Part 1 Neural Network

1. Always connected with supervised learning
2. Application & network type

Input(x)	Output (y)	Application	
Home features	Price	Real Estate	Standard NN
Ad, user info	Click on ad? (0/1)	Online Advertising	Standard NN
Image	Object (1,...,1000)	Photo tagging	CNN
Audio	Text transcript	Speech recognition	RNN
English	Chinese	Machine translation	RNN
Image, Radar info	Position of other cars	Autonomous driving	Custom/ Hybrid

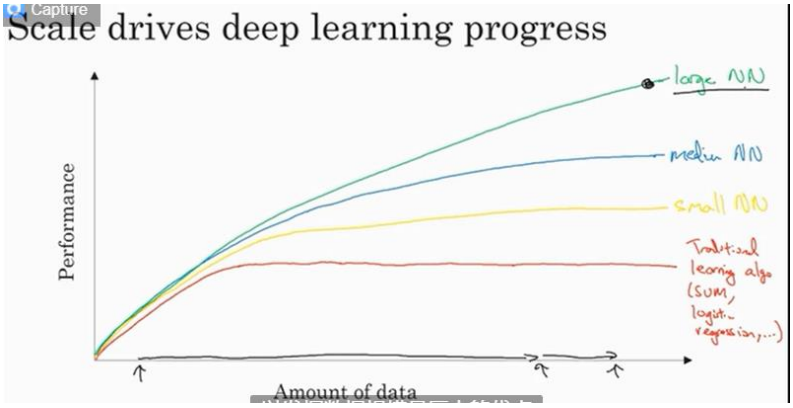
(standard nn: fc nn)

3. Data type:

   Structured data: columns of features

   Unstructured data: audio/image/text -> harder

4. Advantage of nn

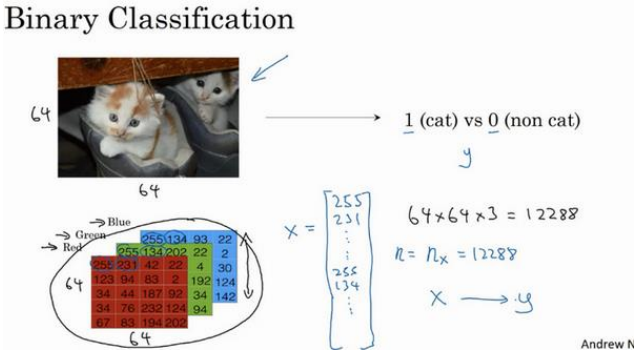


   Data are easier to collect nowadays

   More data & bigger nn → better performance

   (small amount of data -> little difference or even worse)

5. Activation function: from 'sigmoid' to 'relu' ---- sigmoid: small gradient -> training process slow
6. Image data → 特征向量



