第三篇第一周

1、为什么是ML策略

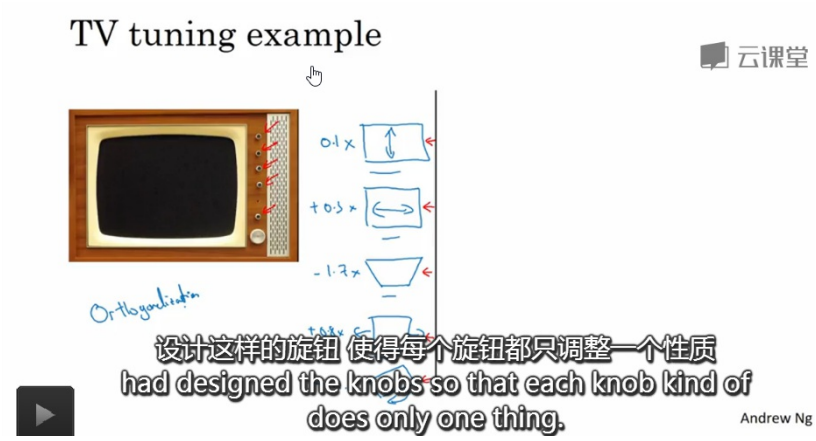
如何构建你的机器学习项目，也就是ML策略，如何快速高效的优化你的机器学习系统，那么什么是机器学习策略呢？

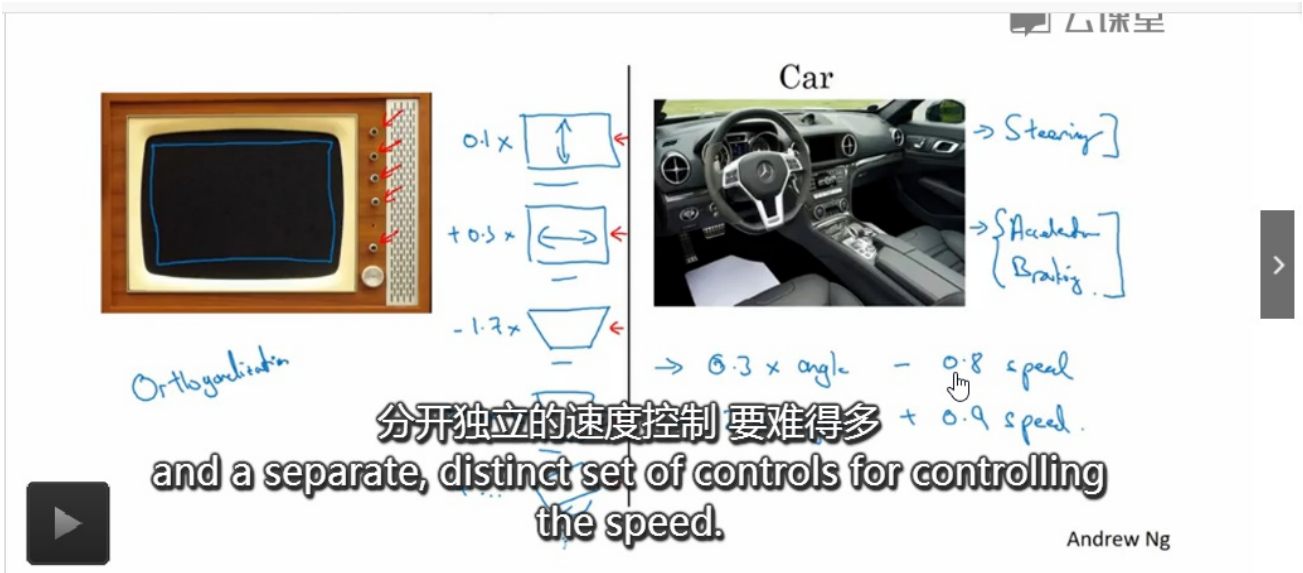
例子：

经过一段时间的调整，你的系统达到了90%的准确率，但是对你的应用程序来说不够好，你可能有很多想法去改善你的系统，比如采集更多的数据，收集更多姿势的猫咪，多样化的反例集，或者再用梯度下降算法训练久一点，或者尝试完全不同的优化算法，比如Adam算法，或者尝试规模更大或者更小的神经网络，或者尝试dropout或者L2正则化，或者修改网络的架构。。但是你有可能花费很多时间做了错误的事情，就是说效果并不好，选择好的策略，就可以让深度学习系统更快的投入使用。

2、正交化

直观上是这样的：





所以，正交化的概念是指：你可以想出一个维度，这个维度你想做的是控制转向角，还有另外一个维度来控制你的速

度，那么你就只需要一个按钮尽量只控制转向角，另外一个按钮，在这个开车的例子里，其实就是油门和刹车，控制你的速度，但是如果你有一个旋钮将两者结合起来，比如说这样一个控制装置同时影响你的旋转角和速度，同时改变了两个性质，那么就很难令你的车子以想要的速度和转角前进，然而正交化之后，正交意味着互成90度，设置出正交化的控制装置，最理想的情况就是和你实际想控制的性质一样，这样你调整参数就容易很多，可以单独控制转角，还有油门和刹车，令车子以你想要的方式运动。

要弄好一个监督学习系统，你通常需要调整你的系统的旋钮，确保四件事情：

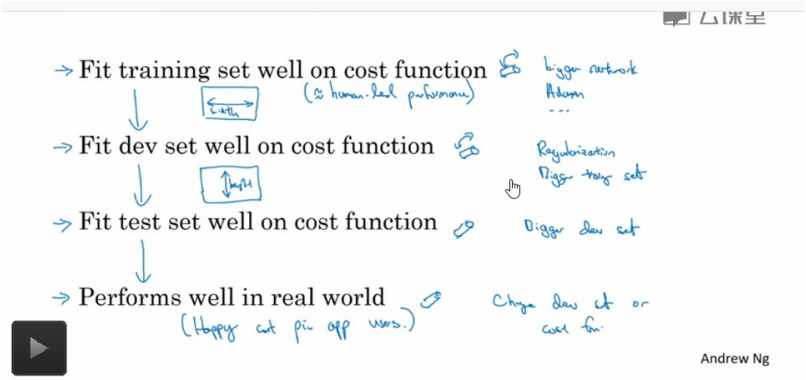
1、至少系统在训练集上得到的结果不错，所以训练集上的表现必须通过某种评估，达到能接收的程度。对于某些应用，这可能意味着达到人类水平的表现，

