

General Guidance : overfit

Framework of ML

我们已经看了作业一了,其实之后好几个作业,它看起来的样子,基本上都是大同小异

Training data: $\{(x^1, \hat{y}^1), (x^2, \hat{y}^2), \dots, (x^N, \hat{y}^N)\}$

Testing data: $\{x^{N+1}, x^{N+2}, \dots, x^{N+M}\}$

就是你会有一堆训练的资料,这些**训练集**裡面,会包含了 x 跟 \hat{y} , x^1 跟它对应的 \hat{y}^1 , x^2 跟它对应的 \hat{y}^2 ,一直到 x^N 还有它对应的 \hat{y}^N

测试集,**测试集就是你只有x没有y**,其实在之后每一个作业,看起来都是非常类似的格式

Speech Recognition

x:  \hat{y} : phoneme

Image Recognition

x:  \hat{y} : soup

Speaker Recognition

x:  \hat{y} : John
(speaker)

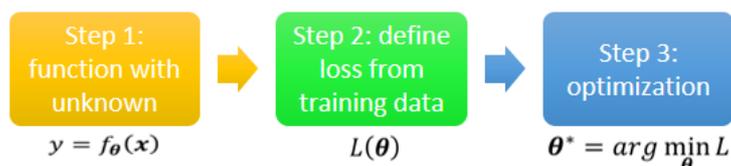
Machine Translation

x: 痛みを知れ
 \hat{y} : 了解痛苦吧

- 作业二,其实是做**语音辨识**,我们的 x 就是非常小的一段声音讯号,其实这个不是真正完整的语音辨识系统,它是语音辨识系统的一个阉割版, \hat{y} 是要去预测判断,这一小段声音讯号,它对应到哪一个 phoneme。你不知道 phoneme 是什麽没有关系,你就把它想成是音标就可以了
- 作业三叫做**图像识别**,这个时候我们的 x 是一张图片, \hat{y} 是机器要判断说这张图片裡面,有什麽样的东西
- 作业四是**语者辨识**,语者辨识要做的事情是,这个 x 也是一段声音讯号, \hat{y} 现在不是 phoneme, \hat{y} 是现在是在哪一个人在说话,这样的系统,现在其实非常的有用,如果你打电话去银行的客服,现在都有自动的语者辨识系统,它会听说现在打电话进来的人,是不是客户本人,就少了客服人员问你身份验证的时间
- 作业五是做**机器翻译**, x 就是某一个语言,比如说,这是我唯一会的一句日文,痛みを知れ,它的 \hat{y} 就是另外一句话。

Training data: $\{(x^1, \hat{y}^1), (x^2, \hat{y}^2), \dots, (x^N, \hat{y}^N)\}$

Training:



Testing data: $\{x^{N+1}, x^{N+2}, \dots, x^{N+M}\}$

Use $y = f_{\theta^*}(x)$ to label the testing data

$\{y^{N+1}, y^{N+2}, \dots, y^{N+M}\}$  Upload to Kaggle

训练集就要拿来训练我们的Model,训练Model的过程上週已经讲过了,训练的过程就是**三个步骤**

- 第一步,你要先写出一个有未知数的function,这个未知数,以后我们都用 θ 来代表,一个Model裡面所有的未知函数,所以 $f_{\theta}(x)$ 的意思就是说,我现在有一个function叫 $f(x)$,它裡面有一些未知的参数,这些

未知的参数表示成 θ ,它的input叫做 x ,这个input叫做feature

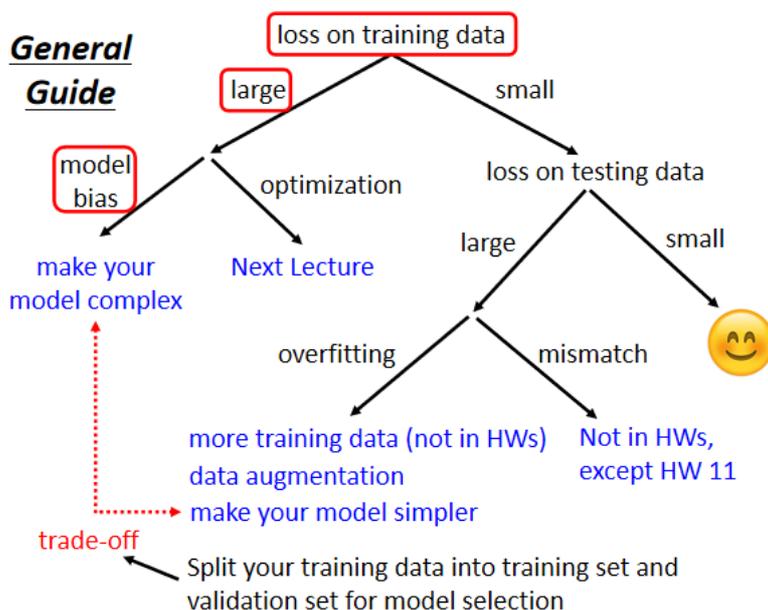
- 第二步, 你要定一个东西叫做loss,loss是一个function,这个loss的输入就是一组参数,去判断说这一组参数是好还是不好
- 第三步, 你要解一个,Optimization的problem,你要去找一个 θ ,这个 θ 可以让loss的值越小越好,可以让loss的值最小的那个 θ ,我们叫做 θ^*

有了 θ^* 以后,那你就把它拿来用在测试集上,也就是你把 θ^* 带入这些未知的参数,本来 $f_{\theta}(x)$ 裡面有一些未知的参数,现在这个 θ 用 θ^* 来取代,它的输入就是你现在的测试集,输出的结果你就把它存起来,然后上传到Kaggle就结束了。

接下来你就会遇到一个问题,直接执行助教的sample code,往往只能给你simple baseline的结果而已,如果你想要做得更好,那应该要怎麽办,

General Guide

以下就是如何让你做得更好的攻略,它适用於前期所有的作业,这个攻略是怎麽走的呢?



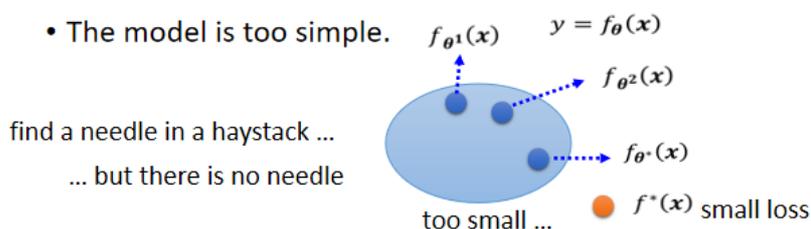
从最上面开始走起,第一个是你今天如果你觉得,你在Kaggle上的结果不满意的话,第一件事情你要做的事情是,检查你的training data的loss

有人说"我在意的不是应该是,testing data的loss吗,因为Kaggle上面的结果,呈现的是testing data的结果"

但是你要先检查你的training data,看看你的model在training data上面,有没有学起来,再去看testing的结果,如果你发现,你的training data的loss很大,显然它在训练集上面也没有训练好,接下来你要分析一下,在训练集上面没有学好,是什麽样的原因,这边有两个可能,第一个可能是model的bias

Model bias

model的bias这件事情,我们在上週已经跟大家讲过了,所谓model bias的意思是说,假设你的model太过简单。



举例来说,我们现在写了一个有未知parameter的function,这个未知的parameter,我们可以代各种不同的数字,你代 θ^1 得到一个function $f_{\theta^1}(x)$,我们把那个function用这个,一个点来表示, θ^2 得到另一个function $f_{\theta^2}(x)$,你把所有的function集合起来,得到一个function的set.