7. Loss function:

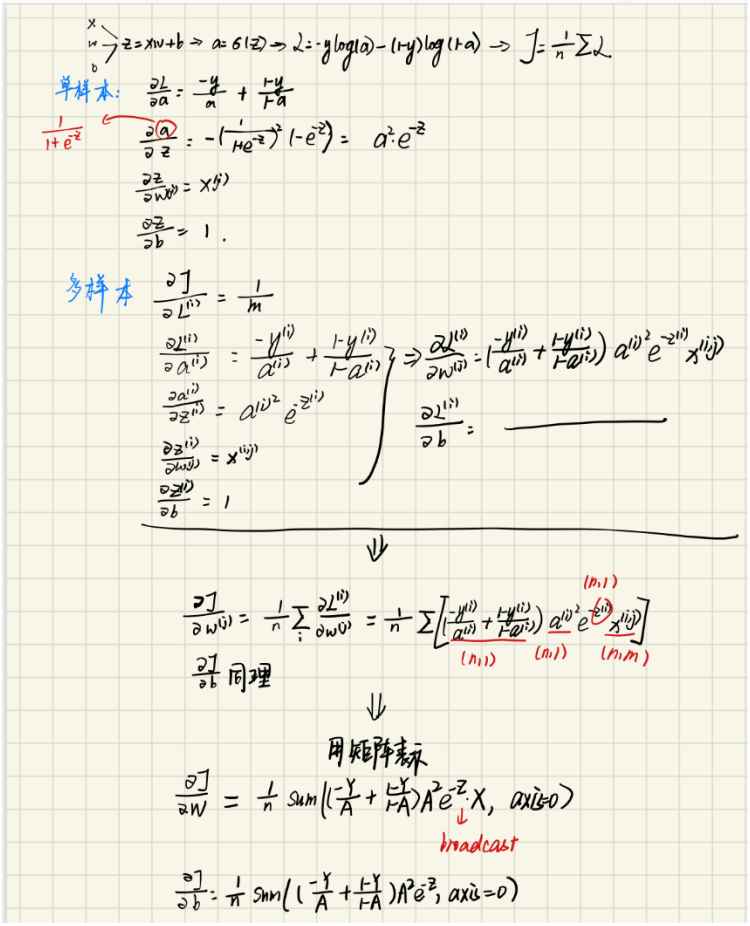
   一般只找得到局部最优

   Logistic regression: 一般不用目标与实际的差的平方和，损失函数如下：

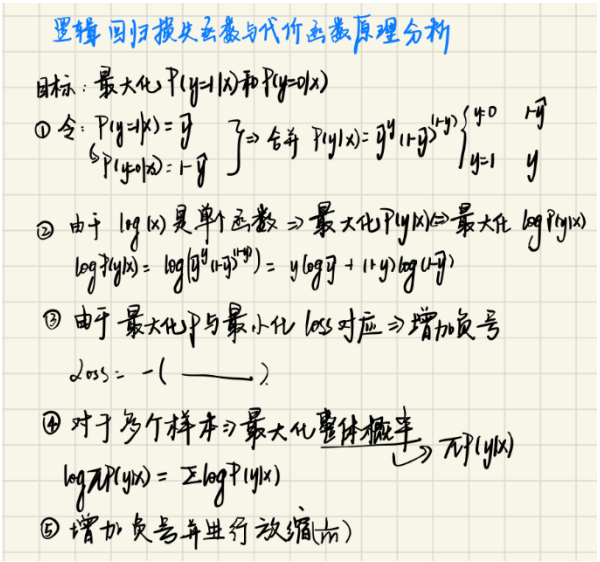
$L(\hat{y}, y) = -y\log(\hat{y}) - (1-y)\log(1-\hat{y})$（损失函数：针对单个样本，y=sigmoid(wx+b)）

$J(w,b) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L\left(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}\right) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left(-y^{(i)}\log\hat{y}^{(i)} - (1-y^{(i)})\log(1-\hat{y}^{(i)})\right)$（代价函数：针对训练集）

求导：



原理：



8. 避免 bug 技巧：

一维数组(n,)　行/列向量(n,1)/(1,n)

尽量避免一维数组的使用

对于不确定结构的数据最好都是用 reshape

9. 神经网络表示技巧：

N 层神经网络：n 不包含输入层

第 n 层第 i 个参数：n-上标，i-下标

Eg：2 层神经网络中隐藏层四个神经元的激活值

$$a^{[1]} = \begin{bmatrix} a_1^{[1]} \\ a_2^{[1]} \\ a_3^{[1]} \\ a_4^{[1]} \end{bmatrix}$$

10. 激活函数：

函数	表达式	导数	产生	函数特点	缺点	优点	使用情景
Sigmoid	$\sigma(z)=\frac{1}{1+e^{-z}}$	a(1-a)	和生物学相似	(0,1) 经过(0,0.5)	1. Z 过大/过小时导数过小->训练慢 2. 输出都大于 0，容易出现 zigzag 现象	1．满足输出结果在[0,1]之间的条件，常常用于输出层	一般不用了
Tanh	$tanh(z)=\frac{e^z-e^{-z}}{e^z+e^{-z}}$	1-a^2	Sigmoid 平移放缩得到	(-1,1) 经过(0,0)	1. 和 sigmoid 一样容易出现导数过小现象	1.训练效果好于 sigmoid 2.均值为 0，可以更好进行优化	隐藏层，效果都挺好
ReLU	Max(0,z)	z>0:1 z=0:未定义 z<0:0		非饱和	1. 容易出现神经元坏死现象（z<0 时）→lr 不要太大 2. 均值非 0	1. 不会出现 tanh 和 sigmoid 中饱和后梯度过小的问题 2. z<0 时为 0，可以增加稀疏程度，避免过拟合 3. 计算复杂度低	默认激活函数，不知道用什么的时候可以用
Leaky ReLU	Max(az,z)(a 是参数)	z>0:1 z=0:未定义 z<0:a	ReLU 变形得到	Z<0 时有较小的斜度		1.都存在斜率	很少使用