2、在开发集上有好的表现。

3、在测试集上也有好的表现。

4、系统在测试集上，在实际使用中令人满意。

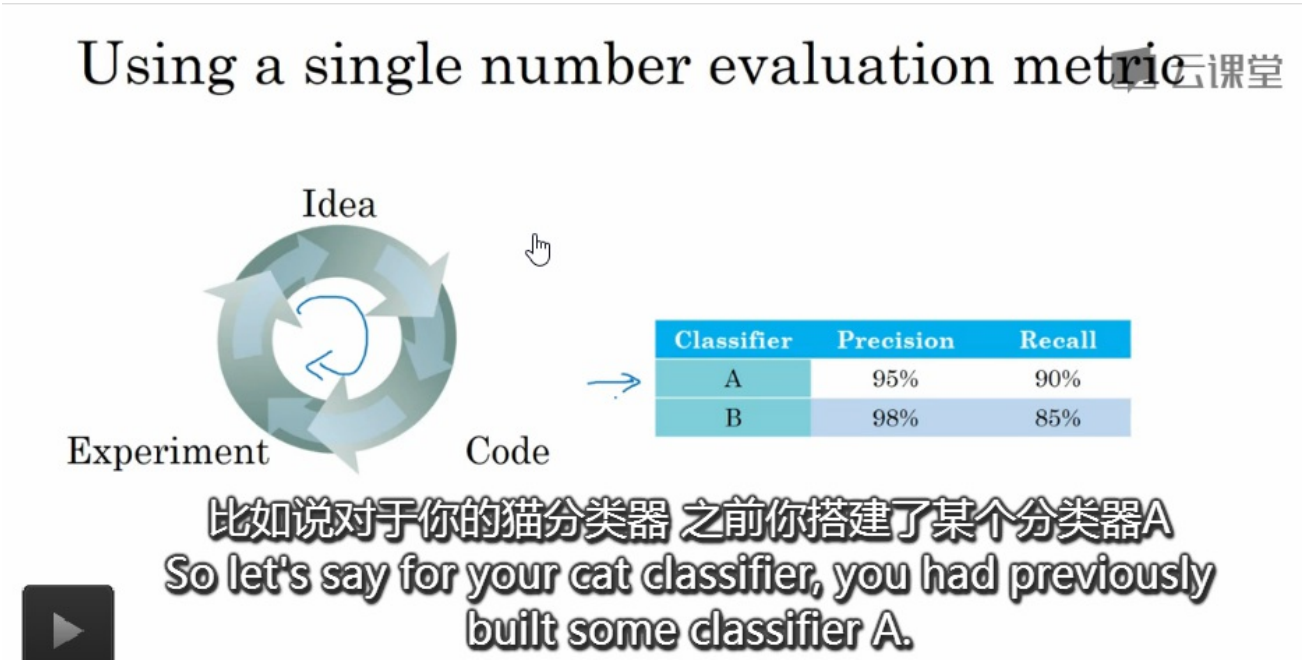
如果你的算法在成本函数上不能很好的拟合训练集，所以你用来调试的旋钮，你可能可以训练更大的网络，或者切换更好的优化算法，比如Adam优化算法。相比之下，如果发现算法对开发集的拟合很差，那么应该有独立的一组按钮，你可以用正则化的按钮调节，尝试让系统满足第二个条件，也可以增大训练集。不满足第三个条件的话，可以增大开发集，因为出现了过拟合了。不满足第四个条件的话，你需要改变开发集或者成本函数，因为如果根据某个成本函数，系统在测试集上做的很好，但是他无法反映你的算法在现实世界中的表现，这意味着要么你的开发集设置不正确，要么你的成本函数测量的指标不对：



训练神经网络的时候，一般不要早期停止，早期停止有点难以分析，因为这个按钮同时影响你对训练集的拟合，早期停止，对训练集的拟合就不太好，但是他同时改善开发集的表现，所以这个按钮没那么正交化，因为它同时影响两件事情，就像一个按钮同时影响电视画面的长度和宽度，不要说这样就不要用，你想用还是可以的，你用其他正交化手段的话，会简单不少。