但是这个function的set太小了,这个function的set裡面,没有包含任何一个function,可以让我们的loss变低,即可以让loss变低的function,不在你的model可以描述的范围內。

在这个情况下,就算你找出了一个 θ^* ,它是这些蓝色的function裡面,最好的那一个,也无济於事了,那个loss还是不够低。

这个状况就是你想要在大海裡面捞针,这个针指的是一个loss低的function,结果针根本就不在海裡,白忙一场,你怎麼捞都捞不出针,因为针根本就不在你的,这个function set裡面,不在你的这个大海裡面,所以怎麼办?

- Solution: redesign your model to make it more flexible

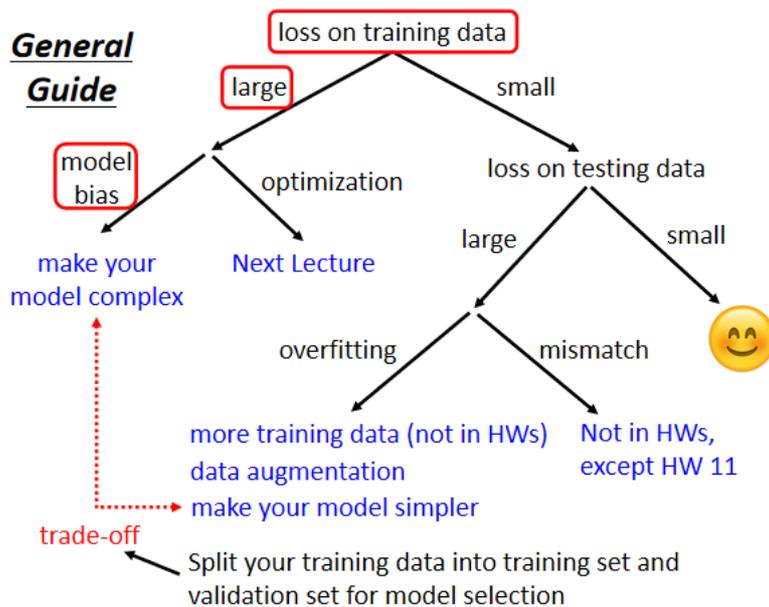
$$y = b + wx_1 \xrightarrow{\text{More features}} y = b + \sum_{j=1}^{56} w_j x_j$$

Deep Learning
(more neurons, layers)

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

这个时候重新设计一个model,给你的model更大的弹性,举例来说,你可以增加你输入的features,我们上週说,本来我们输入的features,只有前一天的资讯,假设我们要预测接下来的这个,观看人数的话,我们用前一天的资讯,不够多,那用56天前的资讯,那model的弹性就比较大了

你也可以用Deep Learning,增加更多的弹性,所以如果你觉得,你的model的弹性不够大,那你可以增加更多features,可以设一个更大的model,可以用deep learning,来增加model的弹性,这是第一个可以的解法。



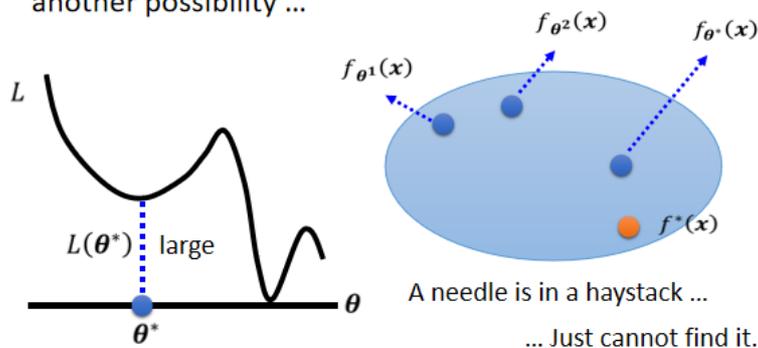
但是并不是training的时候,loss大就代表一定是model bias,你可能会遇到另外一个问题,这个问题是什麼,这个问题是**optimization做得不好**,什麼意思呢?

Optimization Issue

我们知道说,我们今天用的optimization,在这门课裡面,我们其实都只会用到gradient descent,这种optimization的方法,这种optimization的方法很多的问题。

举例来说 我们上週也讲过说,你可能会卡在local minima的地方,你没有办法找到一个,真的可以让loss很低的参数,如果用图具象化的方式来表示,就像这个样子

- Large loss not always imply model bias. There is another possibility ...



蓝色部分是你的model可以表示的函数所形成的集合,你可以把 θ 代入不同的数值,形成不同的function,把所有的function通通集合在一起,得到这个蓝色的set,这个蓝色的set裡面,确实包含了一些function,这些function它的loss是低的。

但问题是gradient descent这一个演算法,没办法帮我们找出,这个loss低的function,gradient descent是解一个optimization的problem,找到 θ^* 然后就结束了

但是这个 θ^* 它给我的loss不够低,这一个model裡面,存在著某一个function,它的loss是够低的,gradient descent,没有给我们这一个function

这就好像是说 我们想大海捞针,针确实海裡,但是我们却没有办法把针捞起来,这边问题就来了

training data的loss不够低的时候,到底是model bias,还是optimization的问题呢

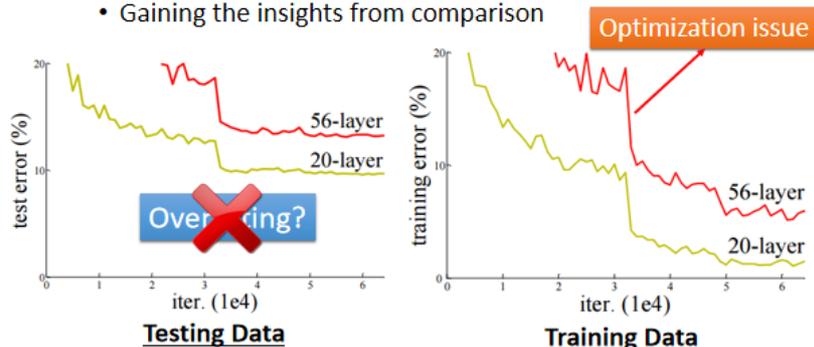
- 找不到一个loss低的function,到底是因为我们的model的弹性不够,我们的海裡面没有针
- 还是说,我们的model的弹性已经够了,只是optimization gradient descent不给力,它没办法把针捞出来

到底是哪一个呢,到底我们的model已经够大了,还是它不够大,怎麼判断这件事呢

Gaining the insights from comparison

一个建议判断的方法,就是你可以透过比较不同的模型,来得知说,你的model现在到底够不够大,怎麼说呢

- Diagnosis: large loss on training data, and you believe your model has sufficient flexibility (?)
 - Gaining the insights from comparison



我们这边举一个例子,这一个实验是从residual network,那篇paper裡面节录出来的,我们把paper链接: <http://arxiv.org/abs/1512.03385>

