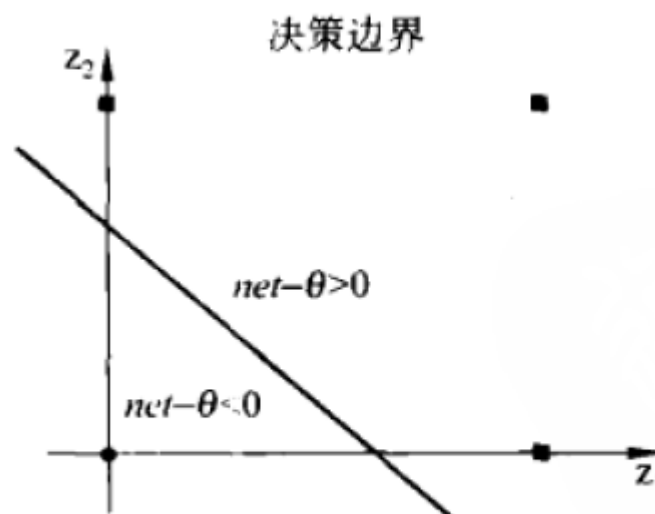
真值表

z_1	z_2	$z_1 \text{ OR } z_2$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

人工神经元



(b) OR 感知器



2. 人工神经网络：单层感知器

□ XOR感知器

真值表

z_1	z_2	$z_1 \text{ XOR } z_2$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

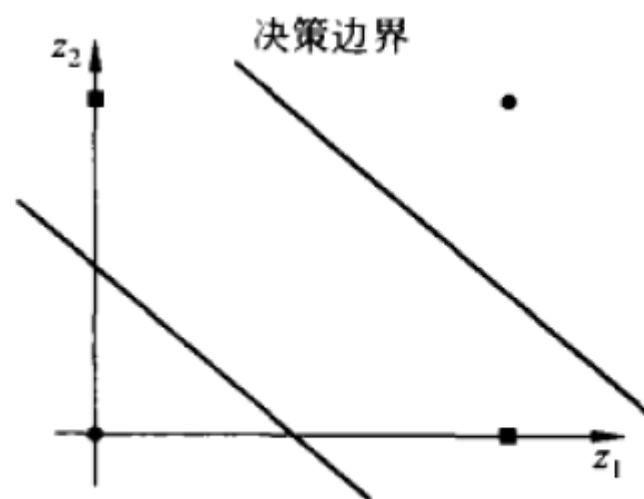


图 2.5 XOR 决策边界

2. 人工神经网络：单层感知器

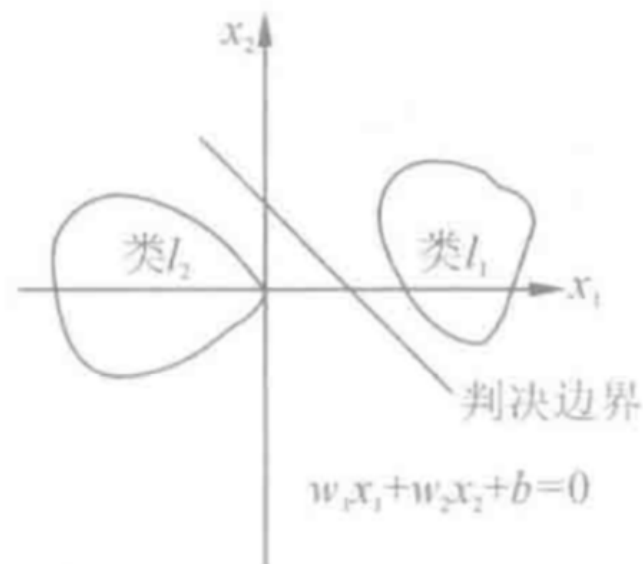
□ **局限性：** 单层感知器无法解决XOR问题。

➤ 对于二维平面，当样本为线性可分集合时，一定可以找到一条直线将样本分为两类。

➤ 感知器的公式为：

$$w_1x_1 + w_2x_2 - \theta$$

➤ 显然，通过调整感知器的权值及阈值可以修改两类模式的分界线： $w_1x_1 + w_2x_2 - \theta = 0$



2. 人工神经网络：单层感知器

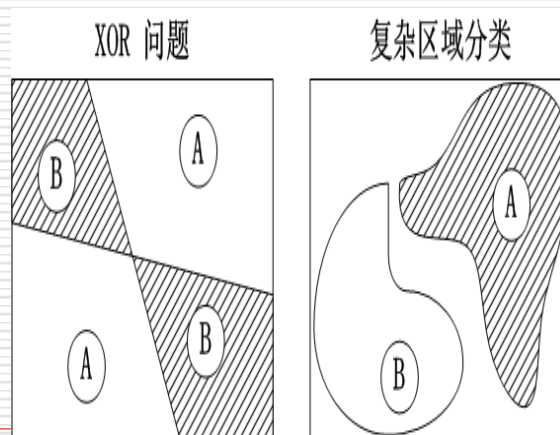
□ **局限性：** 单层感知器无法解决XOR问题。

- 对于三维平面，当样本为线性可分集合时，一定可以找到平面将数据分为两类。该平面可由三个输入的单层感知器实现。
- n 维空间，由 n 个输入的单层感知器可定义一个 n 维空间上的超平面，将样本分为两类。该分类的超平面方程为： $w_1x_1 + w_2x_2 \dots + w_nx_n - \theta = 0$

2. 人工神经网络：单层感知器

□ **局限性：** 单层感知器无法解决XOR问题。

- 由感知器的几何意义可知，其确定的分类判别方程式是线性方程，因而只能解决线性可分问题，而不能解决线性不可分问题。
- 这里“线性可分”是指两类样本可以用直线、平面或者超平面分开，否则称为线性不可分。



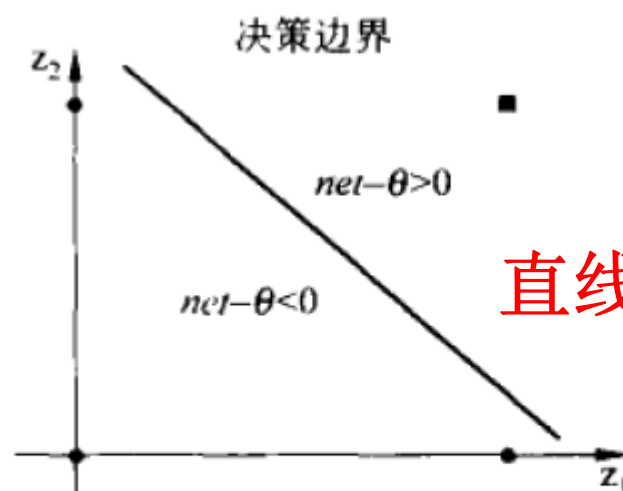
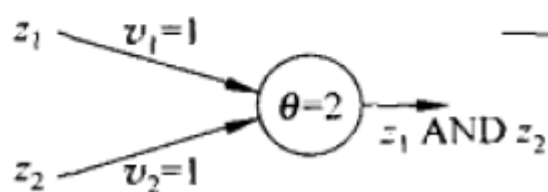
2. 人工神经网络：单层感知器

