激活函数的原理和类别

- 作用
 - 用来加入非线性因素的,解决线性模型所不能解决的问题
 - 如何直观理解?

sigmoid激活函数: $S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

则
$$S(x3)=rac{1}{1+e^{-x}3}$$

泰勒展开:

$$e^x = 1 + \frac{1}{1!}x + \frac{1}{2!}x^2 + \frac{1}{3!}x^3 + o(x^3)$$

$$(w1*x1+w1*x2)^2=(w1*w1*x1*x1+w2*w2*x2*x2+w1*x1*x2*w2)$$

激活函数种类

- Sigmoid
- Tanh
- ReLU
- LeakyReLU
- Maxout

Sigmoid

应用范围: 二分类

公式: $f(z) = \frac{1}{1 + exp^{-}z}$

缺点:梯度消失,计算量大

求导: $Sigmoid'(x) = \frac{1}{1+exp^{-x}} * \frac{exp^{-x}}{1+exp^{-x}} = Sigmoid(x) * (1-Sigmoid(x))$

Tanh

公式:
$$f(z) = tanh(z) = \frac{e^{z} - e^{-z}}{e^{z} + e^{-z}}$$

$$tanh(x) = 2sigmoid(2x) - 1$$

求导:
$$tanh'(x) = (1 - tanh(x)^2)$$

ReLU修正线性单元

公式: $\phi(x) = max(0,x)$

输入信号<0时,输出都是0,>0时,输出等于输入

• 优点:使用ReLU得到SGD的收敛速度会比simoid/tanh快很多

• 缺点: 训练的时候很"脆弱", 很容易就"die"了

Softmax

Softmax-用于分类神经网络输出

公式:
$$\sigma(z)_j = rac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K z_k}$$