这篇paper一开头就跟你讲一个故事,它说 我想测2个networks

- 一个network有20层
- 一个network有56层

我们把它们测试在测试集上,这个横轴指的是training的过程,就是你参数update的过程,随著参数的update,当然你的loss会越来越低,但是结果20层的loss比较低,56层的loss还比较高

这个residual network是比较早期的paper,2015年的paper,如果你现在大学生的话,那个时候你都还是高中生而已,所以那个时候大家对Deep Learning,了解还没有那麽的透彻,大家对deep learning,有各种奇怪的误解,很多人看到这张图都会说,这个代表overfitting,告诉你deep learning不work,56层太深了不work,根本就不需要那麽深

那个时候大家也不是每个人都觉得deep learning是好的,那时候还有很多,对deep learning的质疑,所以看到这个实验有人就会说,最深没有比较好,所以这个叫做overfitting,但是这个是overfitting吗

这个不是overfitting,等一下会告诉你overfitting是什麽,并不是所有的结果不好,都叫做overfitting

你要检查一下训练集上面的解释,你检查训练集的结果发现说,现在20层的network,跟56层的network比起来,在训练集上,20层的network loss其实是比较低的,56层的network loss是比较高的

这代表56层的network,它的optimization没有做好,它的optimization不给力

你可能问说,你怎麽知道是56层的optimization不给力,搞不好是model bias,搞不好是56层的network,它的model弹性还不够大,它要156层才好,56层也许弹性还不够大,但是你比较56层跟20层,20层的loss都已经可以做到这样了,56层的弹性一定比20层更大对不对

如果今天56层的network要做到20层的network可以做到的事情,对它来说是轻而易举的

它只要前20层的参数,跟这个20层的network一样,剩下36层就什麽事都不做,identity copy前一层的输出就好了,56层的network一定可以做到20层的network可以做到的事情,所以20层的network已经都可以走到这麽底的loss了,56层的network,它比20层的network弹性还要更大,所以没有道理

所以56层的network,如果你optimization成功的话,它应该要比20层的network,可以得到更低的loss,但结果在训练集上面没有,这个不是overfitting,这个也不是model bias,因为56层network弹性是够的,这个问题是你的optimization不给力,optimization做得不够好

Start from shallower networks (or other models), which are easier to train.

所以刚才那个例子就告诉我们,你怎麽知道你的optimization有没有做好,这边给大家的建议是

看到一个你从来没有做过的问题,也许你可以先跑一些比较小的,比较浅的network,或甚至用一些,不是deep learning的方法,比如说 linear model,比如说support vector machine,support vector machine不知道是什麽也没有关系,它们可能是比较容易做Optimize的,它们比较不会有optimization失败的问题

也就是这些model它会竭尽全力的,在它们的能力范围之内,找出一组最好的参数,它们比较不会有失败的问题,所以你可以先train一些,比较浅的model,或者是一些比较简单的model,先知道 先有个概念说,这些简单的model,到底可以得到什麽样的loss

If deeper networks do not obtain smaller loss on training data, then there is optimization issue.

接下来还缺一个深的model,如果你发现你深的model,跟浅的model比起来,深的model明明弹性比较大,但loss却没有办法比浅的model压得更低,那就代表说你的optimization有问题,你的gradient descent不给力,那你要有一些其它的方法,来把optimization这件事情做得更好

- **Diagnosis: large loss on training data, and you believe your model has sufficient flexibility (?)**
 - Gaining the insights from comparison
 - Start from shallower networks (or other models), which are easier to train.
 - If deeper networks do not obtain smaller loss on **training data**, then there is optimization issue.

	1 layer	2 layer	3 layer	4 layer	5 layer
2017 – 2020	0.28k	0.18k	0.14k	0.10k	0.34k

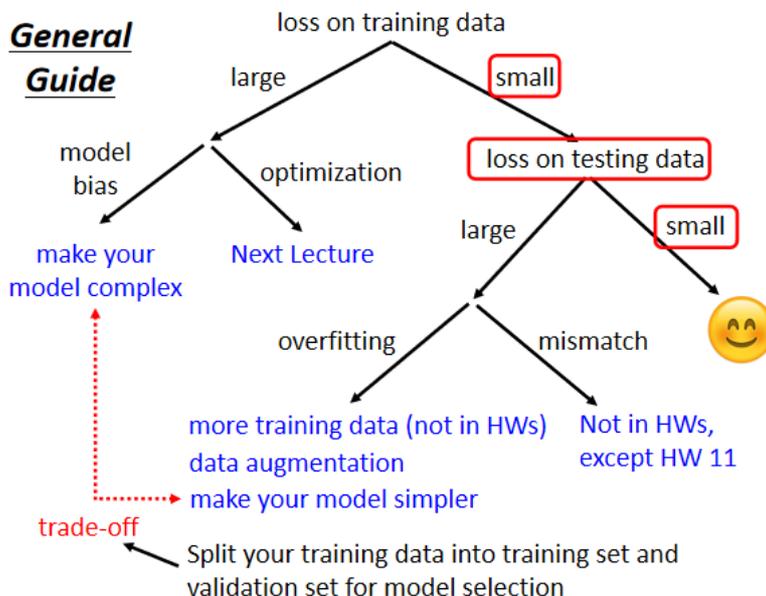
- **Solution: More powerful optimization technology (next lecture)**

举例来说,我们上次看到的这个,观看人数预测的例子,我们说在训练集上面,2017年到2020年的资料是训练集,一层的network,它的loss是0.28k,2层就降到0.18k,3层就降到0.14k,4层就降到0.10k。

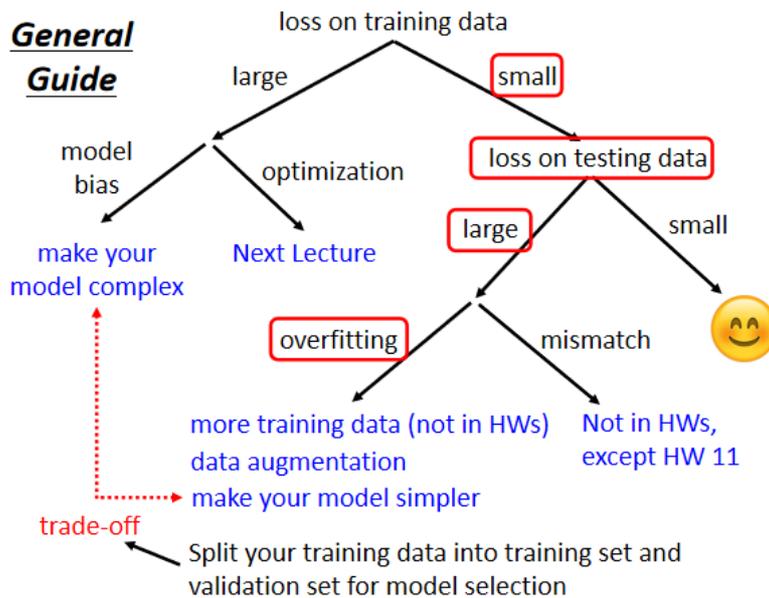
但是我测5层的时候结果变成0.34k,这是什麼问题

我们现在loss很大,这显然不是model bias的问题,因为4层都可以做到0.10k了,5层应该可以做得更低,这个是optimization的problem,这个是optimization的时候做得不好,才造成这样子的问题。

