

1. 基本知识

1.1 包含关系

1.2 神经网络的基本工作原理

1.2.1 神经元模型

1.2.2 神经网络的训练过程

1.2.2.1 单层神经网络模型：

1.2.2.2 训练过程：

1.2.2.3 步骤：

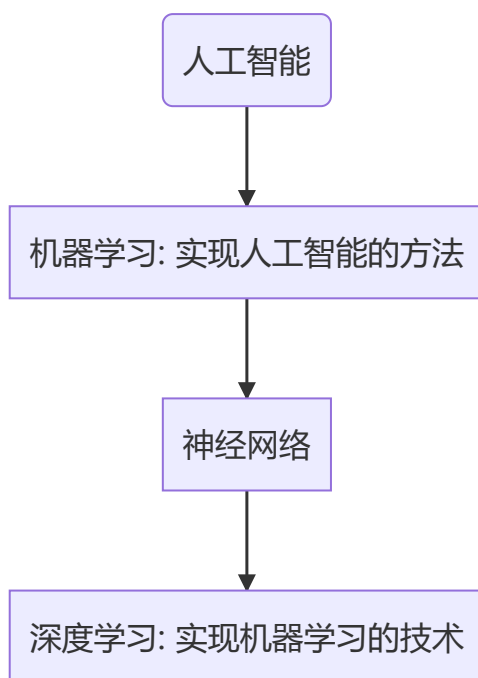
1.2.3 神经网络的主要功能

1.2.3.1 回归

1.2.3.2 分类

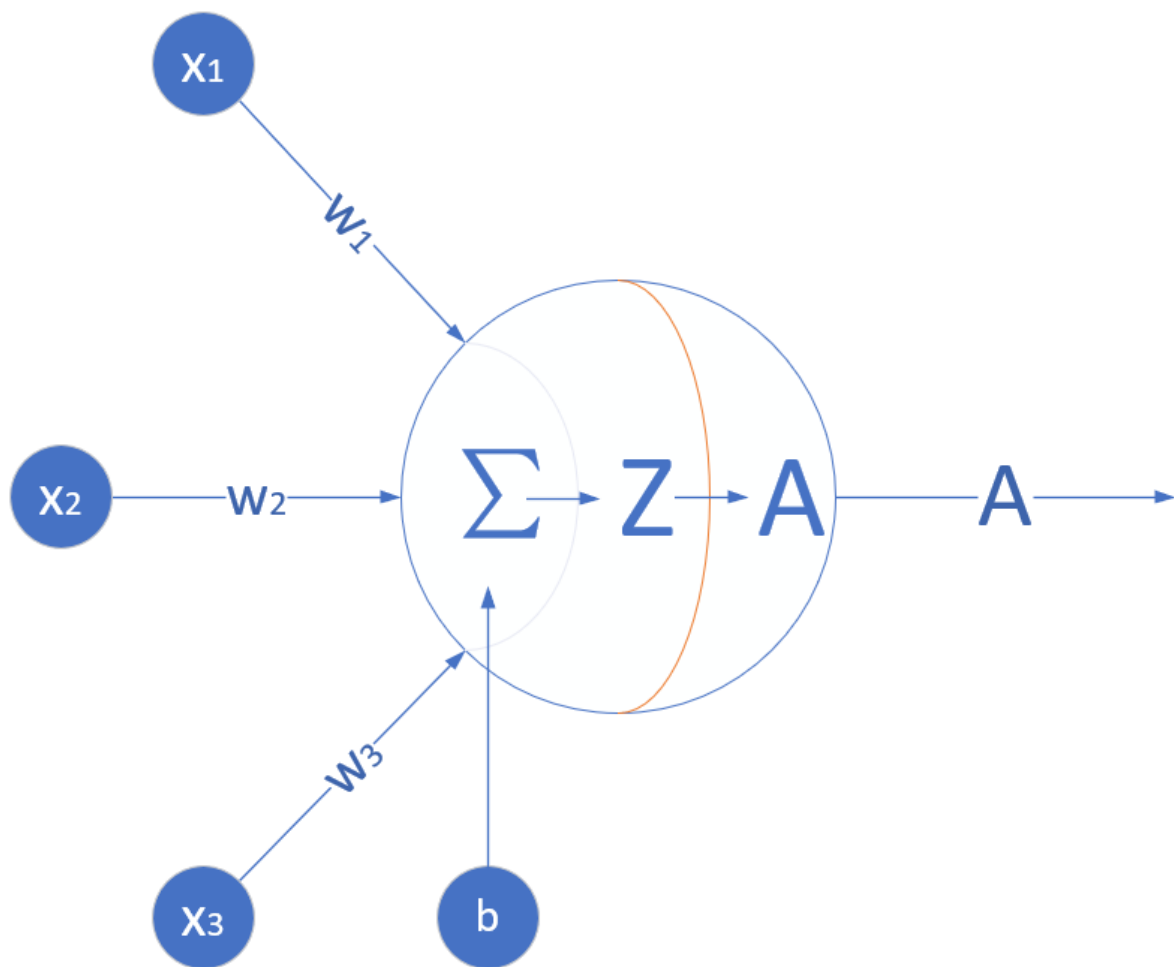
1. 基本知识

1.1 包含关系



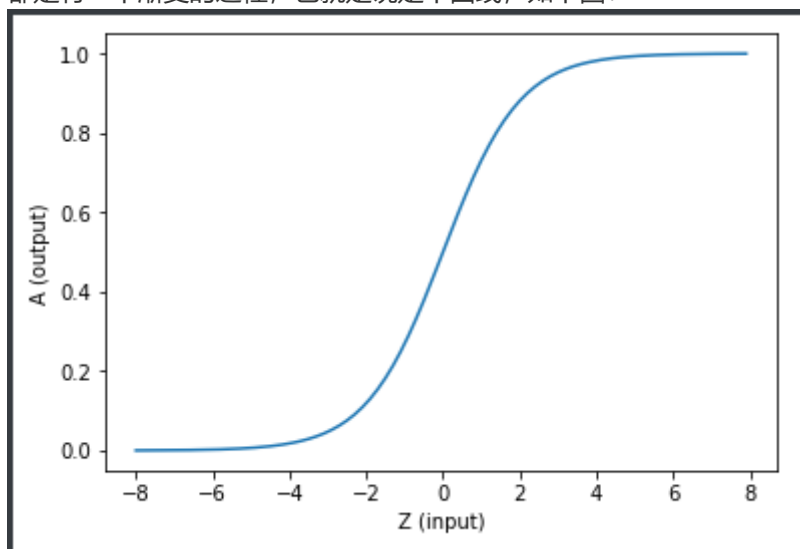
1.2 神经网络的基本工作原理

1.2.1 神经元模型



对于这个模型，我们模拟人脑，有输入也有输出，