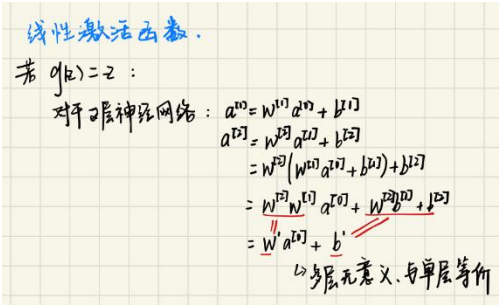
（有关 sigmoid 的 zigzag 解释：

https://www.zhihu.com/question/50396271?from=profile_question_card）

线性激活函数与非线性激活函数：

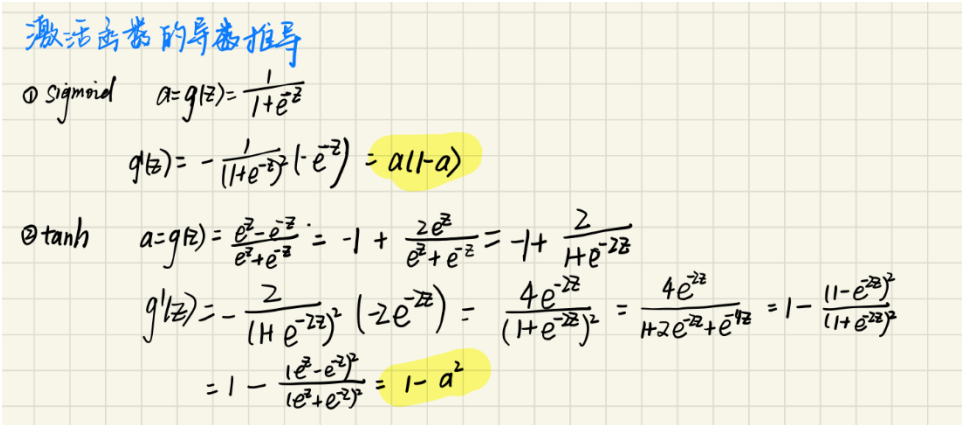
线性激活函数：使得多层神经网络丧失意义

证明：



使用情况：不可在隐藏层使用，只能在输出层使用。 对于预测问题（结果并非在 0，1 之间的可以使用）

激活函数的导数的推导：



11. 参数的初始化

W：

不可全部初始化为 0 → 所有的神经元相同，输出相同，更新相同

使用 a * np.random.randn → 高斯分布，a 一般为一个较小的数，如 0.01（避免 W 过大导致波动过大/在 tanh 和 sigmoid 中达到饱和→如果没有使用这两个激活函数可以大一点）

B： 可以全部直接初始化为 0

12. 前向传播和后向传播：

前向传播：input:$a^{[l-1]}$ → output:$a^{[l]}$, cache($z^{[l]}$)($w^{[l]}$, $b^{[l]}$)

Debug 技巧：

核对导数与原矩阵维度

13. 深度学习的理解：

1. 深度(deep and shallow)增加的作用>>神经元(small and big)数量的增加（深度的增加==神经元成指数增加，通过增加深度能够更容易实现复杂函数的学习）
2. 学习内容：

基本单元→逐渐组合→查找学习更大单元→得到结果

Eg：人脸识别：edges→面部器官→部分脸→全脸

3. 越深≠越好：
4.

14. 超参数：

a) 什么是超参数？ 影响了最后 W 与 b 的结果

lr、iterations、隐藏层数量 L、隐藏单元数量 n、activation function 激活函数的选择

b) 如何寻找最佳超参数? 尝试尝试再尝试