那如果optimization做得不好的话,怎么办呢,这个我们下一节课,就会告诉大家要怎么办,你现在就知道怎么判断,现在如果你的training的loss大,到底是model bias还是optimization,如果model bias 那就把model变大,如果是optimization失败了,那就看等一下的课程怎么解这个问题。



假设你现在经过一番的努力,你已经可以让你的,training data的loss变小了,那接下来你就可以来看,testing data loss,如果testing data loss也小,有比这个strong baseline还要小就结束了,没什麼好做的就结束了。



那但是如果你觉得还不够小呢,如果training data上面的loss小,testing data上的loss大,那你可能就是真的遇到overfitting的问题

你要注意 是training的loss小,testing的loss大 才叫做overfitting,很多同学每次一看到结果不好,在testing上的结果不好,就说这个是overfitting,不一定是overfitting。

你拿一个结果来问我说,老师这个结果要怎麼做得更好的时候,我第一个问题就会问你说,你在training data上的loss,到底做得怎麼样,我发现十个同学有八个同学都说,要看training data的loss吗,我没有把training data loss记下来,你要把training data loss记下来,先确定说你的optimization没有问题,你的model够大了,然后接下来,才看看是不是testing的问题,如果是training的loss小,testing的loss大,这个有可能是overfitting

Overfitting

為什麼会有overfitting这样的状况呢,為什麼有可能training的loss小,testing的loss大呢,这边就举一个极端的例子来告诉你说,為什麼会发生这样子的状况

- Small loss on training data, large loss on testing data. Why?

An extreme example

Training data: $\{(x^1, \hat{y}^1), (x^2, \hat{y}^2), \dots, (x^N, \hat{y}^N)\}$

$$f(x) = \begin{cases} \hat{y}^i & \exists x^i = x \\ \text{random} & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{Learns nothing ... !}$$

This function obtains **zero training loss**, but **large testing loss**.

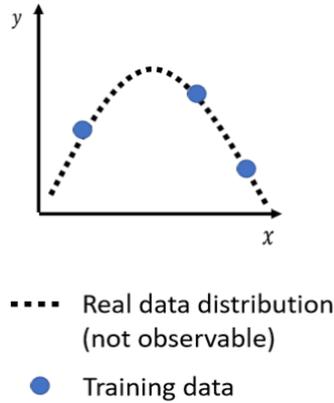
这是我们的训练集,假设根据这些训练集,某一个很废的,machine learning的方法,它找出了一个一无是处的function

这个一无是处的function说,如果今天x当做输入的时候,我们就去比对这个x,有没有出现在训练集裡面,如果x有出现在训练集裡面,就把它对应的 \hat{y} 当做输出,如果x没有出现在训练集裡面,就输出一个随机的值

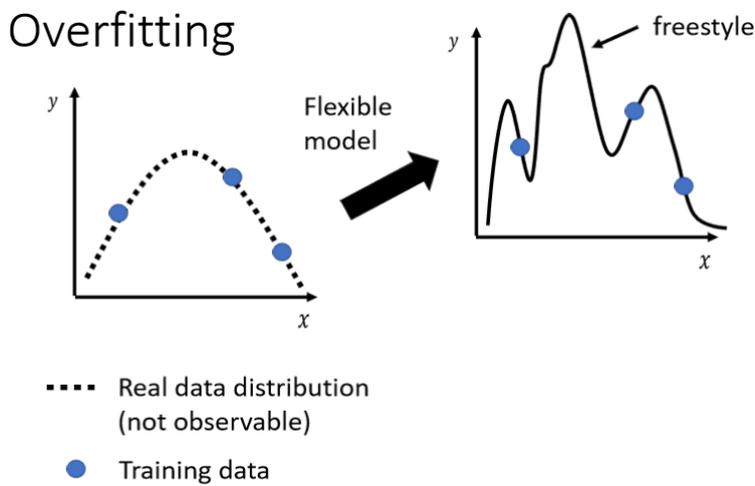
那你可以想像这个function啥事也没有干,它是一个一无是处的function,但虽然它是一个一无是处的function,它在training的data上,它的loss可是0呢

你把training的data,通通丢进这个function裡面,它的输出跟你的训练集的level,是一模一样的,所以在training data上面,这个一无是处的function,它的loss可是0呢,可是在testing data上面,它的loss会变得很大,因为它其实什麼都没有预测,这是一个比较极端的例子,在一般的状况下,也有可能发生类似的事情。

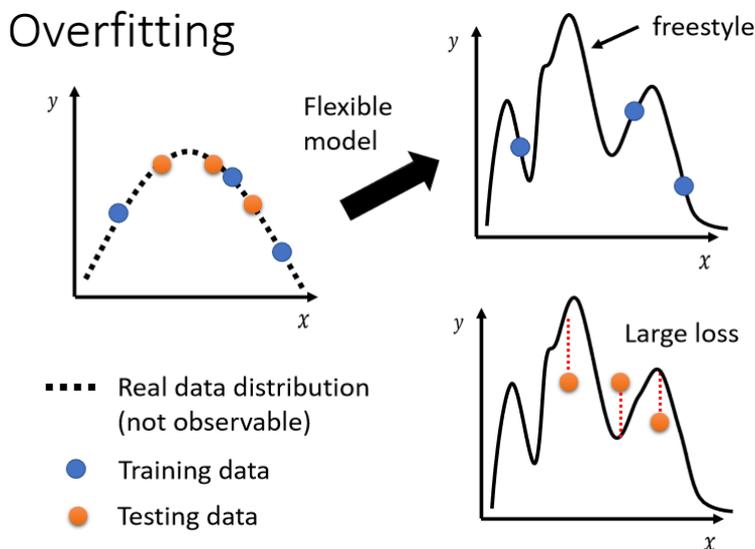
举例来说,假设我们输入的feature叫做x,我们输出的level叫做y,那x跟y都是一维的



x跟y之间的关系,是这个二次的曲线,这个曲线我们刻意用虚线来表示,因为我们通常没有办法,直接观察到这条曲线,我们真正可以观察到的是什麼,我们真正可以观察到的,是我们的训练集,训练集 你可以想像成,就是从这条曲线上面,随机sample出来的几个点



今天的模型 它的能力非常的强,它的flexibility很大,它的弹性很大的话,你只给它这三个点,它会知道说,在这三个点上面我们要让loss低,所以今天你的model,它的这个曲线会通过这三个点,但是其它没有训练集做为限制的地方,它就会有freestyle,因为它的flexibility很大,它弹性很大,所以你的model,可以变成各式各样的function,你没有给它资料做为训练,它就会有freestyle, 可以产生各式各样奇怪的结果。

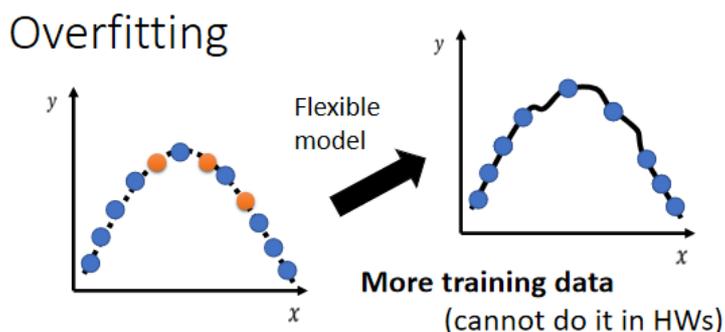


这个时候,如果你再丢进你的testing data,你的testing data 和training的data,当然不会一模一样,它们可能是从同一个,distribution sample出来的,testing data是橙色的这些点,训练data是蓝色的这些点