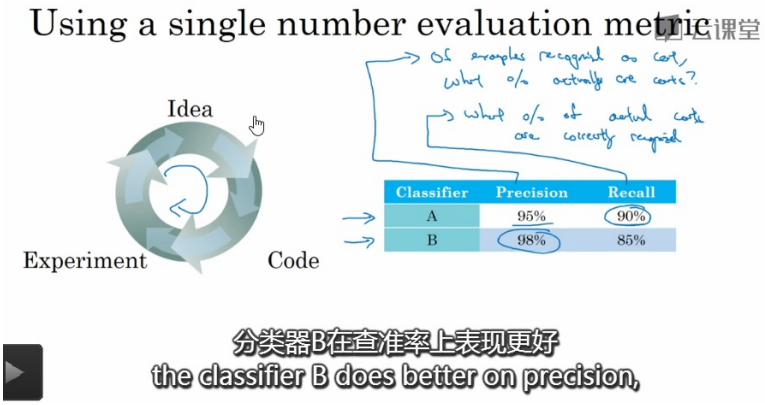
1.3、单一数字评估指标

例子：

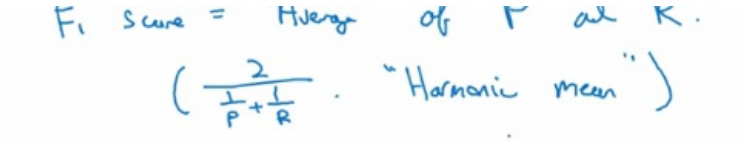


通过改变超参数，还有改变训练集等手段，你现在训练处一个新的分类器B，所以评估你的分类器的一个合理方式是，观

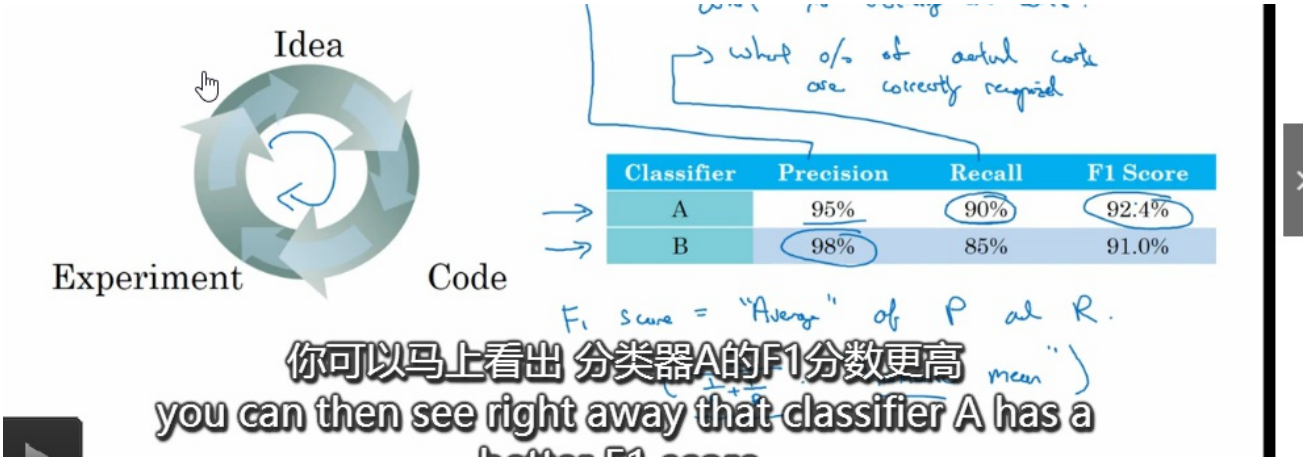
察他的查准率和查全率，使用查准率或者查全率作为评估指标的时候，有个问题，如果分类器A在查全率上表现更好，分类器B在查准率上表现更好：



你就无法判断哪个分类器更好。如果你尝试了很多不同的想法，很多不同的超参数，你希望能够快速试验不仅仅是两个分类器，或者10几个分类器，选出最好的那个，如果有两个评估指标，就很难去快速二选一或者十选一，所以不建议同时使用这两个指标，找到一种新的评估指标，能够结合上述两个指标，结合两种的标准方法是所谓的F1分数，你可以认为它是查准率P和查全率R的平均值：



