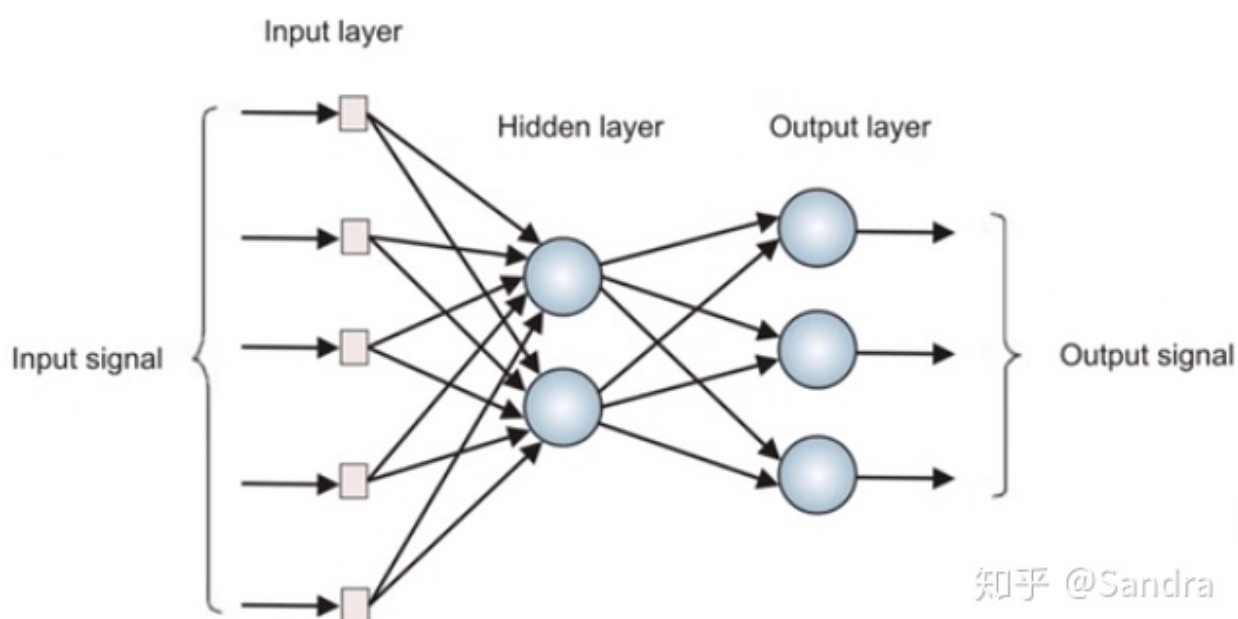


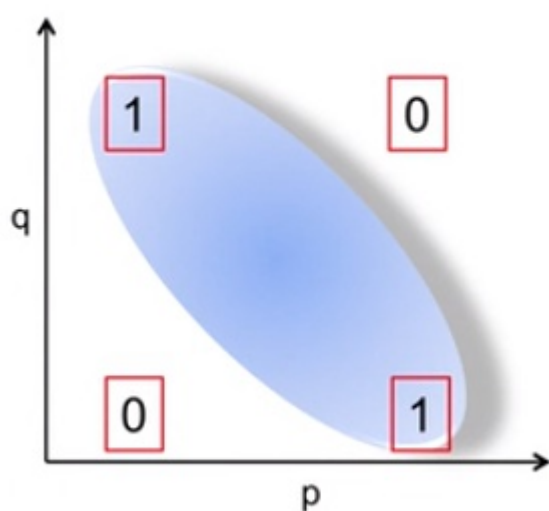
多层感知机（解决线性不可分的问题）：

一个隐含层：



典型代表：异或问题

$$p \oplus q = p\bar{q} + \bar{p}q = (p + q)(\overline{pq})$$