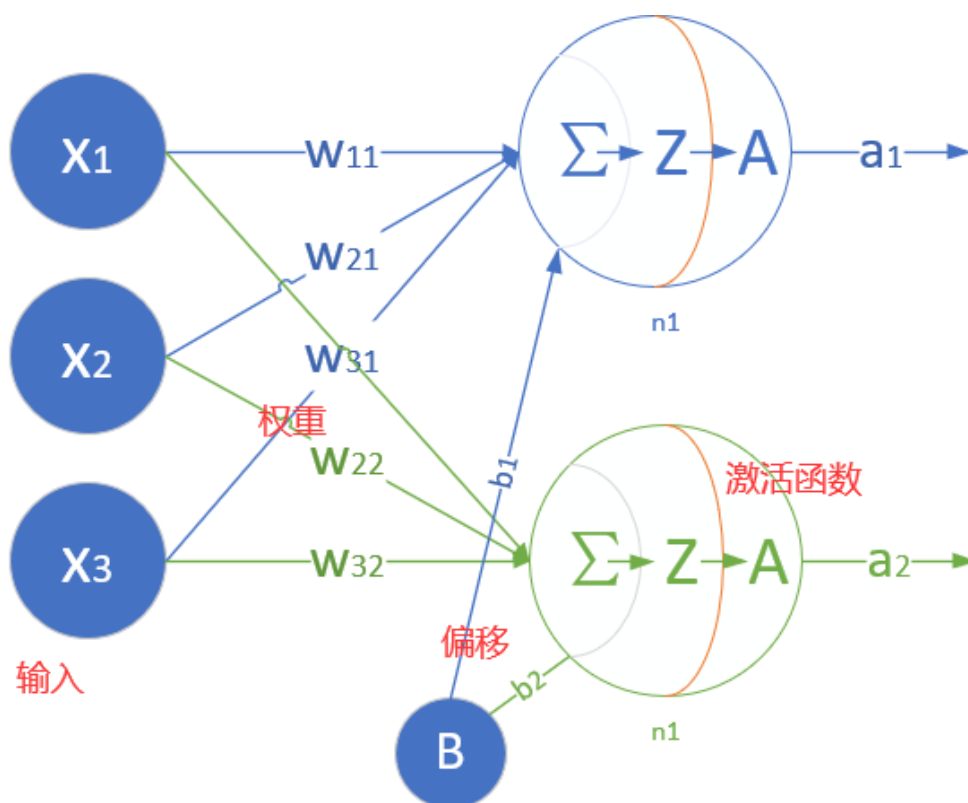
- 输入 **input**: (x_1, x_2, x_3) 是外界输入信号，一般是一个训练数据样本的多个属性，
- 权重 **weights**: (w_1, w_2, w_3) 是每个输入信号的权重值
- 偏移 **bias**: 从生物学上解释，在脑神经细胞中，一定是输入信号的电平/电流大于某个临界值时，神经元细胞才会处于兴奋状态，这个 b 实际就是那个临界值。
- 计算 **sum**: 计算表达式
- 激活函数 **activation**: 求和之后，神经细胞已经处于兴奋状态了，已经决定要向下一个神经元传递信号了，但是要传递多强烈的信号，要由激活函数来确定： $A = \sigma(Z)$ ，一般激活函数都是有一个渐变的过程，也就是说是个曲线，如下图：