□ AND感知器

真值表

z_1	z_2	$z_1 \text{ AND } z_2$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

人工神经元



直线不唯一

(a) AND 感知器

2. 人工神经网络：单层感知器

□ XOR感知器 从理论证明直线不存在！

真值表

z_1	z_2	$z_1 \text{ XOR } z_2$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

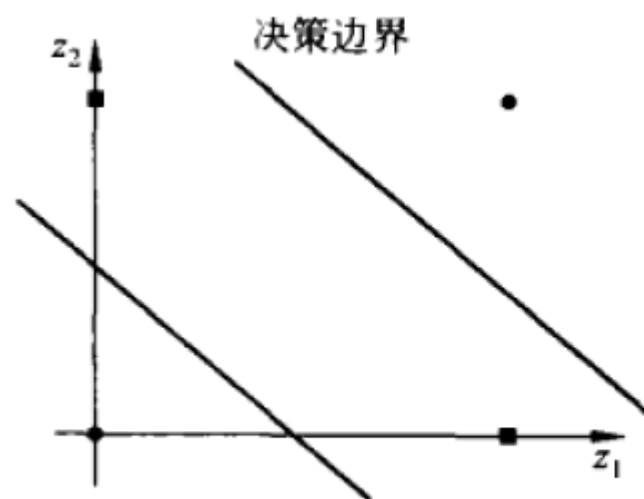


图 2.5 XOR 决策边界

2. 人工神经网络：单层感知器

□ XOR感知器

真值表

z_1	z_2	$z_1 \text{ XOR } z_2$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

判别式： $w_1x_1 + w_2x_2 - \theta$

$$-\theta < 0$$

$$w_2 - \theta \geq 0$$

$$w_1 - \theta \geq 0$$

$$w_1 + w_2 - \theta < 0$$

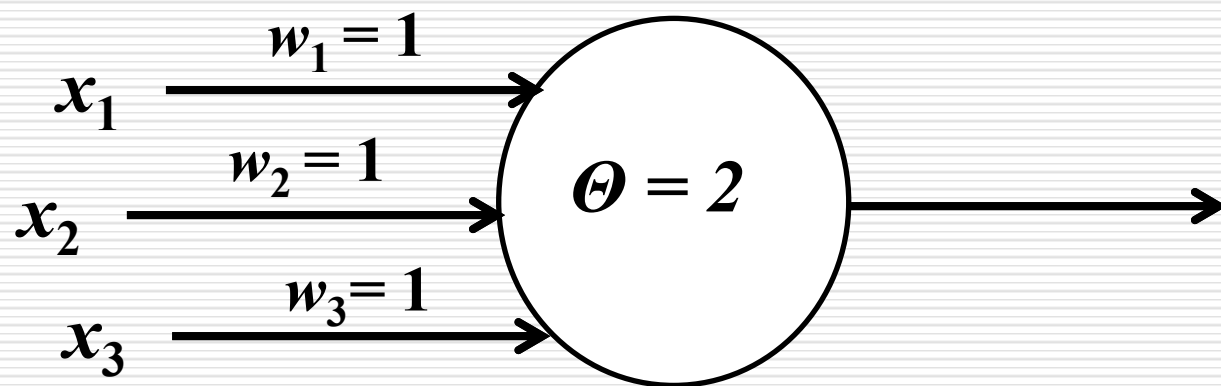
$$w_1 + w_2 - 2\theta < 0$$

$$w_1 + w_2 - 2\theta \geq 0$$

矛盾！

2. 人工神经网络：单层感知器

□ 习题：分析下图给出的感知器的功能



2. 人工神经网络：单层感知器

- 由真值表可见，该感知器实现的是少数服从多数表决器。

表 3-3 真值表

x_1	x_2	x_3	O
0	0	0	0
0	0	1	0
0	1	0	0
0	1	1	1
1	0	0	0
1	0	1	1
1	1	0	1
1	1	1	1

2. 人工神经网络：单层感知器

□ 习题：对如下样本设计感知器实现分类

$$x_1 = (-1, 2); x_2 = (-2, 1); x_3 = (-1, -1);$$

$$x_4 = (1, 1); x_5 = (1, 2); x_6 = (2, -1);$$

其中 x_1, x_2 和 x_3 属于一类，剩下的属于一类。

利用设计的感知器，对 $x_7 = (-2, -2)$ 和 $x_8 = (2, 0)$ 进行分类。

2. 人工神经网络：单层感知器

□ 解答：

取直线上两点(0.5, 0)和(0, 1)

得到直线方程：

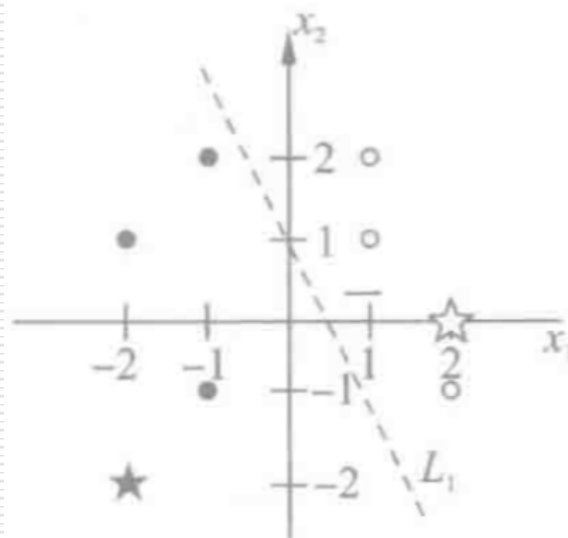
$$0.5 w_1 - \theta = 0$$

$$w_2 - \theta = 0$$

此方程有无穷多个解，取

$$w_1 = 1, \quad w_2 = 0.5, \quad \theta = 0.5$$

x_1, x_2, x_3, x_7 属于一类，剩下的属于一类。



2. 人工神经网络：单层感知器

- 由两个输入变量（取值为0或1）构成的所有可能的逻辑函数关系，共有多少种？其中有几个无法用单层感知器网络实现？

表 3-1 二输入变量的所有逻辑函数关系表

变量		函数及其值															
x_1	x_2	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}	f_{14}	f_{15}	f_{16}
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1