用蓝色的这些点,找出一个function以后,你测试在橘色的这些点上,不一定会好,如果你的model它的自由度很大的话,它可以產生非常奇怪的曲线,导致训练集上的结果好,但是测试集上的loss很大,那至於更详细的背后的数学原理,為什麼这个比较有弹性的model,它就比较会,overfitting背后的数学原理,我们留待下下週

那怎麼解决刚才那个,overfitting的问题呢,有两个可能的方向

1. 第一个方向是,也许这个方向往往是最有效的方向,是增加你的训练集



今天假设你自己,想要做一个application,你发现有overfitting的问题,其实我觉得,最简单解决overfitting的方法,就是增加你的训练集

所以今天如果训练集,蓝色的点变多了,那虽然你的model它的弹性可能很大,但是因為你这边的点非常非常的多,它就可以限制住,它看起来的形状还是会很像,產生这些资料背后的二次曲线,但是你在作业裡面,你是不能够使用这一招的,因為我们并不希望大家浪费时间,来收集资料

那你可以做什麼呢,你可以做data augmentation,这个方法并不算是使用了额外的资料。

Data augmentation (you can do that in HWs)



Data augmentation就是,你用一些你對於这个问题的理解,自己创造出新的资料。

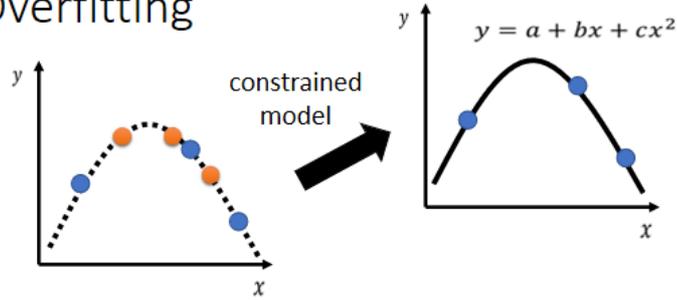
举例来说在做影像辨识的时候,非常常做的一个招式是,假设你的训练集裡面有某一张图片,把它左右翻转,或者是把它其中一块截出来放大等等,你做左右翻转 你的资料就变成两倍,那这个就是data augmentation

但是你要注意一下data augmentation,不能够随便乱做,这个augment 要augment得有道理,举例来说在影像辨识裡面,你就很少看到有人把影像上下颠倒当作augmentation,因為这些图片都是合理的图片,你把一张照片左右翻转,并不会影响到裡面是什麼样的东西,但你把它颠倒 那就很奇怪了,这可能不是一个训练集裡面,可能不是真实世界会出现的影像

那如果你给机器看这种,奇怪的影像的话,它可能就会学到奇怪的东西,所以data augmentation,要根据你对资料的特性,对你现在要处理的问题的理解,来选择合适的,data augmentation的方式,好 那这边是增加资料的部分

2. 另外一个解法就是不要让你的模型,有那麼大的弹性,给它一些限制,

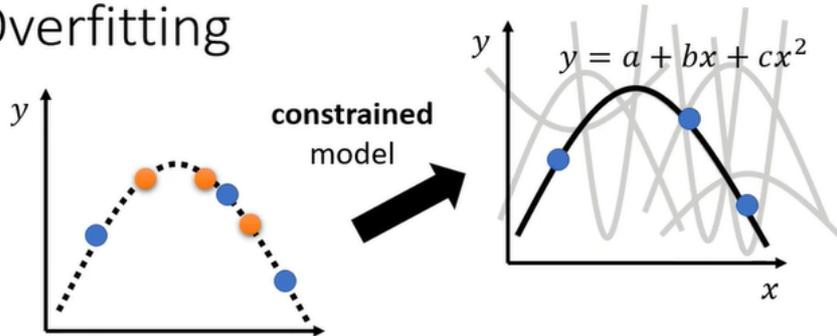
Overfitting



举例来说 假设我们直接限制说,现在我们的model,我们somehow猜测出 知道说,x跟y背后的关系,其实就是一条二次曲线,只是我们不明确的知道这二次曲线,裡面的每一个参数长什麼样

那你说你怎麼会猜测出这样子的结果,你怎麼会知道说,要用多constrain的model才会好呢,那这就取決於你对这个问题的理解,因为这种model是你自己设计的,到底model要多constrain多flexible,结果才会好,那这个要问你自已,那要看这个设计出不同的模型,你就会得出不同的结果

Overfitting



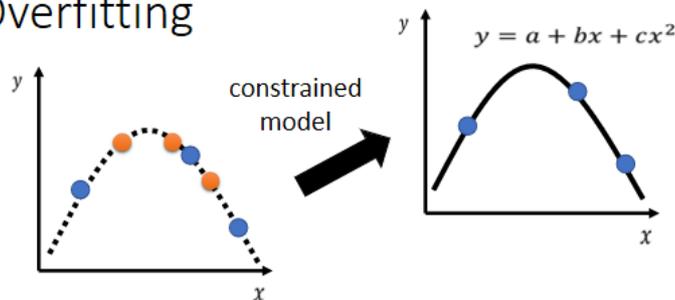
那现在假设我们已经知道说,模型就是二次曲线,那你就给你,你就是在选择function的时候,有很大的限制,因为二次曲线要嘛就是这样子,来来去去就是那几个形状而已,所以当我们的训练集有限的时候,因为我们来去,只能够选那几个function

所以你可能,虽然说只给了三个点,但是因为我们能选择的function有限,你可能会正好选到,跟真正的distribution,比较接近的function,然后在测试集上得到比较好的结果。

所以这是第二个方法,解决overfitting的问题,你要给你的model一些限制,最好你的model正好,跟背后產生资料的过程,你的process是一样的,那你可能会,你就有机会得到好的结果

有哪些方法可以给model製造限制呢,举例来说,

Overfitting



- Less parameters, sharing parameters
- Early spotting
- Regularization
- Dropout



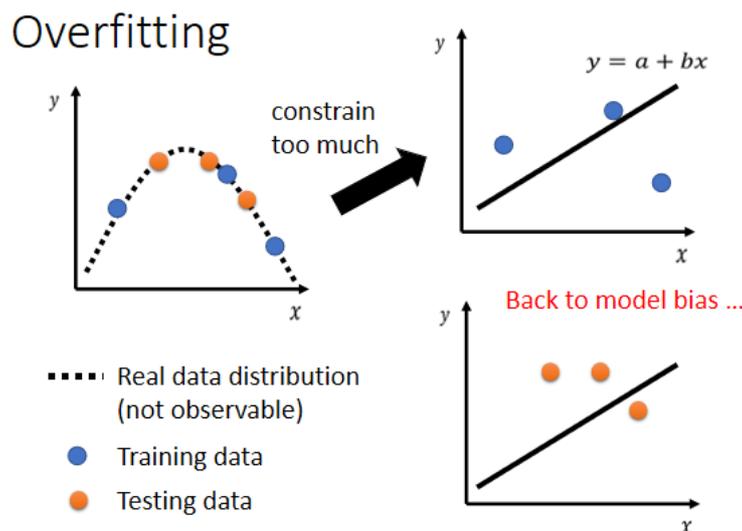
- 给它比较少的参数,如果是deep learning的话,就给它比较少的神经元的数目,本来每层一千个神经元,改成一百个神经元之类的,或者是你可以让model共用参数,你可以让一些参数有一样的数值,那这个部分如果你没有很清楚的话,也没有关系,我们之后在讲CNN的时候,会讲到这个部分,所以这边先前