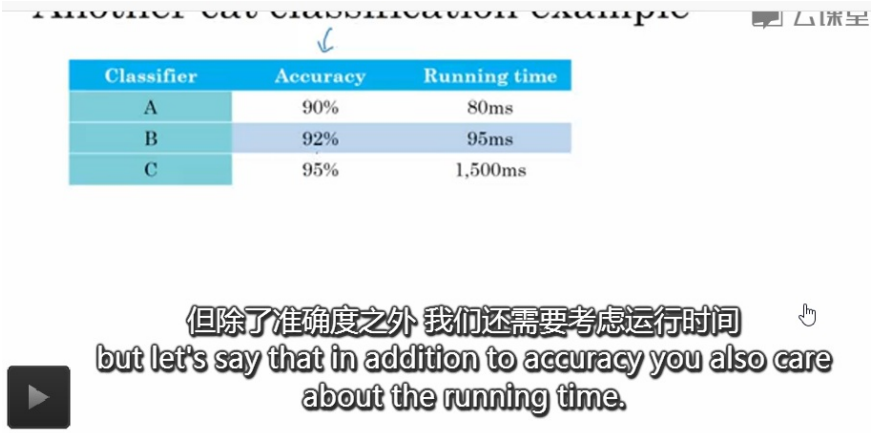
在这个例子中：



假设F1是结合查准率和查全率的合理方式，你可以快速的选出分类器A,淘汰分类器B，但实数评估指标，你的迭代速度肯定很快，它可以加速改进你的机器学习算法的迭代过程，

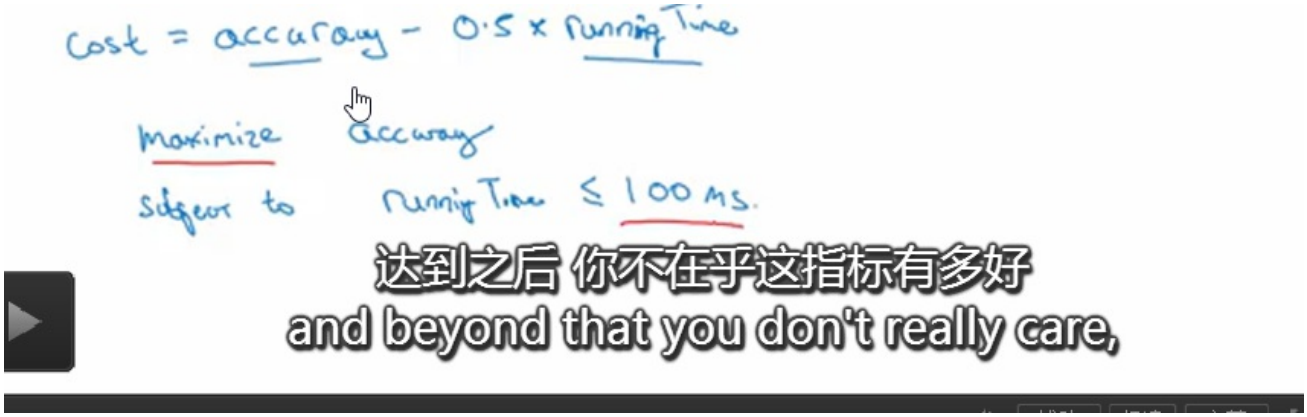
4、满足和优化指标

要把你顾及到的所有指标，组合成单实数评估指标，有时并不容易：



需要多少时间来分类一张图片，将准确率和运行时间组合成一个评估指标，所以成本，比如说，总成本是准确率减去0.5乘以运行时间，这种组合可能太刻意。

你还可以做其他事情，就是你可能选择一个分类器，能够最大限度的提高准确率，但必须满足运行时间的要求：

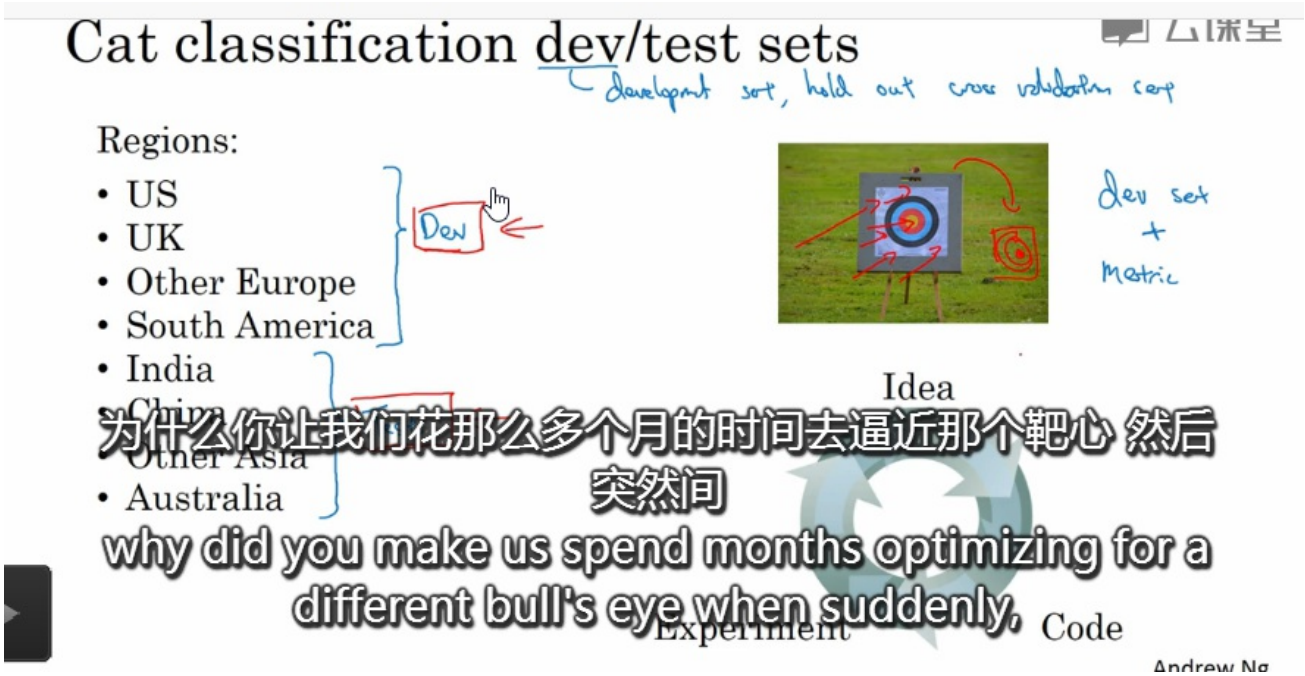


也就是说一个是优化目标，一个是满足目标，但满足目标实现的情况下，最大限度的优化目标，所以这里B的效果最好，因为在运行时间小于100ms的分类器中，B的准确率最好。所以更一般的说，如果你要考虑N个评估指标，有时候选择其中一种指标作为优化指标是合理的，所以你可以尽量优化那个指标，剩下的N-1个指标都是满足指标，意味着他们只要达到一定的阈值，就可以了。

5、训练、开发、测试集的划分

验证集合测试集的划分例子：

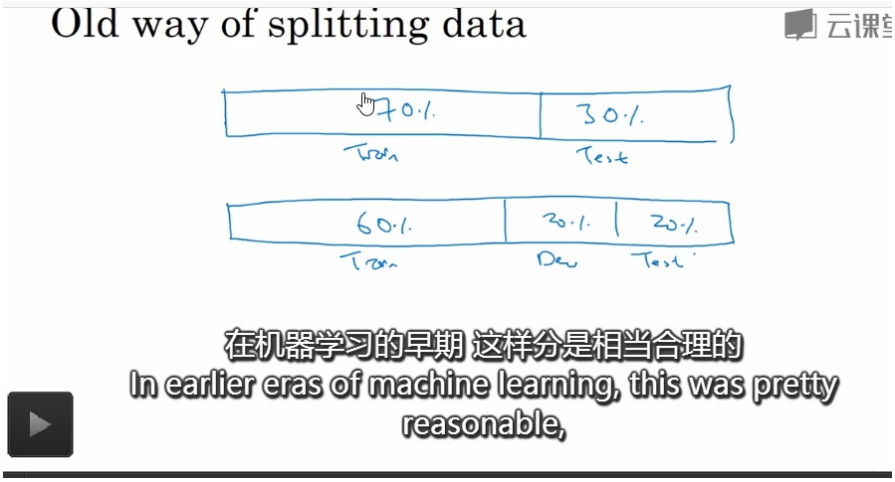
你的开发集和测试集来自不同的分布，所以这样很糟糕，我们尽量要使训练集、验证集、测试集来自同一分布。如果开发集合测试集来自不同的分布，就像你设了一个目标，让你的团队花了很长的时间去逼近靶心，结果几个月工作之后你会发现，你说：“等等，测试的时候，你把靶心移开”。团队的成员会说：



你可以把靶心移动到不同的位置，（也就是期末画的重点跟考试内容不一样，这就白复习了，很可怕，可能挂科！！！），所以为了避免这种情况，将所有数据重新洗牌，放入开发集和测试集，使得开发集合测试集来自同一分布。