2. 人工神经网络：单层感知器

- 由两个输入变量（取值为0或1）构成的所有可能的逻辑函数关系，共有16种，其中2个无法用单层感知器网络实现，分别是 f_7 表示的“异或”和 f_{10} 表示的“同或”关系。原因是，单层感知器不能对线性不可分问题进行分类。

表 3-1 二输入变量的所有逻辑函数关系表

变量		函数及其值															
x_1	x_2	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}	f_{14}	f_{15}	f_{16}
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1

2. 人工神经网络：单层感知器

- 随着变量的增多，感知器不能实现的问题的数量将超过可以实现的问题的数量。

表 3-2 单层感知器的高维分类能力表

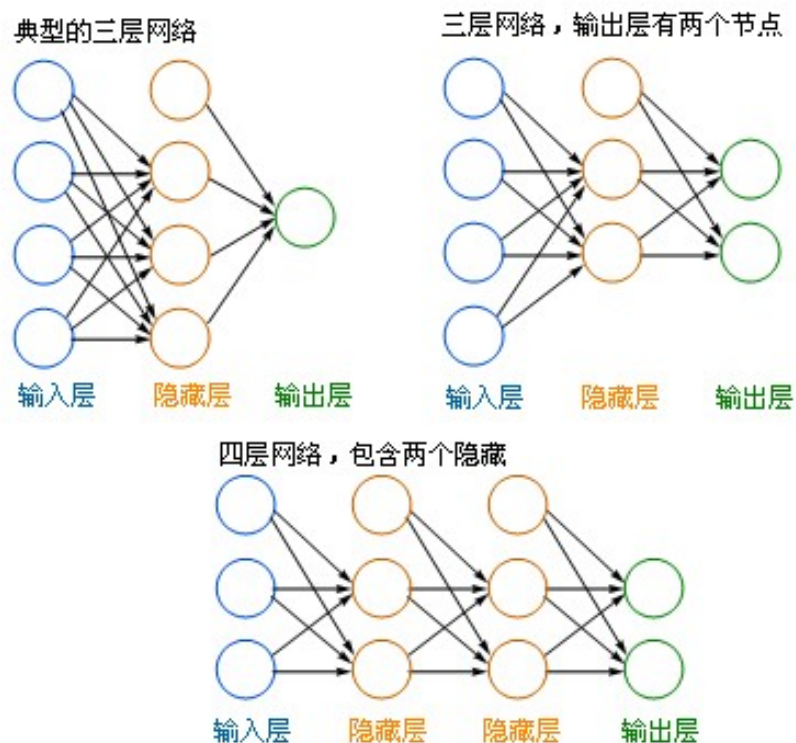
自变量个数	函数的个数	线性可分函数的个数
1	4	4
2	16	14
3	256	104
4	65 536	1882
5	4.3×10^9	94 572
6	1.8×10^{19}	5 028 134

2. 人工神经网络：多层感知器

- 人工智能之父Minsky在其经典著作《Perceptron》中曾经断言感知器没有处理复杂分类问题的能力(XOR逻辑问题)，因此感知器曾一度遭到冷遇。
- 多层感知器的提出使得感知器模型又再度受到重视。

2. 人工神经网络：多层感知器

□ 多层感知器网络（MLP）



2. 人工神经网络：多层感知器

□ 多层感知器网络（MLP）

➤ MLP是一种多层前馈网络模型，它通常由三部分组成：

(1) 一组感知单元组成输入层

(2) 一层或多层计算节点的隐藏层

(3) 一层计算节点的输出层

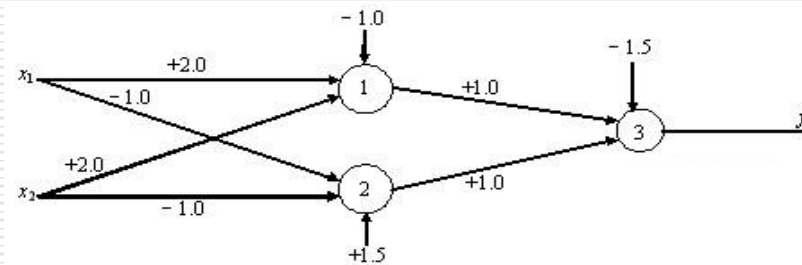
2. 人工神经网络：多层感知器

□ 隐藏层的功能：

✓ 对于分类问题，加入隐藏层可以解决线性不可分的问题

✓ 例如：

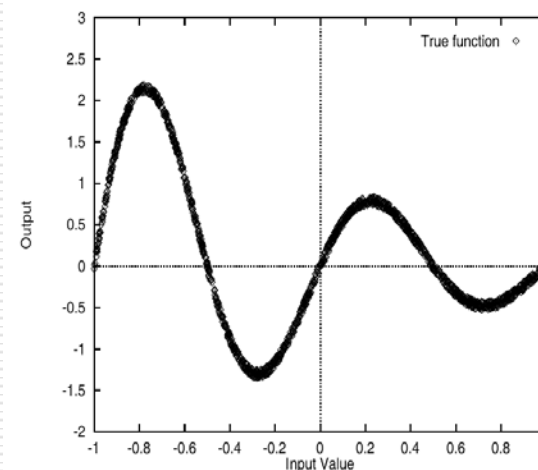
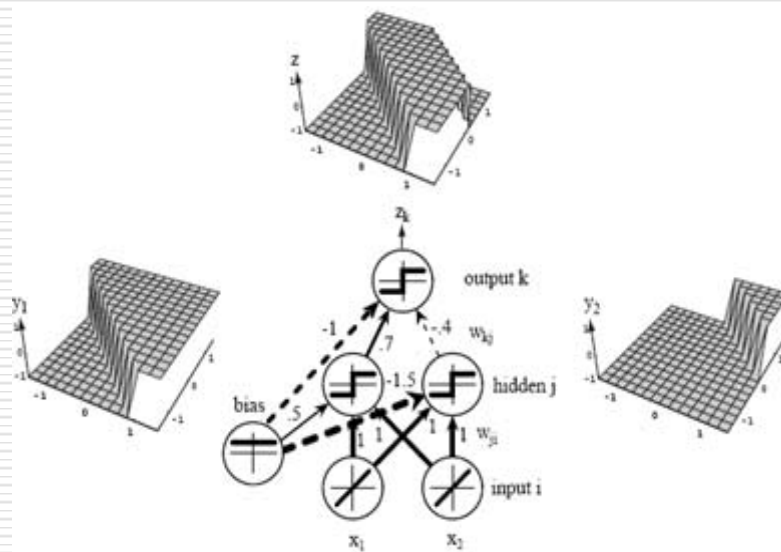
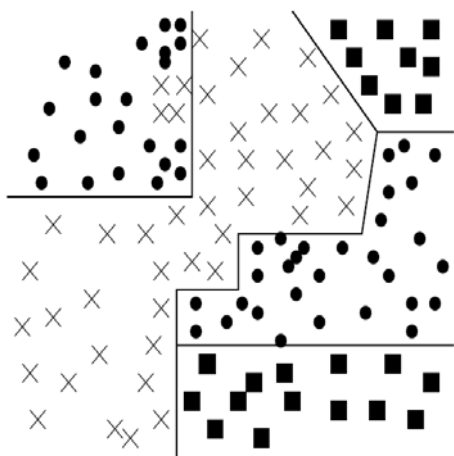
□ 异或问题