情先预告一下,就是我们之前讲的network的架构,叫做fully-connected network,那fully-connected network,其实是一个比较有弹性的架构,而CNN是一个比较有限的架构,就说你可能会说,CNN不是比较厉害吗,大家都说做影像就是要CNN,比较厉害的model,难道它比较没有弹性吗,没错,它是一种比较没有弹性的model,它厉害的地方就是,它是针对影像的特性,来限制模型的弹性,所以你今天fully-connected的network,可以找出来的function所形成的集合,其实是比较大的,CNN这个model所找出来的function,它形成的集合其实是比较小的,其实包含在fully-connected的network裡面的,就是因为CNN给了,比较大的限制,所以CNN在影像上,反而会做得比较好,那这个之后还会再提到,

- 另外一个就是用**比较少的features**,那刚才助教已经示范过,本来给三天的资料,改成用给两天的资料,其实结果就好了一些,那这个是一个招数
- 还有一个招数叫做**Early stopping**,Early stopping,Regularization跟Dropout,都是之后课程还会讲到的东西,那这三件事情在作业一的程式裡面,这个Early stopping其实是有的,助教有写在它的code裡面,所以不知道这是什麼也没有关系,反正你直接执行sample code,裡面就有了,Regularization,助教留下了一个空格给大家填,那你不知道什麼是regularization,没有关系,反正你可以过得了middle的baseline,那如果你想做得更好,也许你可以先自己survey一下,regularization是什麼,看有没有办法自己写
- **Dropout**,这是另外一个在Deep Learning裡面,常用来限制模型的方法,那这个之后还会再提到

但是我们也不要给太多的限制,為什麼不能给模型太多的限制呢

假设我们现在给模型更大的限制说,我们假设我们的模型,一定是Linear的Model,一定是写成 $y=a+bx$,那你的model它能够產生的function,就一定是一条直线

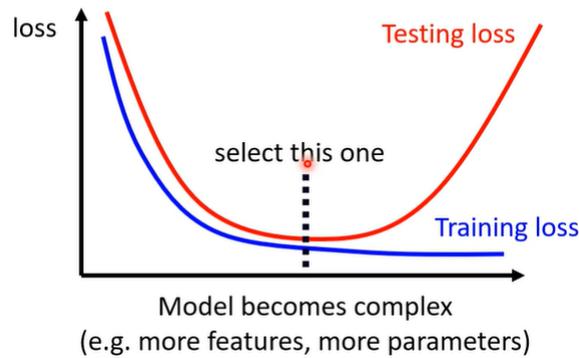


今天给三个点,没有任何一条直线,可以同时通过这三个点,但是你只能找到一条直线,这条直线跟这些点比起来,它们的距离是比较近的,但是你没有办法找到任何一条直线,同时通过这三个点,这个时候你的模型的限制就太大了,你在测试集上就不会得到好的结果

但是 这个不是overfitting,因为你又回到了**model bias**的问题,所以你现在这样在这个情况下,这个投影片的case上面你结果不好,并不是因为overfitting了,而是因为给你模型太大的限制,大到你有了model bias的问题。

所以你就会发现说,这边**產生了一个矛盾的状况**,今天你让你的模型的复杂的程度,或这样让你的模型的弹性越来越大,但是什麼叫做复杂的程度,什麼叫做弹性,在今天这节课裡面,我们其实都没有给明确的定义,只给你一个概念上的叙述,那在下週的课程裡面,你会真的认识到,什麼叫做一个模型很复杂,什麼叫做一个模型有弹性,怎麼真的衡量一个模型的弹性,复杂的程度有多大,那今天我们先用直观的来了解

Bias-Complexity Trade-off

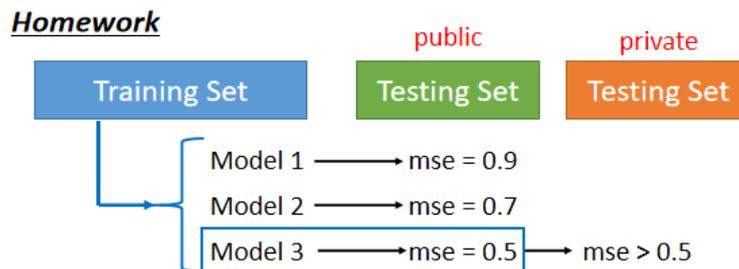


所谓比较复杂就是,它可以包含的function比较多,它的参数比较多,这个就是一个比较复杂的model

那一个比较复杂的model,如果你看它的training的loss,你会发现说 随着model越来越复杂,Training的loss可以越来越低,但是testing的时候呢,当model越来越复杂的时候,刚开始,你的testing的loss会跟著下降,但是当复杂的程度,超过某一个程度以后,Testing的loss就会突然暴增了

那这就是因为说,当你的model越来越复杂的时候,复杂到某一个程度,overfitting的状况就会出现,所以你在training的loss上面,可以得到比较好的结果,那在Testing的loss上面,你会得到比较大的loss,那我们当然期待说,我们可以选一个中庸的模型,不是太复杂的 也不是太简单的,刚刚好可以在训练集上,给我们最好的结果,给我们最低的loss,给我们最低的testing loss,怎麽选出这样的model呢

一个很直觉的 你很有可能,没有人告诉你要怎麽做的话,你可能很直觉就会这麽做的,做法就是说,这个kaggle不是立刻上传,就可以知道答案了吗



所以假设我们有三个模型,它们的复杂的程度不太一样,我不知道要选哪一个模型才会刚刚好,在测试集上得到最好的结果,因为你选太复杂的就overfitting,选太简单的有model bias的问题,那怎麽选一个不偏不倚的,不知道 那怎麽办

把这三个模型的结果都跑出来,然后上传到kaggle上面,你及时的知道了你的分数,看看哪个分数最低,那个模型显然就是最好的模型

但是并不建议你这麽做,为什麽不建议你这麽做呢

而且这件事情并不是传说,并没有夸饰,每年都会有这样子的状况发生,那因为今年我们会看public,就是说我们在算分数的时候,你在public上面的结果好,还是会给你一点分数,我们不是只看private的分数而已,是public跟private的分数都看,那过去有些学期,是只看private的分数的时候,发生这种状况,你心态就会整个崩掉这样子,你就会非常非常的郁闷

那为什么我们要把testing的set,分成public跟private呢,为什么我们不能,就通通都分public就好呢,为什么要为难大家呢,为什么要让大家疑神疑鬼,不知道自己private上的结果是什么