1.2.2 神经网络的训练过程

1.2.2.1 单层神经网络模型：

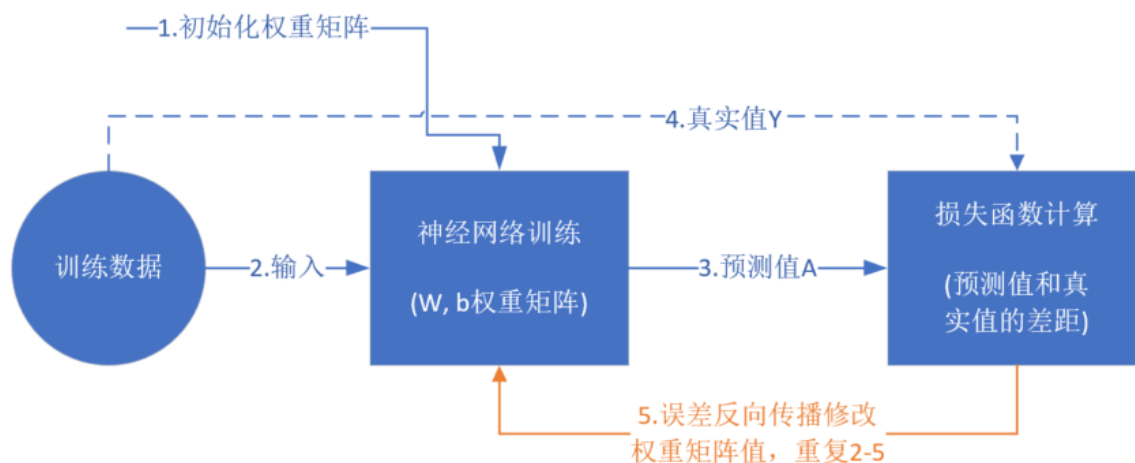
这是一个单层的神经网络，有 m 个输入 (这里 $m = 3$)，有 n 个输出 (这里 $n = 2$)。



- (x_1, x_2, x_3) 是一个样本数据的三个特征值
- (w_{11}, w_{21}, w_{31}) 是 (x_1, x_2, x_3) 到 n_1 的权重
- (w_{12}, w_{22}, w_{32}) 是 (x_1, x_2, x_3) 到 n_2 的权重
- b_1 是 n_1 的偏移
- b_2 是 n_2 的偏移

1.2.2.2 训练过程：

训练流程图：



1.2.2.3 步骤:

1. 随机初始化权重矩阵，可以根据正态分布等来初始化。这一步可以叫做“猜”，但不是瞎猜；
2. 拿一个或一批数据作为输入，带入权重矩阵中计算，再通过激活函数传入下一层，最终得到预测值。
3. 拿 $id = 1$ 样本的真实值 $Y = 3$ ；
4. 计算损失，假设用均方差函数 $Loss = (A - Y)^2 = (5 - 3)^2 = 4$ ；
5. 根据一些神奇的数学公式（反向微分），把 $Loss = 4$ 这个值用大喇叭喊话，告诉在前面计算的步骤中，影响 $A = 5$ 这个值的每一个权重矩阵，然后对这些权重矩阵中的值做一个微小的修改；
6. 用 $id = 2$ 样本作为输入再次训练（Go to 2）；
7. 这样不断地迭代下去，直到以下一个或几个条件满足就停止训练：损失函数值非常小；准确度满足了要求；迭代到了指定的次数。

