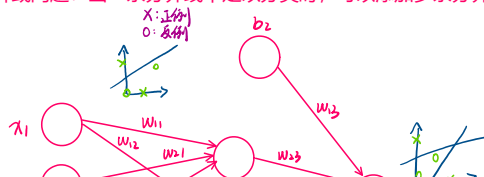
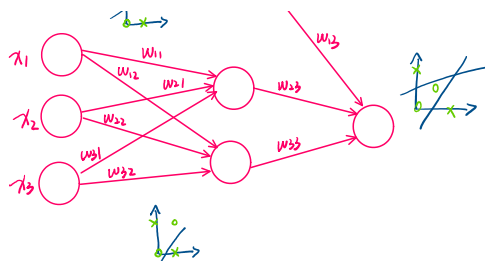


异或问题：当一条分界线不足以分类时，可以添加多条分界线



神经网络的网路结构

两个感知器



应注意，由于感知器模型得到的分界线并不唯一，因此有感知器组成的神经网络模型其学习结果也不是唯一的。因此上述求与运算的两个分界线可能有多种形式。

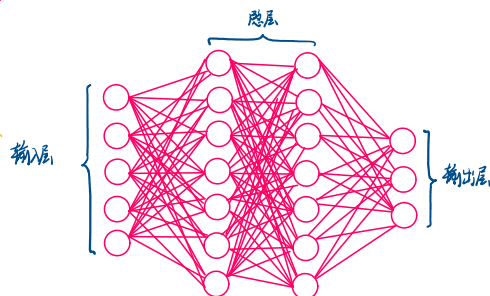


神经网络

多个感知器模型构成了神经网络模型，神经网络中随着感知器的增加，其模型表达能力也会增加

网络结构	分类区域	可理解的问题
 无隐层结构	线性超平面	线性可分问题，与或非逻辑运算
 单隐层结构	开的凸区或闭的凹区	简单的非线性问题，如异或问题
 双隐层结构	任意形状	任意复杂的非线性问题

多层前馈网络



第一层：输入层，没有激活函数，只是将输入信号传递给隐层的神经元

最后一层 { 输出层，有激活函数
负责将中间层的结果加权
实现不同的逻辑运算并得到最后的预测结果

中间层 { 隐层，有激活函数
隐层可以有多层，每层中可以有多个神经元
隐层中第一层的每一个神经元都与前一层（输入层）的所有神经元构成一个感知器模型（即逻辑回归模型）
隐层中第二层的每一个神经元都与前一层（隐层的第一层）的所有神经元构成一个感知器模型

连接方式 { 前馈网络是指每层的神经元与下一层的神经元吧以全连接的形式互联
同层的神经元之间不存在连接
跨层的神经元之间不存在跨层连接

参数 { 位置 { 输入层与隐层之间有权重
隐层与隐层之间有权重
隐层与输出层之间有权重
假设 { 输入数据的维度为m
采用双隐层网络 { 第一个隐层采用n个隐层节点（即n个神经元）
输出层为s个神经元 { 第二个隐层采用t个隐层节点
权重个数 { $\sum(w) = (m+1)n + (n+1)t + (t+1)s$ (n+1是输入层每个神经元都有一个偏置项b)

输出层为 s 个神经元 (第一个隐层采用同一个隐层节点)

权重个数 $\begin{cases} \text{sum}(w) = (m+1)n + (n+1)t + (t+1)s & (\text{因为每个神经元都有一个偏置项 } b) \\ \text{在上图中, 权重个数为 } \text{sum}(w) = (5+1) \times 7 + (7+1) \times 4 + (4+1) \times 3 = 122, \text{ 即图中需要训练的权重数为 } 122 \end{cases}$