2. 人工神经网络：多层感知器

□ 隐藏层的功能：

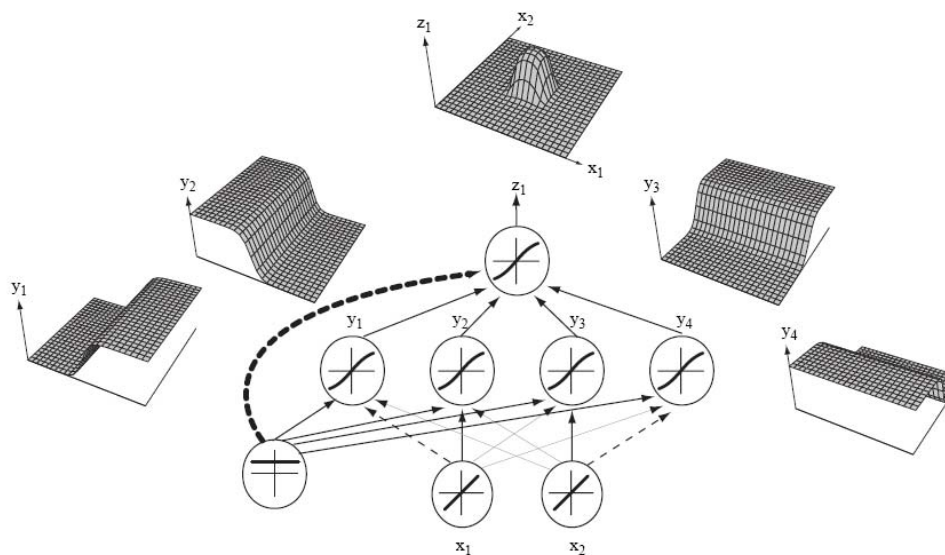
- ✓ **复杂的决策边界**：每个隐层单元实现一个边界
- ✓ **复杂函数逼近**：每个隐层单元拟合函数的一段单调区域



2. 人工神经网络：多层感知器

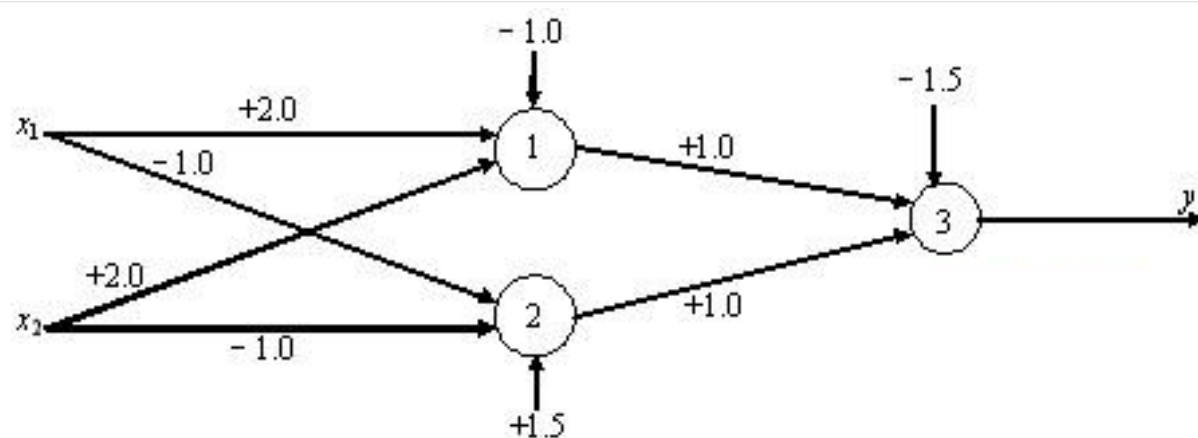
□ 隐藏层的功能：

- ✓ 已经证明，激活函数使用单调递增可微函数的单隐藏层前馈神经网络能够逼近任意的连续函数，只要隐藏层具有足够多的神经元。



2. 人工神经网络：多层感知器

□ 习题：以下感知器实现了什么功能？



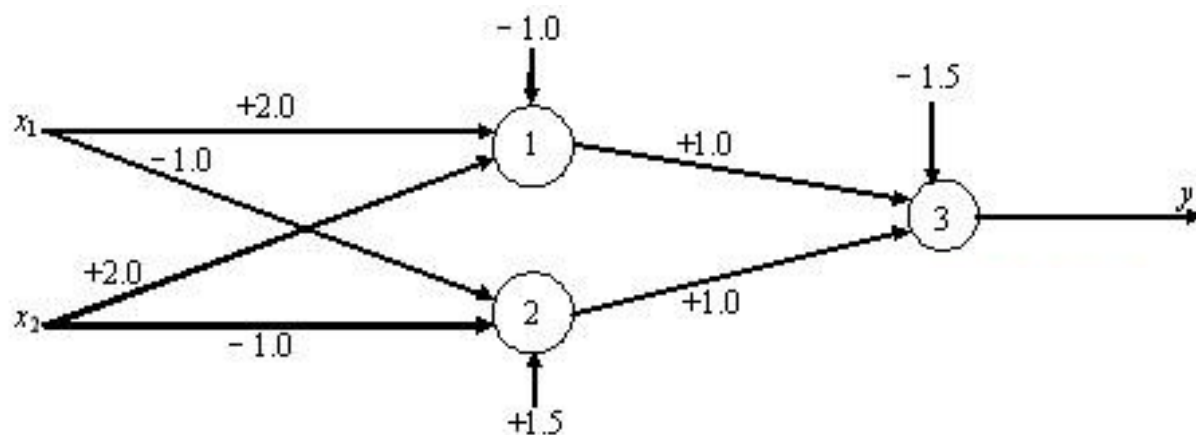
$w_{11} = 2.0$	$w_{12} = -1.0$	$w_{13} = 1.0$
$w_{21} = 2.0$	$w_{22} = -1.0$	$w_{23} = 1.0$
$\theta_1 = 1.0$	$\theta_2 = -1.5$	$\theta_3 = 1.5$