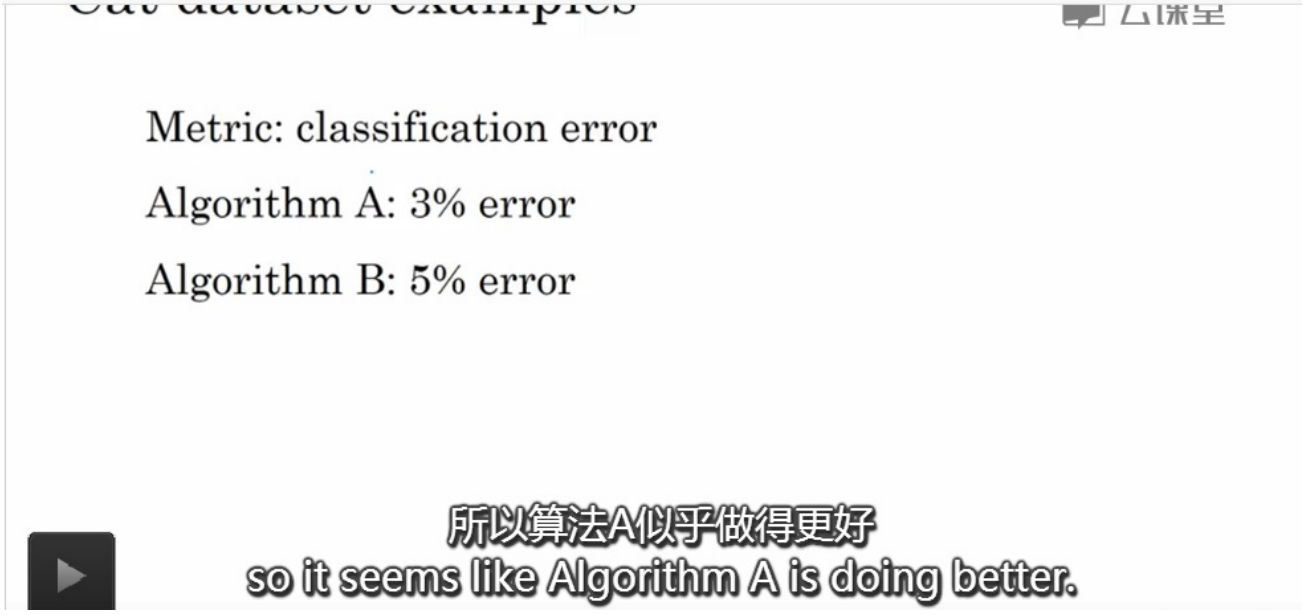
6、训练、开发、测试集的大小

在机器学习中，可以用7比3的比例划分训练集和测试集，如果你要划分训练集，开发集，测试集，可以采用6:2:2的比例。

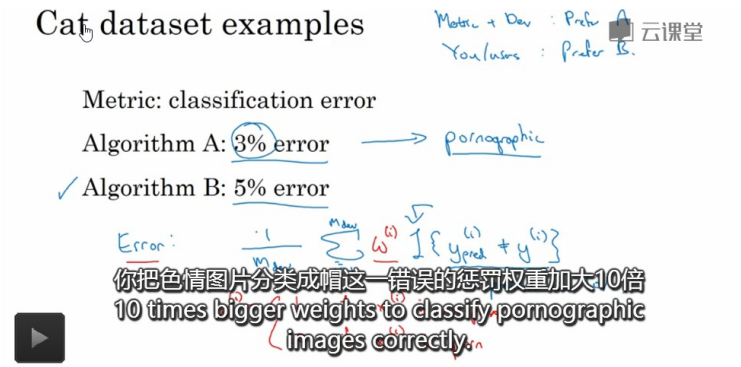


在深度学习中，我们可能使用很大的数据集。比如你有100万个训练例子，这样分可能很合理，98%作为训练集，百分之1作为开发集，百分之1作为测试集。

7、什么时候改变开发集和测试集的指标



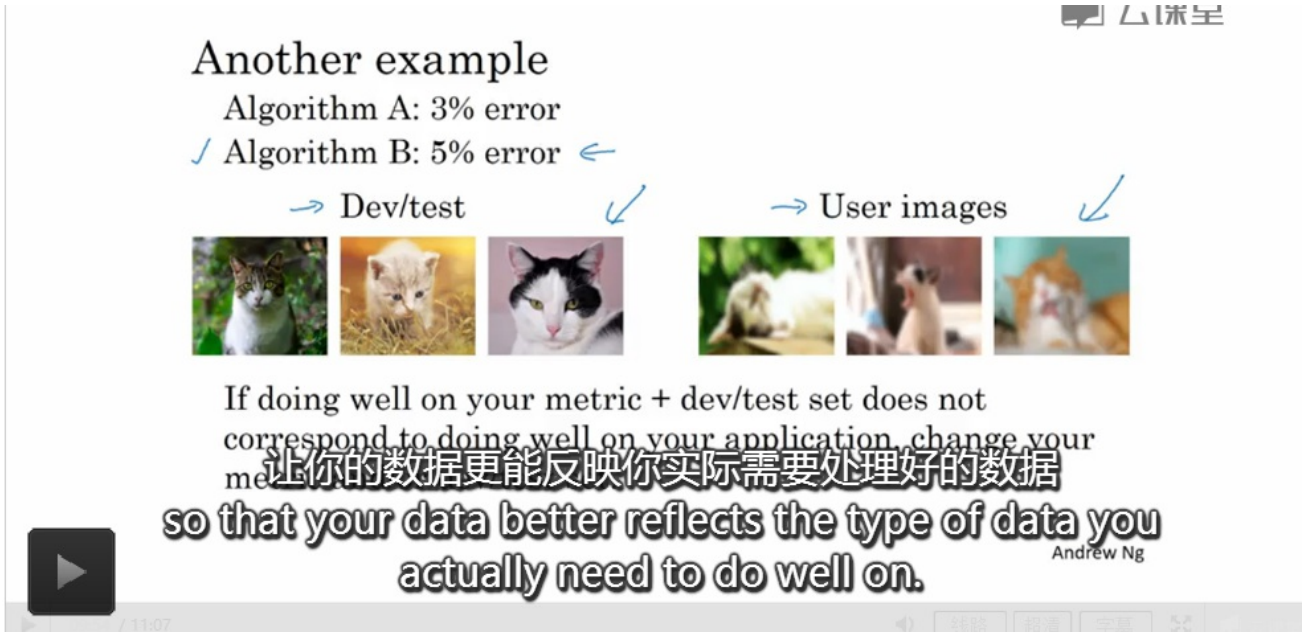
A算法似乎做的更好，但是A算法由于某种原因，把很多色情图片分类成猫了，所以部署A算法，用户可能看到更多的猫，因为它的准确率比较高，但是它也会给用户推荐一些色情图片，这是公司不能接受的。相比之下，B算法的误差是5%，这种分类器虽然得到较少的图像，但是它不会推送色情图片，所以从公司，用户的角度来看，算法B实际上是更好的算法，因为它不会让任何色情图片通过，在这个算法中，发生的事情就是，算法A在评估指标上做的更好，它的误差达到3%，但是实际上是更糟糕的算法。用户更倾向于使用算法B，所以，当算法无法正确衡量算法之间的优劣时，在这种情况下，原来的算法错误的预测算法A是更好的算法，这就发出了信号，你应该改变评估指标了，或者要改变开发集和测试集，解决办法之一可以在错误率上给色情图片加上更大的权重，这样如果有色情图片，那么错误了乘以这个权重就会变得很大：



