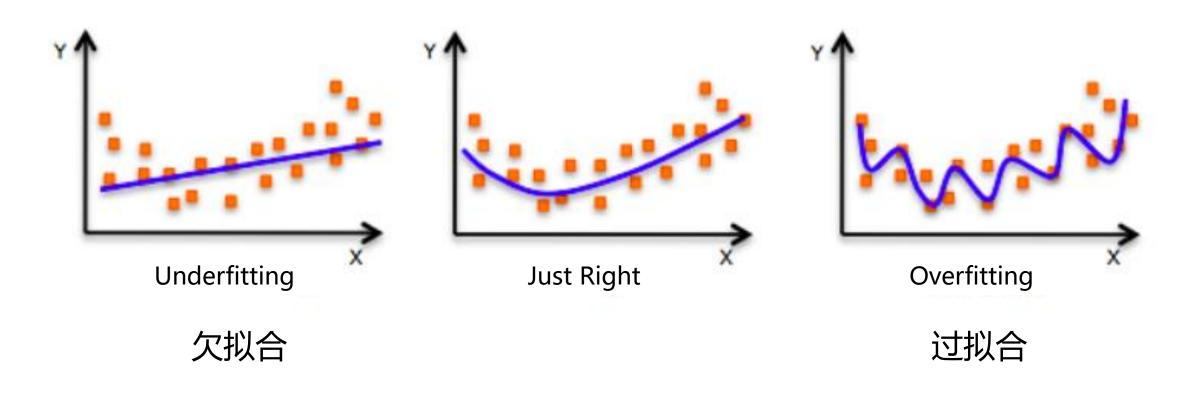
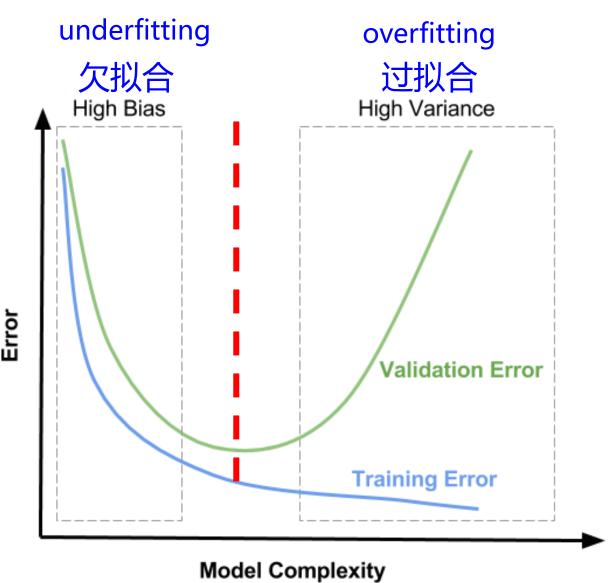


# 过拟合与欠拟合





# 过拟合与欠拟合





### 避免神经网络产生过拟合

- 深度神经网络易产生过拟合
  - 深度网络含有大量的参数
  - 实际中可用于网络训练的数据量小
- 如何避免过拟合?
  - 获取更多的数据
  - 使用复杂度合适的模型
  - 不同模型求平均(类似于Bagging)

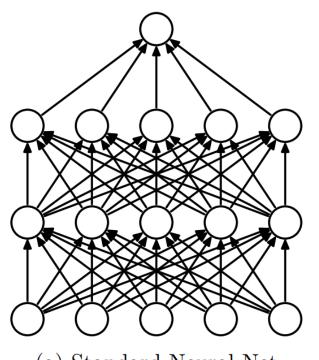


## 避免过拟合的网络正则化方法

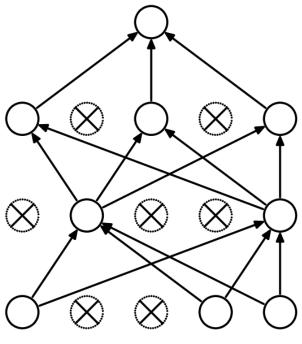
- Dropout
- $\ell_2$ 范数正则化
- 数据增强(Data Augmentation)



## Dropout (丢弃,随机失活)



(a) Standard Neural Net



(b) After applying dropout.

训练阶段:以概率p随机移除网络中的神经元结点以及与之相连的所有输入和输出边

测试阶段: 所有神经元处于激活态,但用系数(1-p) 减少激活值来补偿训练时丢弃的激活

#### 或者 使用inverted dropout

训练阶段:直接将dropout后的网络响应(activation)乘以 $\frac{1}{1-p}$ ,在测试阶段不做调整。



## Dropout (丢弃,随机失活)

#### 使用inverted dropout

- In forward propagation, inputs are set to zero with probability p, and otherwise scaled up by  $\frac{1}{1-p}$ .
- In backward propagation, gradients for the same dropped units are zeroed out; other gradients are scaled up by the same  $\frac{1}{1-n}$ .
- 前向传播哪些神经元被dropout应该记录下来



# $\ell_2$ 范数正则化 ( $\ell_2$ Regularization)

 $\ell_1$ 范数和 $\ell_2$ 范数是最常用的正则化形式。它们在损失函数上增加了正则化项来更新一般的代价函数。

 $Cost\ function = Loss\ (say,\ binary\ cross\ entropy) + Regularization\ term$ 

增加正则化项后,权重矩阵中的值将减小,因为认为具有较小值的权重矩阵的神经网络会是更简单的模型。因此,这将减小过拟合。



#### $\ell_2$ 范数正则化

对于 $\ell_2$ 范数,

$$Cost \ function = Loss + \frac{\lambda}{2m} \sum \|w\|^2$$

 $\lambda$  是正则化参数。它是一个超参。

 $\ell_2$ 正则化也称为权重衰减 (weight decay) 因为它将迫使权重向零衰减(但不是零)

$$W := W - (\lambda/m) \times W - learning\_rate \times dJ(W)/dW$$



#### 数据增强

data.c

data load\_data\_detection(int n, char \*\*paths, int m, int w, int h, int boxes, int classes, float jitter, float hue, float saturation, float exposure)

- jitter 这个参数为缩放抖动系数,就是图片缩放抖动的剧烈程度,越大,允许的抖动范围越大(所谓缩放 抖动,就是在宽高上插值缩放图片,宽高两方向上缩放的系数不一定相同)
- · hue 颜色(hsv颜色空间)数据增强参数:色调(取值0度到360度)偏差最大值,实际色调偏差为 -hue~hue之间的随机值
- saturation 颜色(hsv颜色空间)数据增强参数:色彩饱和度(取值范围0~1)缩放最大值,实际为范围内的随机值
- exposure 颜色 (hsv颜色空间)数据增强参数:明度 (色彩明亮程度,0~1)缩放最大值,实际为范围内的随机值



#### 数据增强

• Darknet对训练集中图片的尺寸没有要求,可以是任意尺寸的图片,因为经该函数处理(缩放/裁剪) 之后,不管是什么尺寸的照片,都会统一为网络训练使用的尺寸

因为对原始图片进行了数据增强,其中的平移抖动势必会改动每个物体的矩形框标签信息(主要是矩形框的坐标信息),需要根据具体的数据增强方式进行相应矫正