激活函数是阶跃函数

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

2. 人工神经网络：多层感知器

□ 习题：以下感知器实现了什么功能？



x_1	x_2	隐藏层节点1的输出	隐藏层节点2的输出	y
0	0	$f(0+0-1.0 = -1.0 < 0) = 0$	$f(0+0+1.5 = 1.5 > 0) = 1$	$f(0+1.0-1.5 = -0.5 < 0) = 0$
1	1	$f(2.0+2.0-1.0 = 3.0 > 0) = 1$	$f(-1.0-1.0+1.5 = -0.5 < 0) = 0$	$f(1.0+0-1.5 = -0.5 < 0) = 0$
0	1	$f(0+2.0-1.0 = 1.0 > 0) = 1$	$f(0-1.0+1.5 = 0.5 > 0) = 1$	$f(1.0+1.0-1.5 = 0.5 > 0) = 1$
1	0	$f(2.0+0-1.0 = 1.0 > 0) = 1$	$f(-1.0+0+1.5 = 0.5 > 0) = 1$	$f(1.0+1.0-1.5 = 0.5 > 0) = 1$

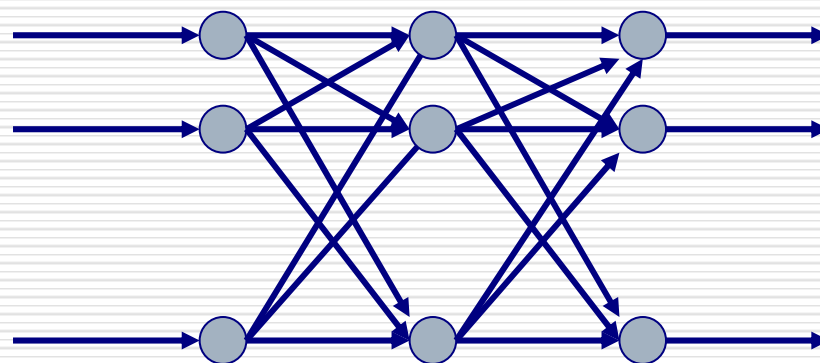
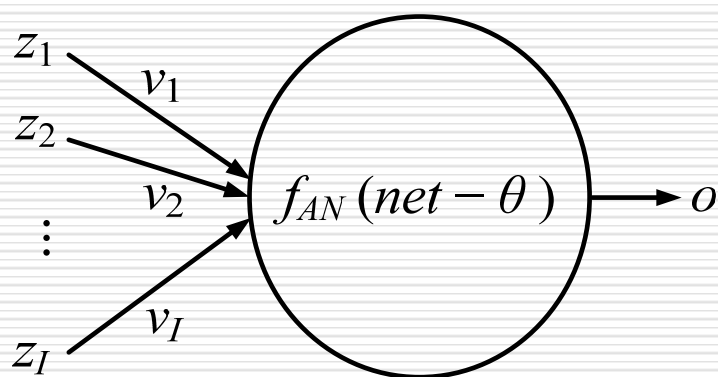
神经网络