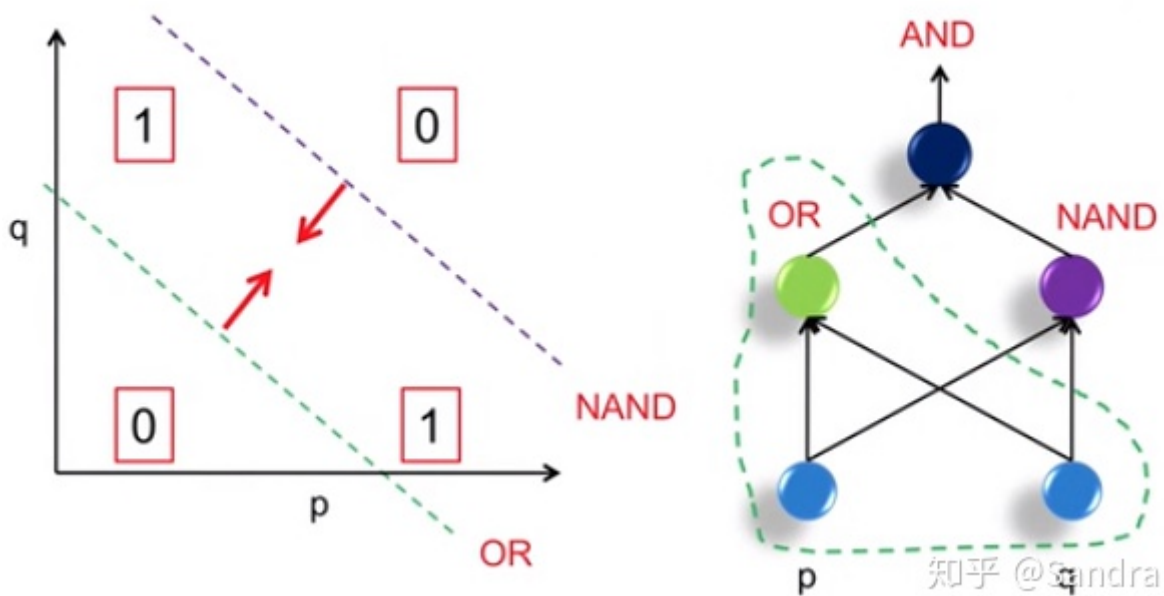


Input		Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

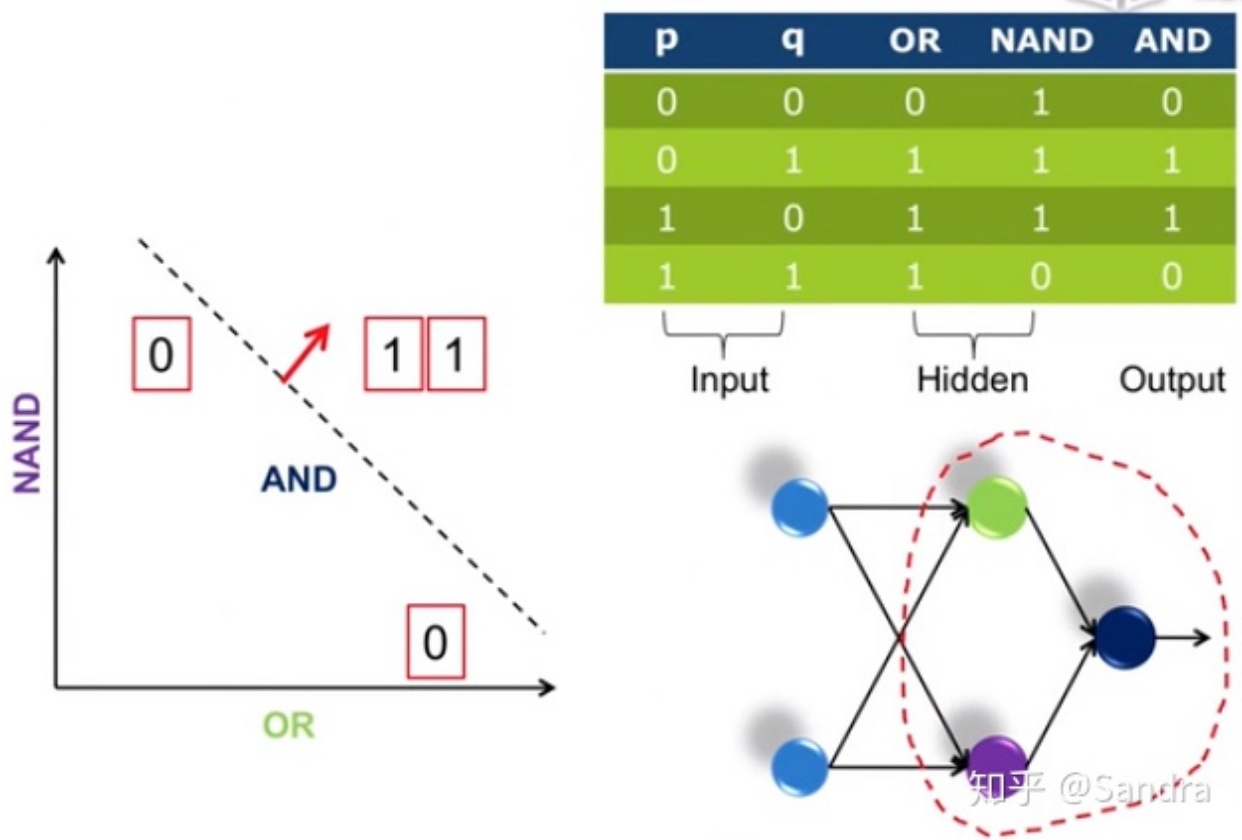
Cannot be separated by a single line.