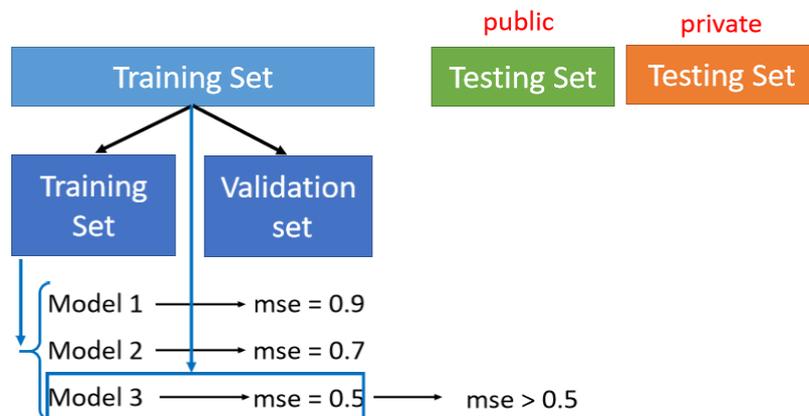
你自己想想看,假设所有的data都是public,那我刚才说,就算是一个一无是处的Model,得到了一无是处的function,它也有可能可能在public的data上面,得到好的结果,如果我们今天只有public的testing set,没有private的testing set,那你就回去写一个程式,不断random产生输出就好,然后不断把random的输出,上传到kaggle,然后看你什么时候,可以random出一个好的结果,那这个作业就结束了

这个显然没有意义,显然不是我们要的,而且因为如果今天 你想想看,然后这边有另外一个有趣的事情就是,你知道因为今天如果,public的testing data是公开的,你可以知道public的,testing data的结果,那你就算是一个很废的模型,产生了很废的function,也可能得到非常好的结果

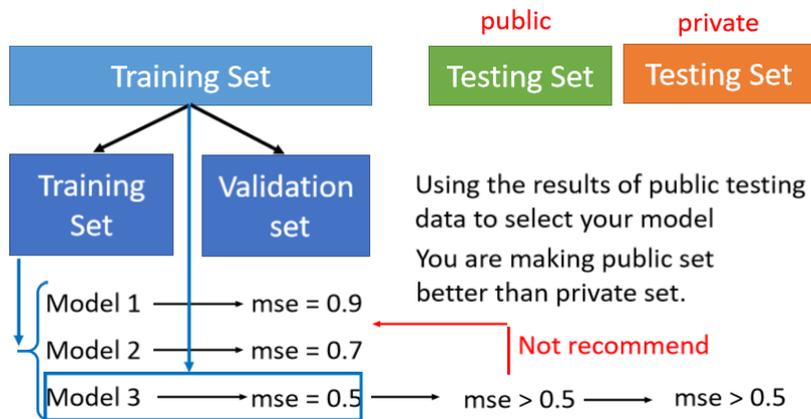
所以讲了这么多,只是想告诉大家说,我们为什么要切public的testing set,我为什么要切private的testing set,然后你其实不要花,不要用你public的testing set,去调你的模型,因为你可能会在,private的testing set上面,得到很差的结果,那不过因为今年,你在public set上面的,好的结果也有算分数,所以怎么办呢,为了避免你 你就可能会说,好 那我放弃private set的结果,就只拿public set的结果,然后不断地产生随机的结果,去上传到Kaggle来,然后看看说能不能够,正好随机出一个好的结果,为了避免你浪费时间做这件事情,所以有每日上传的限制,让你不会说,我拿很废的模型只产生随机的结果,不断的测试public的testing的score

Cross Validation

那到底要怎么做才选择model,才是比较合理的呢,那界定的方法是这个样子的,那助教程式裡面也都帮大家做好了,你要把Training的资料分成两半,一部分叫作Training Set,一部分是Validation Set



刚才助教程式裡面已经看到说,有90%的资料放在Training Set裡面,有10%的资料,会被拿来作Validation Set,你在Training Set上训练出来的模型,你在Validation Set上面,去衡量它们的分数,你根据Validation Set上面的分数,去挑选结果,再把这个结果上传到Kaggle上面,去看看你得到的public的分数,那因为你在挑分数的时候,是用Validation Set来挑你的model,所以你的public的Testing Set的分数,就可以反应你的,private Testing Set的分数,就比较不会得到说,在public上面结果很好,但是在private上面结果很差,这样子的状况



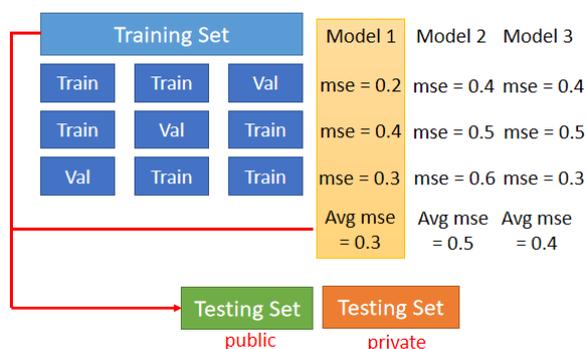
当我知道说,其实你看到public的结果以后,你就会去想要调它,你看到你现在弄了一堆模型,然后用 Validation Set检查一下,找了一个模型放到public set上以后,发现结果不好,你其实不太可能不根据这一个结果,去调整你的模型,但是假设这一个route做太多次,你根据你的,public Testing Set上的结果,去调整你的model太多次,你就又有可能fit在,你的public Testing Set上面,然后在private Testing Set上面,得到差的结果,不过还好反正我们有限制上传的次数,所以这个route,你也没有办法走太多次,可以避免你太过fit在,public的Testing Set上面的结果。

那我知道说今天因为,public的Testing Set上面的结果,是大家都可以看到的,然后很多人都会,然后名字你又可以随便乱取,所以假设有一人洗到第一名的话,他就会非常的得意,他就把自己的名字改成一些什麼,我第一次试就第一名了,或是我其实只是个旁听,那其实他不是旁听的,那他改成说,我其实只是个旁听的,随便做就第一名了,那这个时候你就会觉得很紧张,尤其其他如果你认识的,隔壁小毛得到第一名,到处耀武扬威的时候,你就会开始有点紧张,你就会说,等一下你不要得意,我等一下就去把你刷下来这样,那这个时候你要不要理他呢,你不要理他,根据过去的经验,就在public leaderboard上排前几名的,往往private很容易就惨掉这样子,所以在public的Testing上面,得到太好的结果,也不用高兴得太早,其实最好的做法,就是用Validation loss,最小的直接挑就好了,就是你不要去管,你的public Testing Set的结果 这样,那我知道说在实作上,你不太可能这么做,因为public set的结果你有看到,所以它对你的模型的选择,可能还是会有些影响的,但是你要越少去看那个,public Testing Set的结果越好

线上直播的同学,我复述一下刚才那个同学的问题,他的问题是说,所以我们不能去看,public Testing Set的结果吗,理想上,理想上你就用Validation Set挑就好,然后上传以后 怎样就是怎样,有过那个strong basseline以后,就不要再动它了,那这样子就可以避免,你overfit在Testing Set上面,好 那但是这边会有一个问题,就是怎麼分Training Set,跟Validation Set呢,那如果在助程式裡面,就是随机分的,但是你可能会说,搞不好我这个分 分得不好啊,搞不好我分到很奇怪的Validation Set,会导致我的结果很差,