- 1. 神经网络
- 2. 人工神经网络
- 3. 人工神经网络的类型

3. 人工神经网络的类型

□ 从单个神经元到多层神经网络

- ✓ 单个神经元：只能学习线性可分的函数
- ✓ 多层神经网络：可以学习非线性可分的函数
- ✓ 多层神经网络的训练比单个神经元复杂



3. 人工神经网络的类型

- 神经元之间如何连接？
- 如何确定权重？

3. 人工神经网络的类型

□ 神经元之间如何连接？ 拓扑结构

- 人工神经网络可以看成是以人工神经元为结点，用有向加权弧连接起来的有向图

□ 如何确定权重？ 学习方法

- ◆ 监督学习：输入向量的期望输出已知
- ◆ 非监督学习：输入向量的期望输出未知

3. 人工神经网络的类型

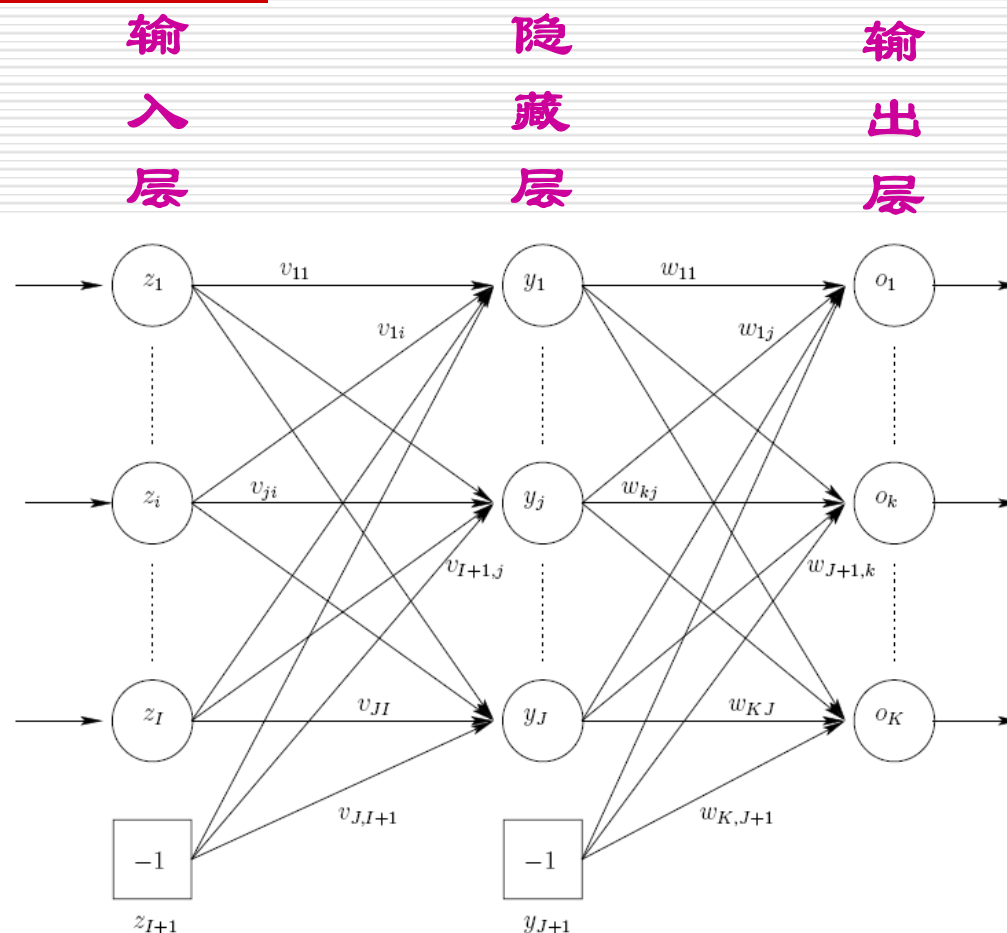
□ 拓扑结构

- ✓ 前馈神经网络
- ✓ 函数链神经网络
- ✓ 乘积单元神经网络
- ✓ 简单反馈神经网络
- ✓ 时延神经网络
- ✓ 级联神经网络

3. 人工神经网络的类型

□ 前馈神经网络

- ✓ 包括输入层、隐藏层和输出层
- ✓ 可以有多个隐层
- ✓ 信息只能从左一层单元传递到相应的右一层单元。



3. 人工神经网络的类型

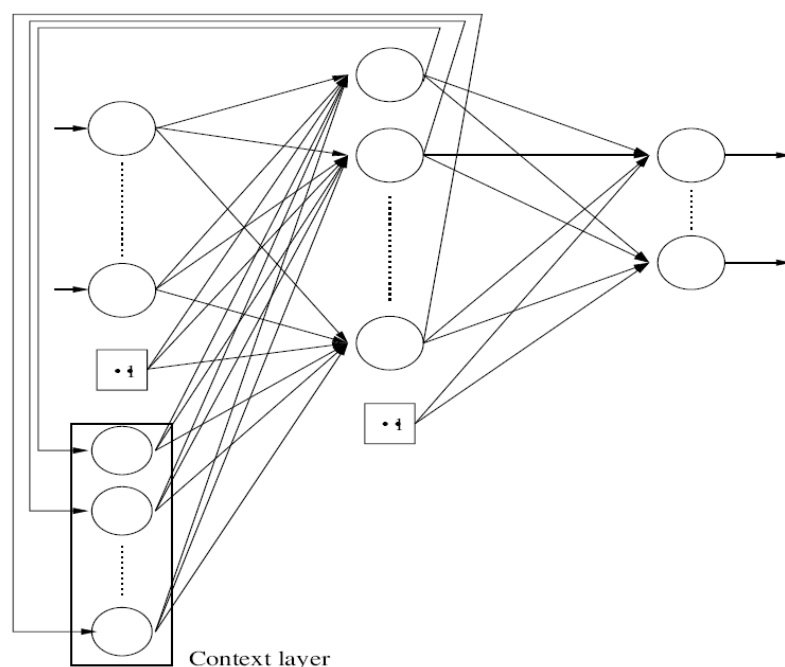
☐ 乘积单元神经网络

- ✓ 输入信号的计算方式：加权乘积，而非加权求和
- ✓ 可以与求和单元共同构成人工神经网络：
 - ☐ 每个输入单元都被连接到一些求和单元以及一些乘积单元
 - ☐ 乘积单元层和求和单元层交替出现
 - ☐