这个方法不好用，因为你必须在开发集和测试集里面把色情图片标记出来，这样才能这个加权函数，但是粗略的结论是，如果你的评估指标，无法正确评估好算法的排名，那么就需要花时间定义一个新的评估指标，改变评估指标的意义

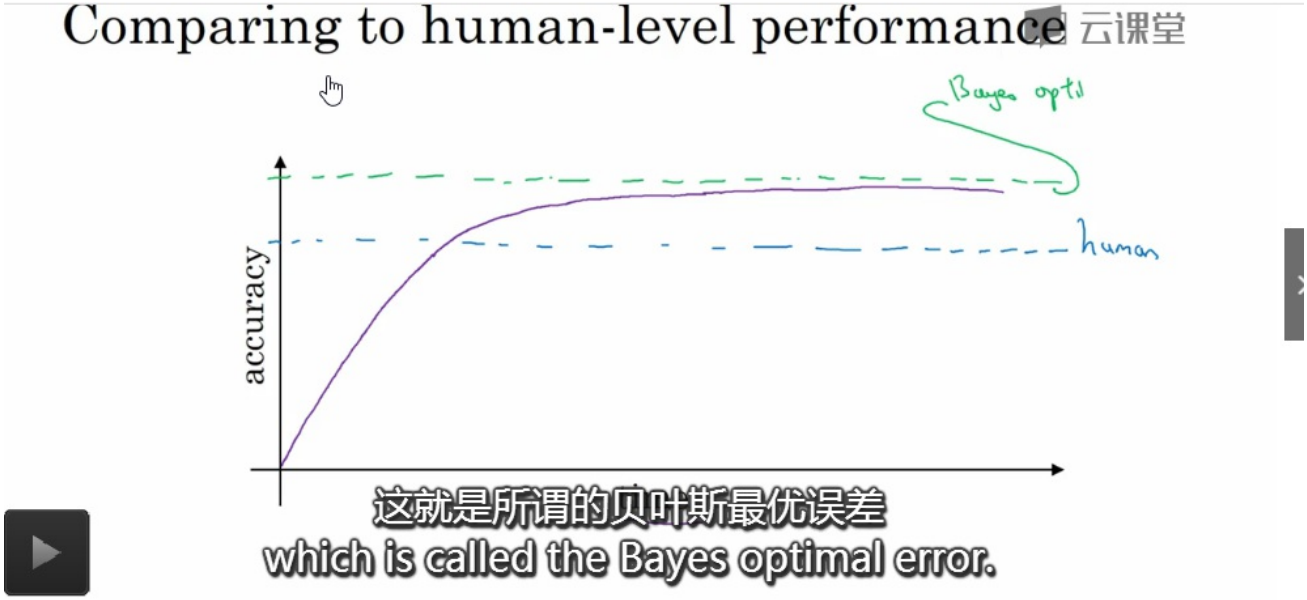
在于，已知两个分类器，哪一个更加适合你的应用，也就是说如果你对旧的指标不满，那么你就不要去使用不满的错误的指标，而应该去尝试使用新的指标，能够更加符合你的偏好，定义出实际更加适合的算法。

问题在于，你做评估用的是很漂亮的高分别率的开发集和测试集，图片取景很专业，但是你的用户，真正关心的是，他们上传的图片能不能被正确识别，有些图片可能没那么专业，有点模糊，取景很业余，所以方针是，如果你在指标上表现很好，在当前开发集和测试集分布上表现的很好，但是你的实际应用程序，你真正关注的地方表现不好，那么就需要修改指标，或者你的开发测试集：