复杂问题拆解为三个简单的逻辑电路：

$$p \oplus q = \neg(p \wedge q) \wedge (p \vee q)$$



或门：绿色线，上面的都为1，下面的都为0 与非门：紫线，下面都为1，上面都为0 当两条线都为1的时候才是1（与门） 绿色的是或门，是感知机，是可以实现的 当执行到绿色、紫色的时候，就像马可夫模型一样，就与下面的蓝色点没有关系了，最终的结果只与当前有关，与之前无关



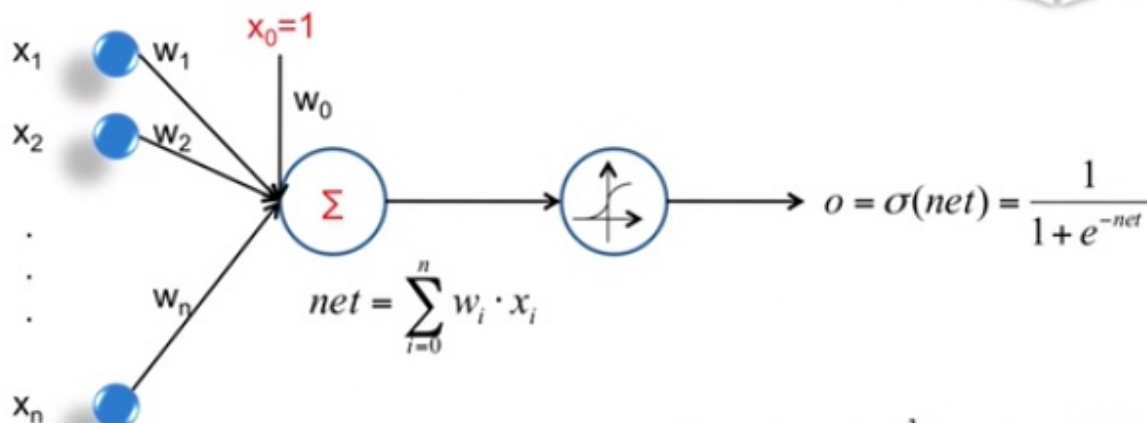
线性可分了

激活函数：

原来的输入、输出经过隐含层映射至或门和与非门的问题，将线性不可分的问题转换为线性可分。这也是神经网络解决线性不可分的问题的原理思路。

激活函数：

之前为门限，现在不同，多数为Sigmoid函数，优点是无论你的输入多小，你的输出不会低于0；无论你的输入多大，你的输出不会大于1；导数可以直接算出来 --> 输出*1-（输出）。



Sigmoid Function

$$\sigma(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}}$$

$$\frac{d\sigma(y)}{dy} = \sigma(y) \cdot (1 - \sigma(y))$$



输入越接近于0，导数越大；导数接近0，训练缓慢 --> 所以希望从0开始（初始值比较接近于0）