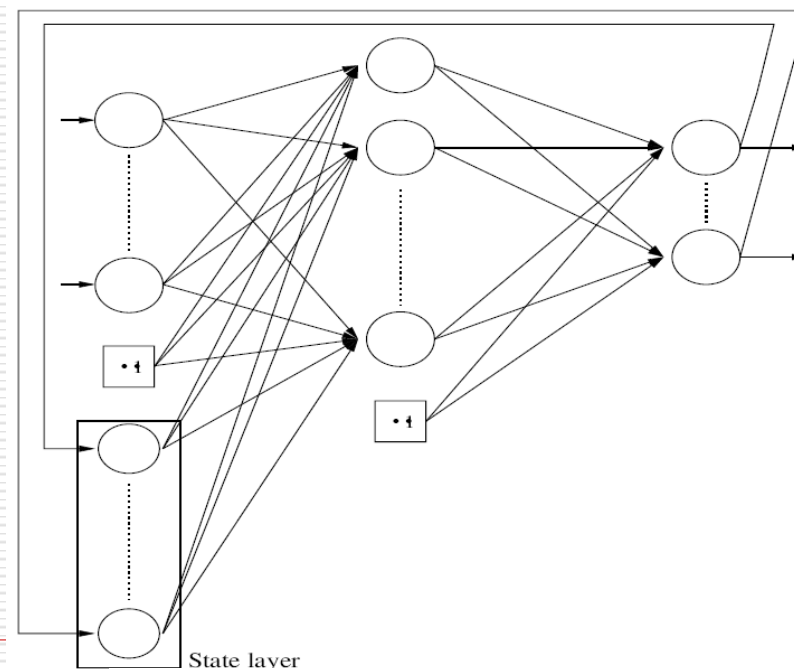
3. 人工神经网络的类型

□ 简单反馈神经网络

- ✓ 网络具有反馈连接
- ✓ 为神经网络增加了学习数据集的时域特征的能力



Elman 简单反馈神经网络

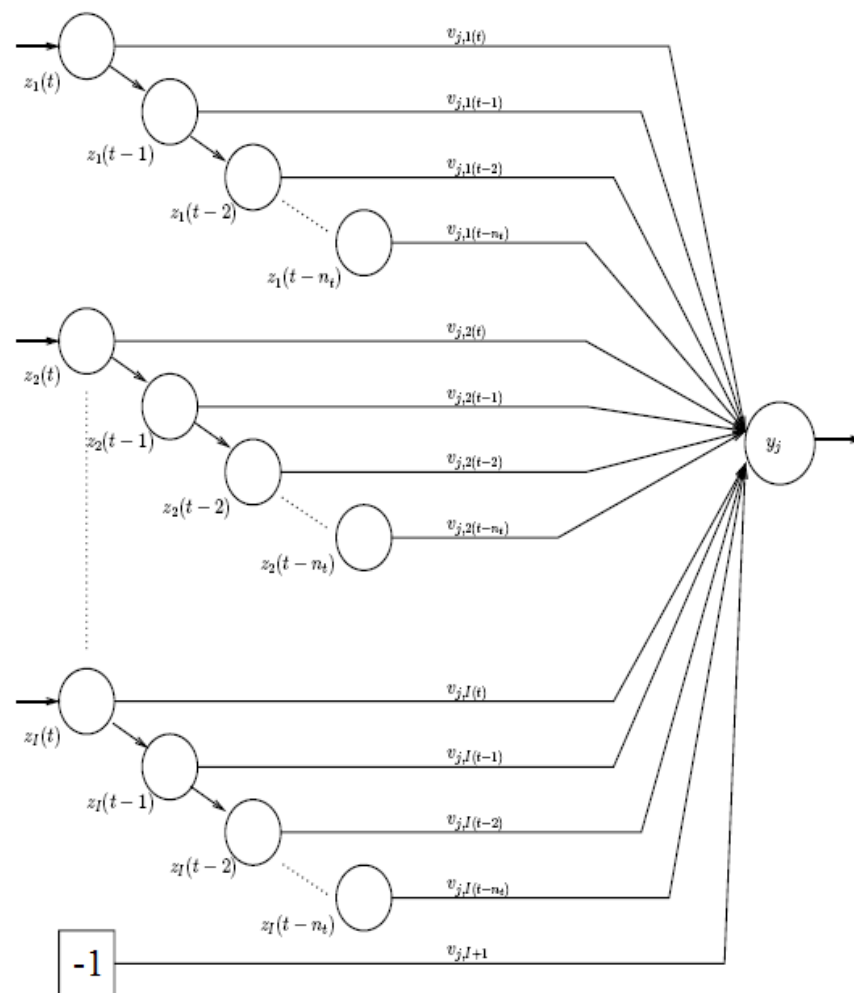


Jordan 简单反馈神经网络

3. 人工神经网络的类型

□ 时延神经网络

- ✓ 右图：单个时延神经元
- ✓ 可以作为构件来构造一个完整的前馈时延神经网络

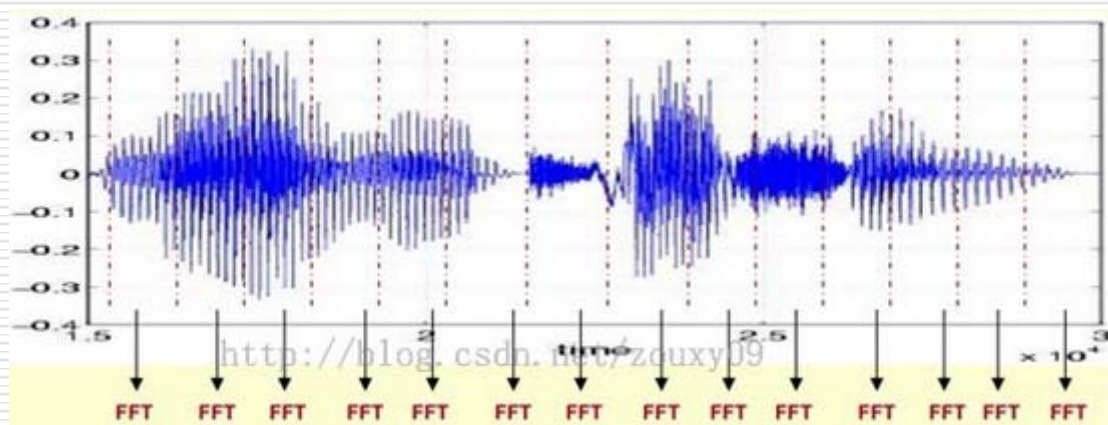


单个时延神经元

3. 人工神经网络的类型

❖ 时延神经网络

声谱图

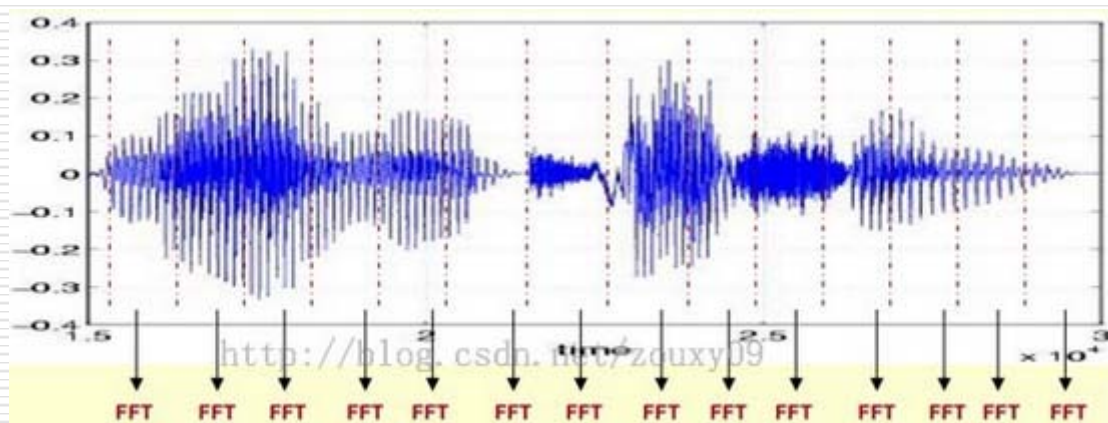


这段语音被分为很多帧，我们用**0-12**代表每一帧的特征向量

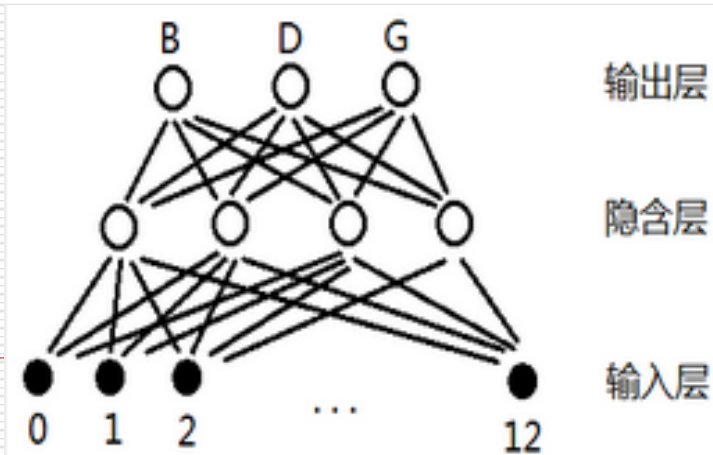
3. 人工神经网络的类型

❖ 时延神经网络

声谱图



