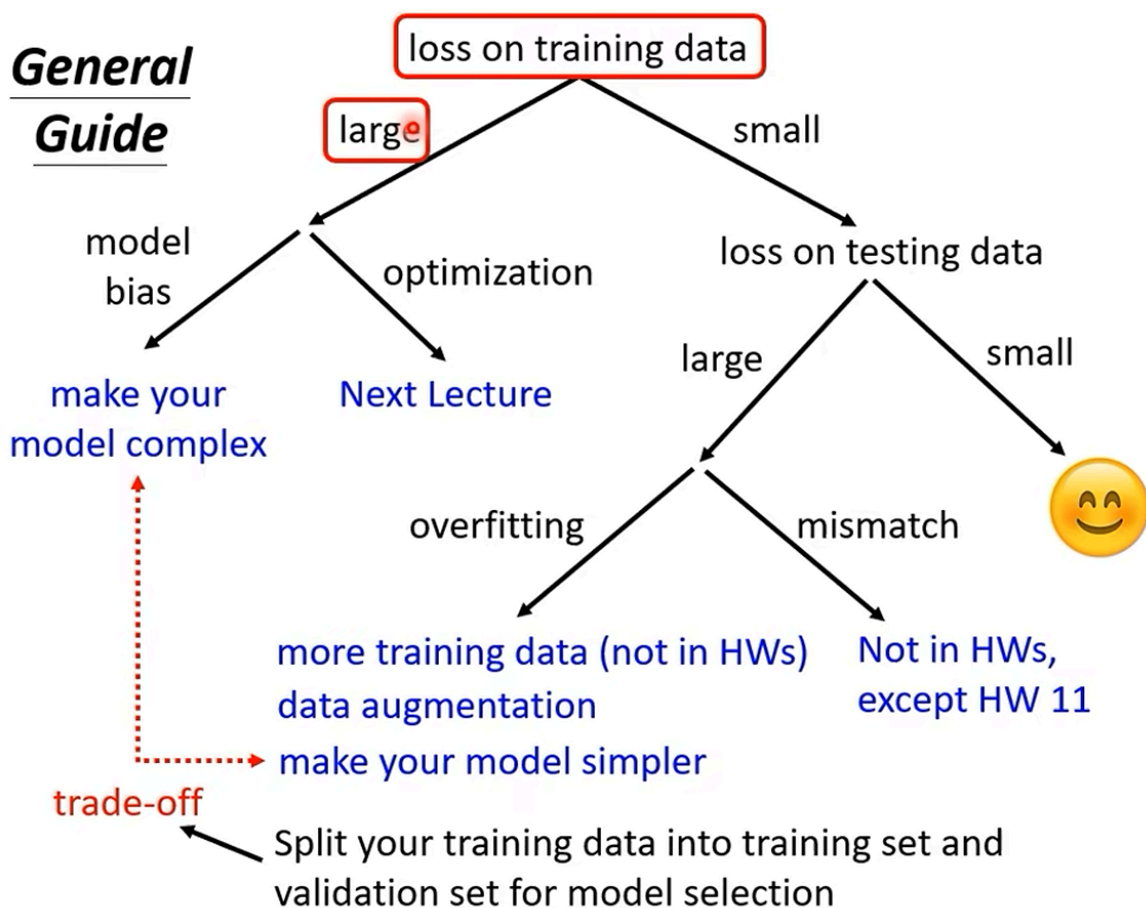




机器学习任务攻略



▼ 对图片的解释：

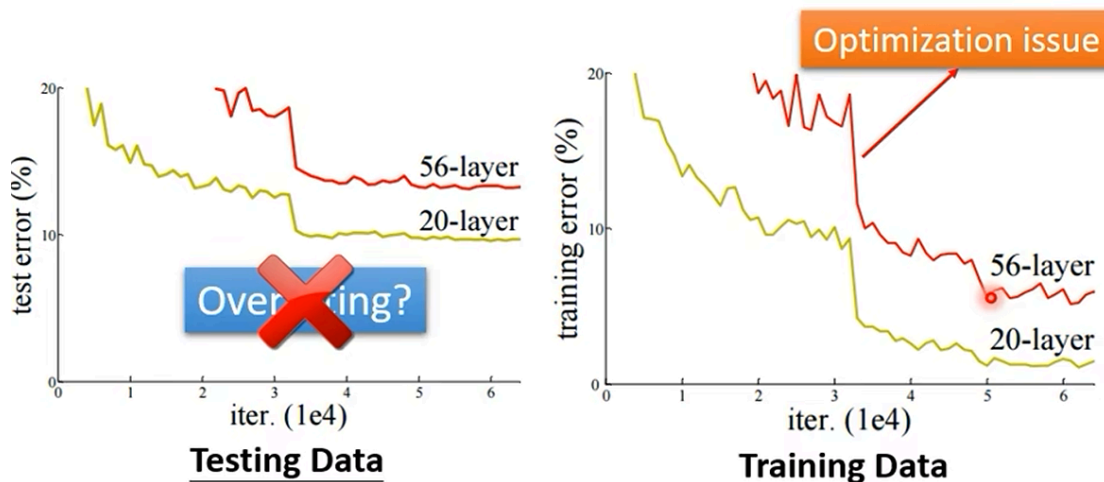
首先当觉得训练结果不好时，检查training data的loss。

▼ training的loss太大

首先对于Model的bias。使loss变低的function（不同调参得到的函数）不在你的function集合内。解决方法是重新设计你的Model，使Model具有更大的弹性，增加feather或deep learning。

Model Bias v.s. Optimization Issue

- Gaining the insights from comparison



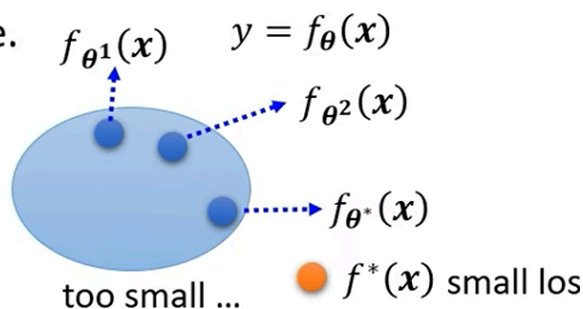
当loss太大，也可能是优化做的不好。用梯度可能找不到使loss最低的function。

到底是Model bias还是optimization的问题，可以比较不同的模型，去判断Model是否够大。

Model Bias

- The model is too simple.

find a needle in a haystack ...
... but there is no needle



- Solution: redesign your model to make it more flexible

$$y = b + wx_1 \xrightarrow{\text{More features}} y = b + \sum_{j=1}^{56} w_j x_j$$

Deep Learning
(more neurons, layers)

$$y = b + \sum_i c_i \text{sigmoid} \left(b_i + \sum_j w_{ij} x_j \right)$$

当看到deep的要比浅的要好，说明deep的优化有问题。（这也说明我的那个实验优化是有问题的）。

第二个区分方法是尝试训练一些浅的并且优化不容易出错的Model，比如Linear Model 或者是support vector machine，然后得到一个大概的loss，然后如果深的Model的loss比浅的Model loss大，那么就是optimization的问题。