N-fold Cross Validation

如果你有这个担心的话,那你可以用N-fold Cross Validation,



N-fold Cross Validation就是你先把你的训练集切成N等份,在这个例子裡面我们切成三等份,切完以后,你拿其中一份当作Validation Set,另外两份当Training Set,然后这件事情你要重复三次

也就是说,你先第一份第二份当Train,第三份当Validation,然后第一份第三份当Train,第二份当Validation,第一份当Validation,第二份第三份当Train

然后接下来 你有三个模型,你不知道哪一个是好的,你就把这三个模型,在这三个setting下,在这三个Training跟Validation的,data set上面,通通跑过一次,然后把这三个模型,在这三种状况的结果都平均起来,把每一个模型在这三种状况的结果,都平均起来,再看看谁的结果最好

那假设现在model 1的结果最好,你用这三个fold得出来的结果是,这个model 1最好,然后你再把model 1,用在全部的Training Set上,然后训练出来的模型,再用在Testing Set上面,好 那这个是N-fold Cross Validation,好 那这个就是这门课前期的攻略,它可以带你打赢前期所有的副本

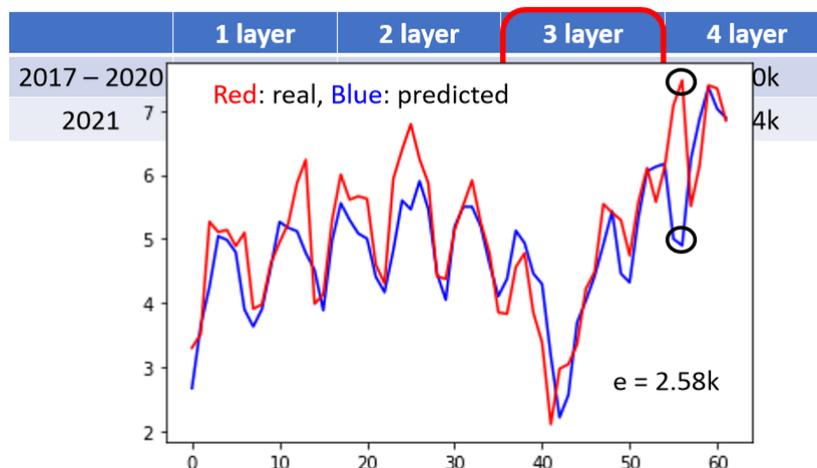
那接下来也许你要问的一个问题是,上週结束的时候,不是讲到预测2/26,也就是上週五的观看人数吗,到底结果做得怎么样

Let's predict no. of views of 2/26!

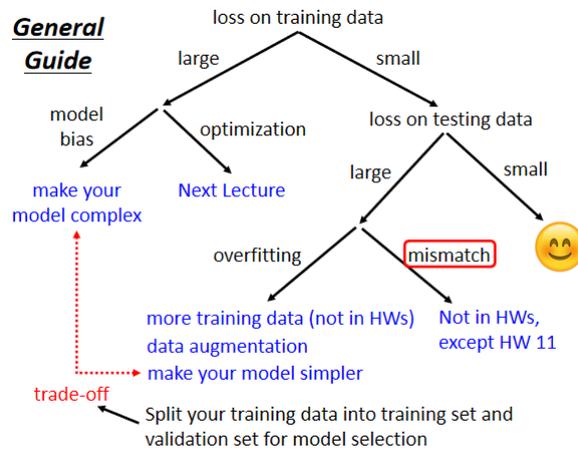
	1 layer	2 layer	3 layer	4 layer
2017 – 2020	0.28k	0.18k	0.14k	0.10k
2021	0.43k	0.39k	0.38k	0.44k

那这个就是我们要做的结果,上週比较多人选了三层的network,所以我们就把三层的network,拿来测试一下,以下是测试的结果,我们就没有再调参数了,大家决定用三层的就是下好离手了,就直接用上去了

Let's predict no. of views of 2/26!



得到的结果是这个样子了,这个图上 这个横轴就是从,2021年的1月1号开始 一直往下,然后红色的线是真实的数字,蓝色的线是预测的结果,2/26在这边 这个今年2021年,观看人数最高的一天了,那机器的预测怎样呢,哇 非常的惨 差距非常的大,差距有2.58k这么多,感谢大家 为了让这个模型不准,上週五花了很多力气,去点了这个video,所以这一天是,今年观看人数最多的一天,那你可能开始想说,那别的模型怎么样呢,其实我也跑了一层二层跟四层的看看,所有的模型 都会惨掉,两层跟三层的错误率都是2点多k,其实四层跟一层比较好,都是1.8k左右,但是这四个模型不约而同的,觉得2/26应该是个低点,但实际上2/26是一个公值,那模型其实会觉得它是一个低点,也不能怪它,因为根据过去的资料,星期五就是没有人要学机器学习,礼拜五晚上大家都出去玩了对不对,礼拜五的观看人数是最少了,但是2/26出现了反常的状况,好 那这个就不能怪模型了,那我我觉得出现这种状况,应该算是另外一种错误的形式,这种错误的形式,我们这边叫作mismatch。



那也有人会说,mismatch也算是一种Overfitting,这样也可以,这都只是名词定义的问题,那我这边想要表达的事情是,mismatch它的原因跟overfitting,其实不一样,一般的overfitting,你可以用搜集更多的资料来克服,但是mismatch意思是说,你今天的训练集跟测试集,它们的分佈是不一样的

Mismatch

- Your training and testing data have different distributions. Be aware of how data is generated.

在训练集跟测试集,分佈是不一样的时候,你训练集再增加,其实也没有帮助了,那其实在多数的作业裡面,我们不会遇到这种mismatch的问题,我们都有把题目设计好了,所以资料跟测试集它的分佈差不多

举例来说 以刚才作业一的,Covid19為例的话,假设我们今天资料在,分训练集跟测试集的时候,我们说**2020年的资料是训练集,2021年的资料是测试集**,那mismatch的问题可能就很严重了,这个我们其实有试过了 试了一下,如果今天用2020年当训练集,2021年当测试集,你就怎麼做都是惨了 就做不起来,训练什麼模型都会惨掉

因為2020年的资料跟2021年的资料,它们的背后的分佈其实都是不一样,所以你拿2020年的资料来训练,在2021年的作业一的资料上,你根本就预测不準,所以后来助教是用了别的方式,来分割训练集跟测试集,好 所以我们多数的作业,都不会有这种mismatch的问题,那除了作业十一。



因為作业十一就是,针对mismatch的问题来设计的,作业十一也是一个影像分类的问题,这是它的训练集,看起来蛮正常的,但它测试集就是长这样子了,所以你知道这个时候,这个时候增加资料哪有什麼用呢,增加资料,你也没有办法让你的模型做得更好,所以这种问题要怎麼解决,那犹待作业十一的时候再讲,好 那你可能会问说 我怎麼知道,现在到底是不是mismatch呢,那我觉得知不知道是mismatch,那就要看你对这个资料本身的理解了,你可能要对你的训练集跟测试集,的產生方式有一些理解,你才能判断说,它是不是遇到了mismatch的状况,好 那这个就是我们作业的攻略,