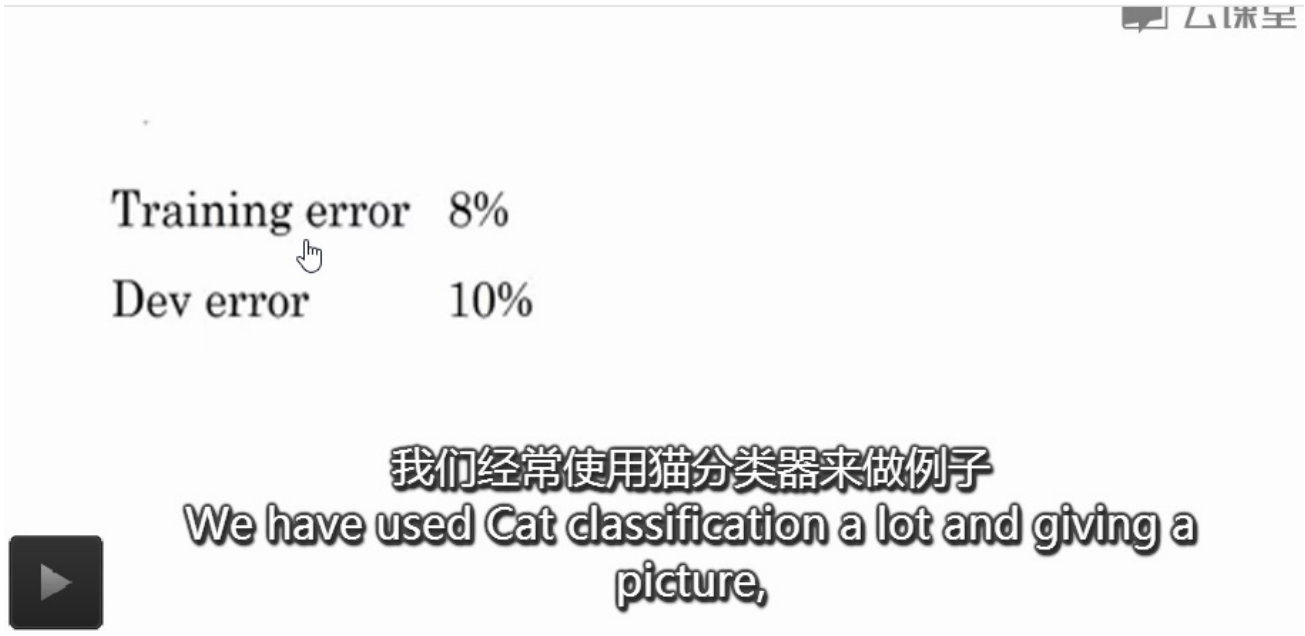
有一个评估指标和开发集让你可以更快做出决策，哪一个算法是更好的，这真的可以加快你和你团队的迭代速度，所以，即使你无法定义出一个很完美的评估指标和开发集，你直接快速设立出来，然后使用它们来驱动你的团队的迭代速度，如果在这之后，你发现选的不好，你有更好的想法，那么马上可以改，最好不要在没有指标和开发集时跑太久，因为这样会减慢团队的速度。

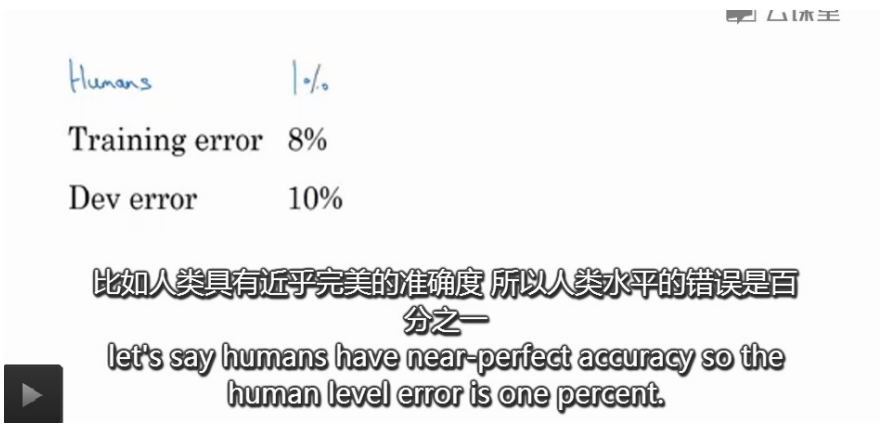
8、为什么是人的表现



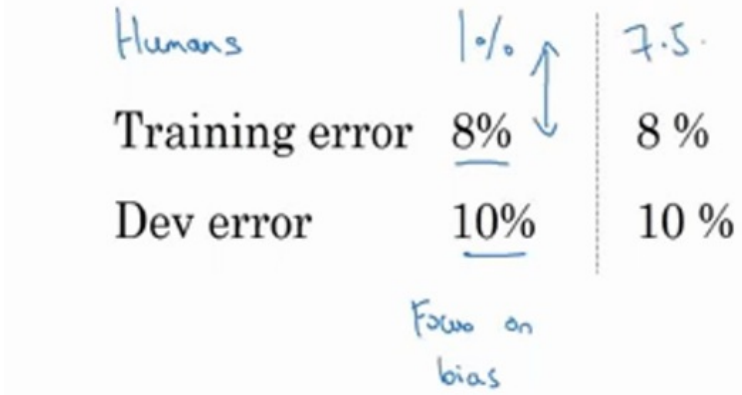
数据越来越大，模型越来越复杂时，accuracy无法越过的阈值，就是所谓的贝叶斯最优误差，理论上是可能达到的最优误差，

9、可避免偏差





这种情况下，训练误差是8%，测试误差是10%，那么你也许想在训练集上得到更好的结果，但实际上，训练误差跟人类相比相差巨大，说明你的算法拟合程度不好，这种情况下，你应该把重点放在减小偏差的任务上，你可以训练更大的神经网络，或者训练更久一点的梯度下降，接下来，假设：

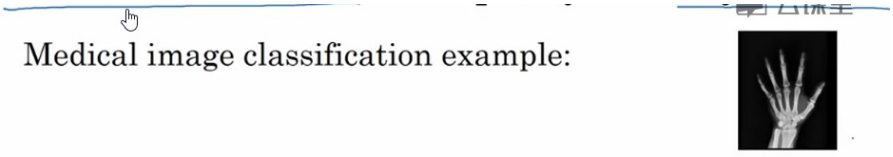


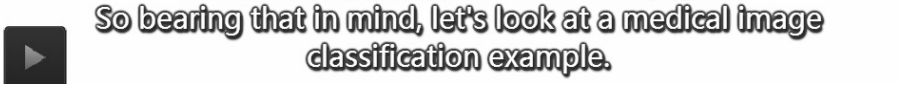
在这个例子中，偏差非常接近人类的水平，这是你可以专注于另外一个分量，那就是减小学习算法的方差，你可以尝试正则化，让验证误差更接近训练误差。