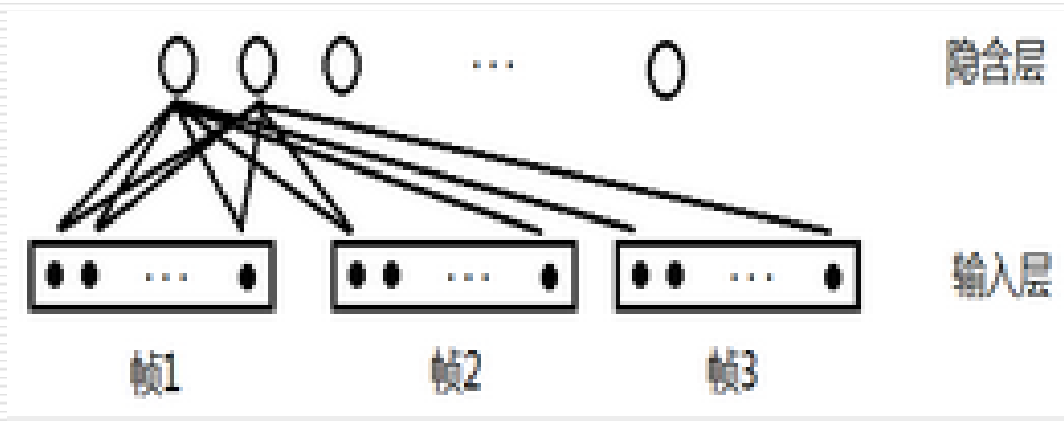
识别B、D、G的发音



3. 人工神经网络的类型

❖ 时延神经网络

上述模型只用了一帧特征，那么如果我们考虑更多帧，那么效果会不会好呢？

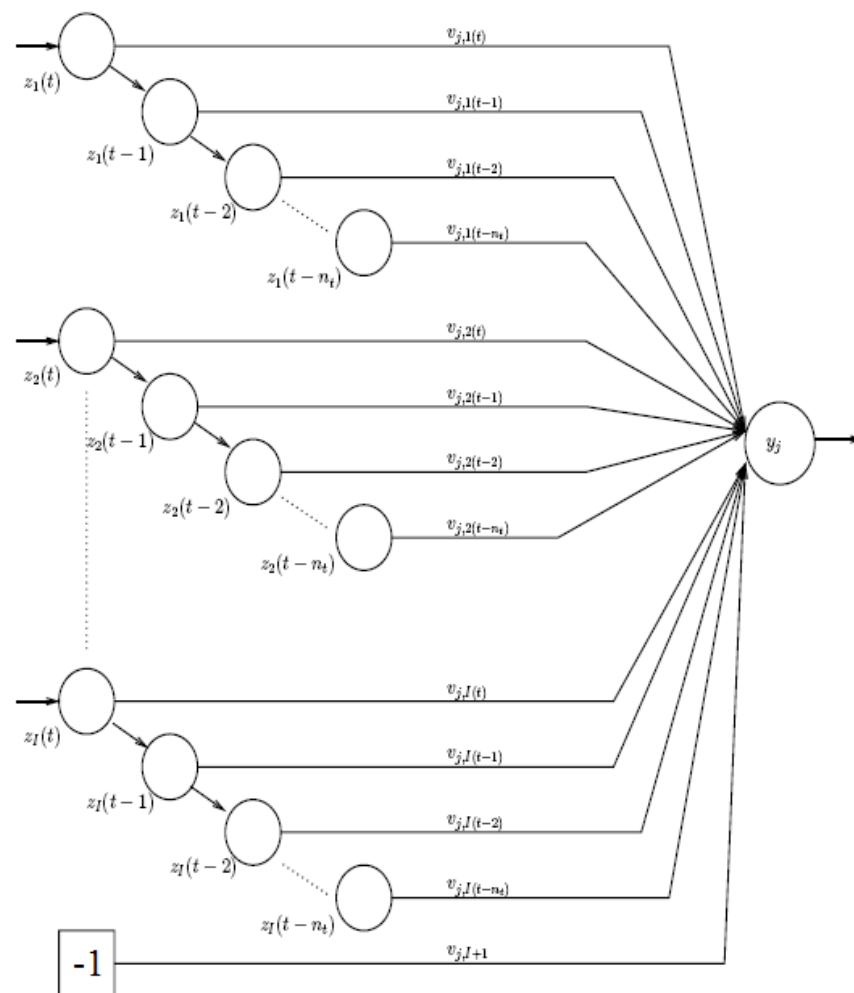


我们考虑延时为2，则连续的3帧都会被考虑。输入层每一个矩形内共有13个小黑点，代表该帧的13维特征。则输入层共有 $13 \times 3 = 36$ 个输入数据。

3. 人工神经网络的类型

□ 时延神经网络

- ✓ 右图：单个时延神经元
- ✓ 可以作为构件来构造一个完整的前馈时延神经网络

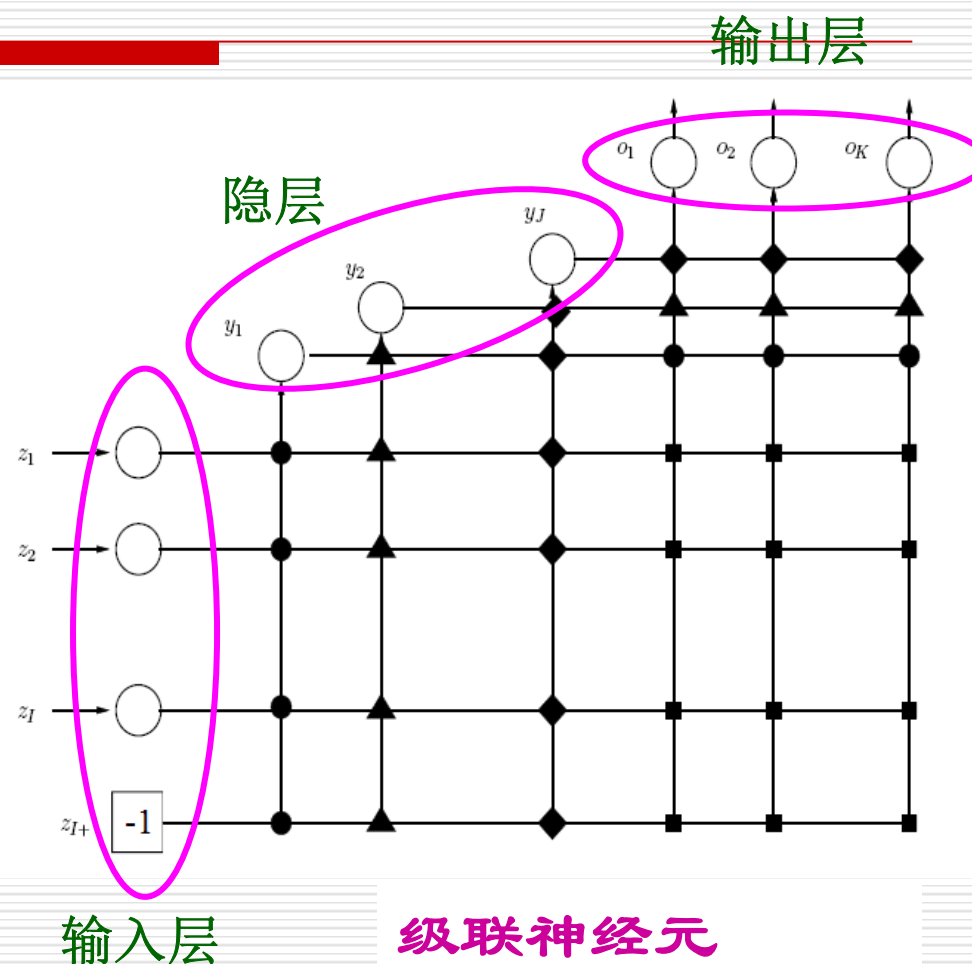


单个时延神经元

3. 人工神经网络的类型

□ 级联神经网络

- ✓ 所有输入单元都对所有的隐层单元和输出单元建立了直接连接
- ✓ 隐藏层单元也是级联的，即**每一个隐藏层单元的输出作为后续所有隐藏层单元和输出单元的一个输入**



神经网络

- 1 神经网络
- 2 人工神经网络
- 3 人工神经网络的类型