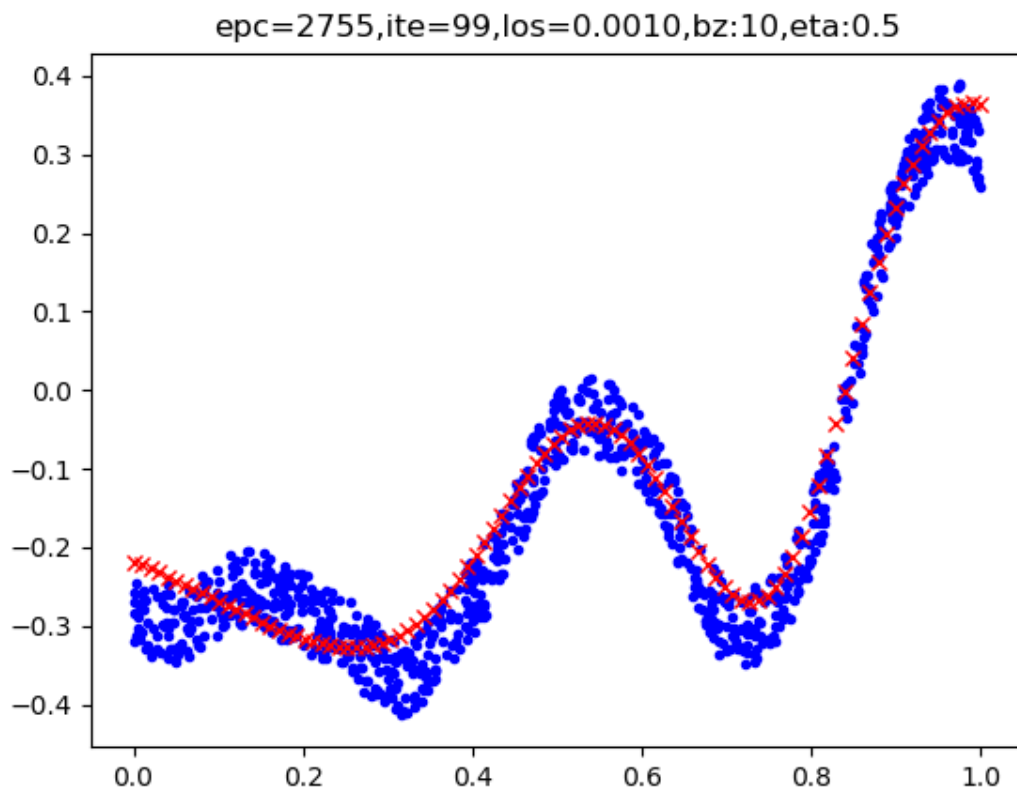
1.2.3 神经网络的主要功能

1.2.3.1 回归

单层的神经网络能够模拟一条二维平面上的直线，从而可以完成线性分割任务。而理论证明，两层神经网络可以无限逼近任意连续函数。下面就是由两个构成的复杂神经网络

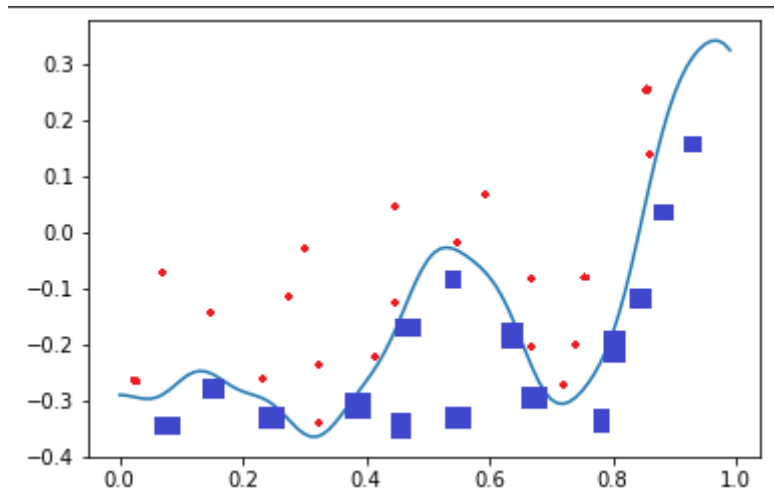
简单来说：**所谓回归或者拟合，其实就是给出x值输出y值的过程，并且让y值与样本数据形成的曲线的距离尽量小，可以理解为是对样本数据的一种骨架式的抽象。**

下面图的意思就是：红色的点所连成的线就是神经网络的学习结果，它可以“穿过”样本点群形成中心线，尽量让所有的样本点到中心线的距离的和最近。



1.2.3.2 分类

所谓分类问题，我们使用一个两层的神经网络可以得到一个非常近似的结果，使得分类误差在满意的范围之内。下图中那条淡蓝色的曲线，可以比较完美地把两类样本分开，所以分类可以理解是对两类或多类样本数据的边界的抽象。



分类与回归是监督学习中的两个主要任务，它们即对应了监督学习中“学习”的部分