▼ training的loss变小

再去判断testingdata上的loss，如果也小，那么就结束。

如果testingdata的loss大，可能是overfitting。

弹性好的Model越容易Overfitting

如何改善过拟合：

▼ 增加训练资料

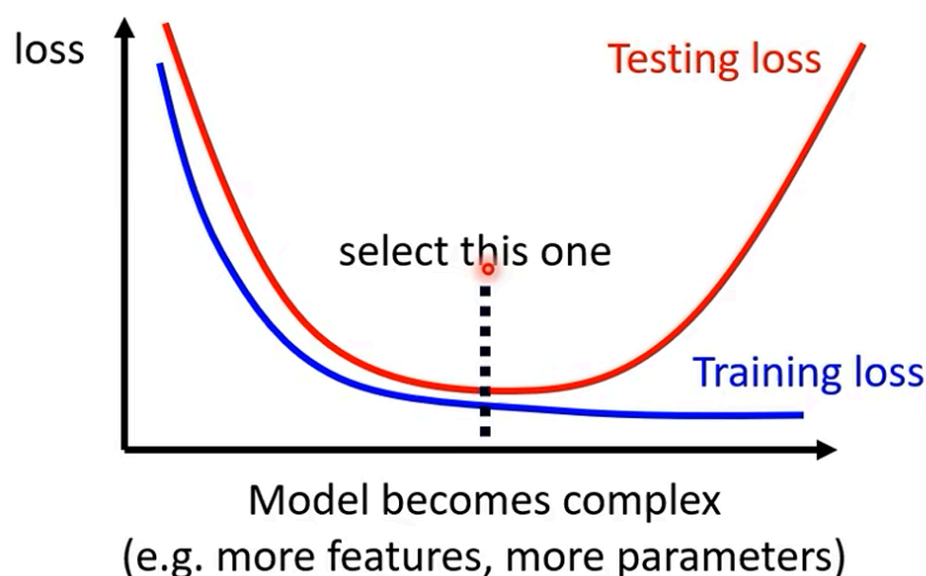
使用data augmentation（数据增广），自己创造资料，比如对图片左右翻转，或截取一部分。但是也要合理，对一张图片我们一般不上下颠倒，因为这可能不是真实世界出现的东西。

▼ 限制模型：让你的模型不具有那么高的弹性。

给比较少的参数，或共用参数，少的Feature，early stopping，正则化（regularization），dropout。

但也不能constrain too much。

Bias-Complexity Trade-off



选择一个中庸的模型。

把testing set 分为public和private, benchmark corpora (基准语料库), 只用public test会使得不断训练从而获得一个类似过拟合的function, 而private test可以更好地反映模型的实际情况。

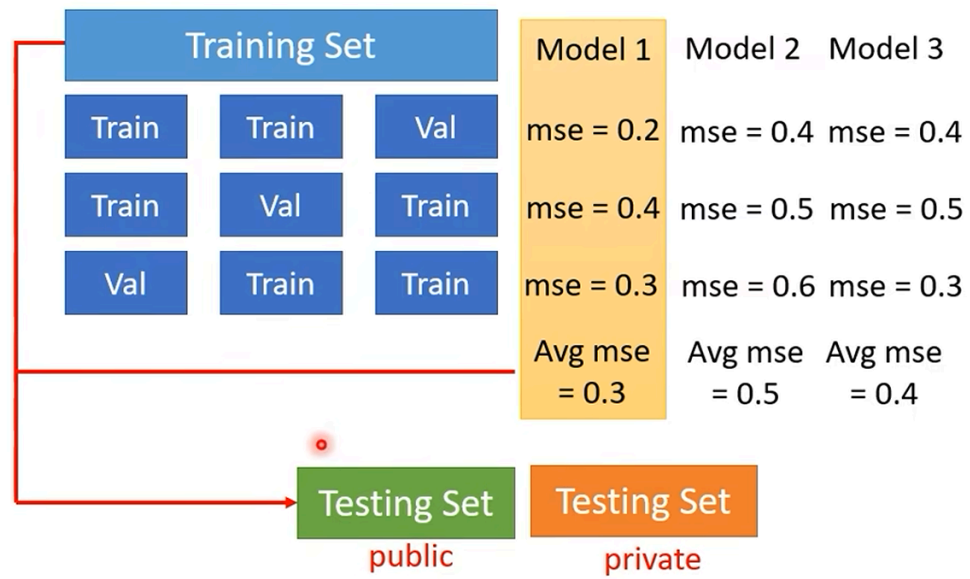
▼ cross validation (交叉验证)

把training set 分为 training set 和 validation set。用training set训练, 然后用validation去计算loss判断结果, 然后再用public test set就可以反映你的private test set分数。那么这样一般用validation去挑选模型。(在HW1中实验其实是随机选取十分之一的data为validation)

▼ N-fold Cross Validation

把训练资料切为N份, N自己定, 其中一份当validation, 其他的为training set, 这样就有N组set, 然后用不同模型在每一个set上都跑一次, 然后求每个模型的所有set上的平均结果, 然后选取结果最好的。

N-fold Cross Validation



也有可能是mismatch，也就是你的训练数据和你的测试数据有分歧