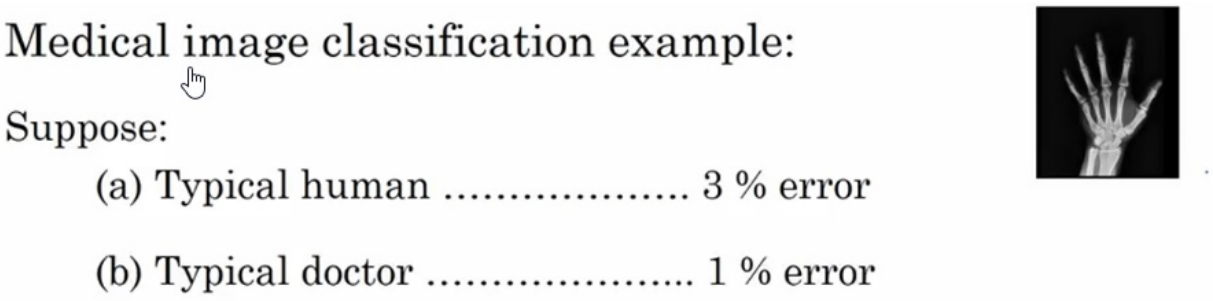
人类水平在图像识别上非常接近贝叶斯误差，所以当训练误差离贝叶斯误差太远的话，也就是偏差太大，这是要专注于调节偏差，如果训练误差接近贝叶斯误差，但是验证误差（方差）太大的话，就要专注于调节方差。

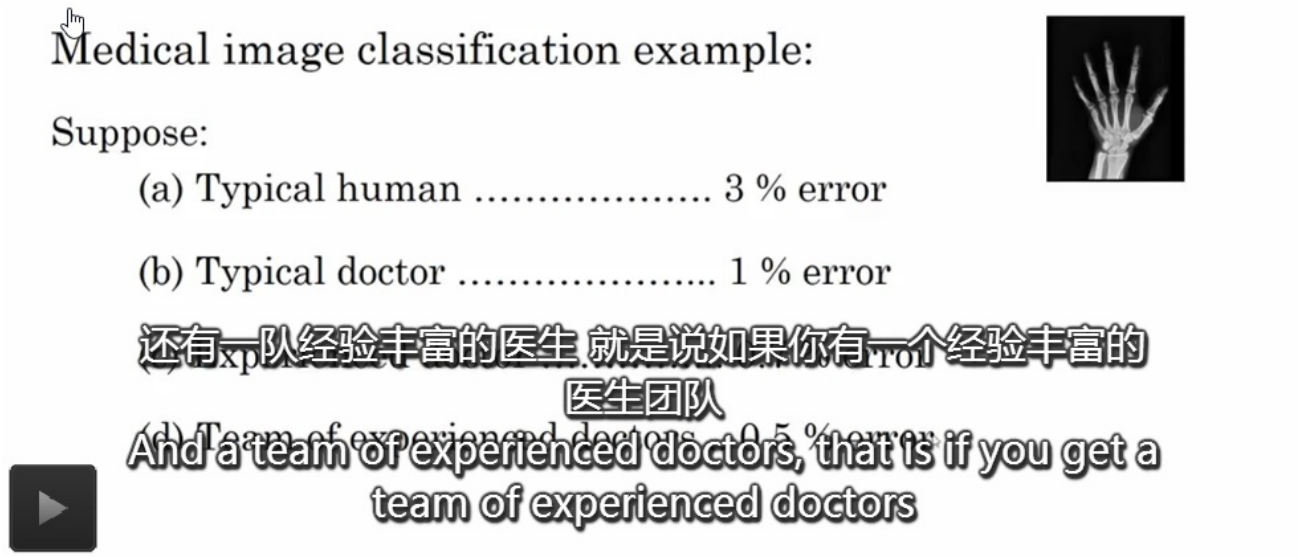
10、理解人的表现

人类水平误差，用来估计贝叶斯误差，那就是理论最低的误差，任何函数，不管是现在还是未来，能够达到的最低值：

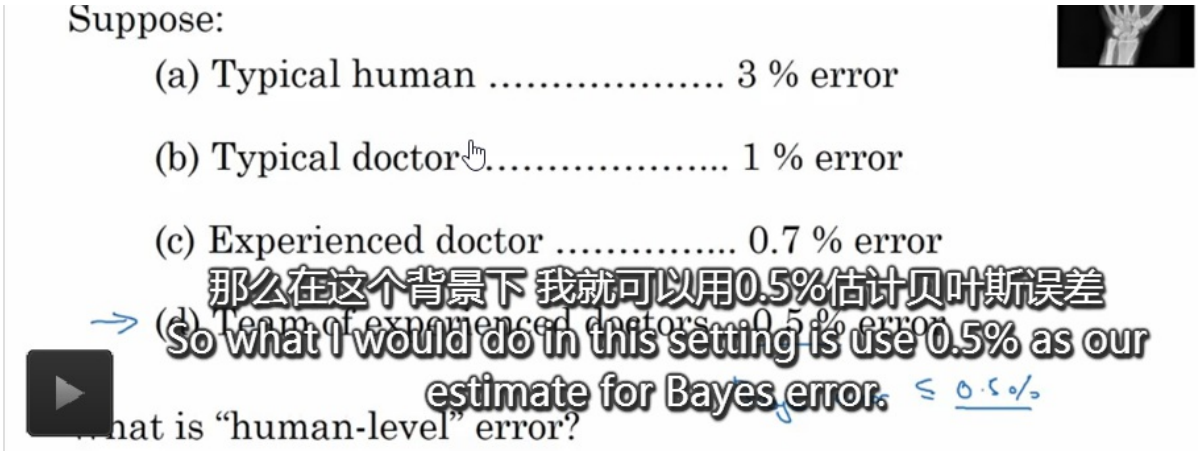






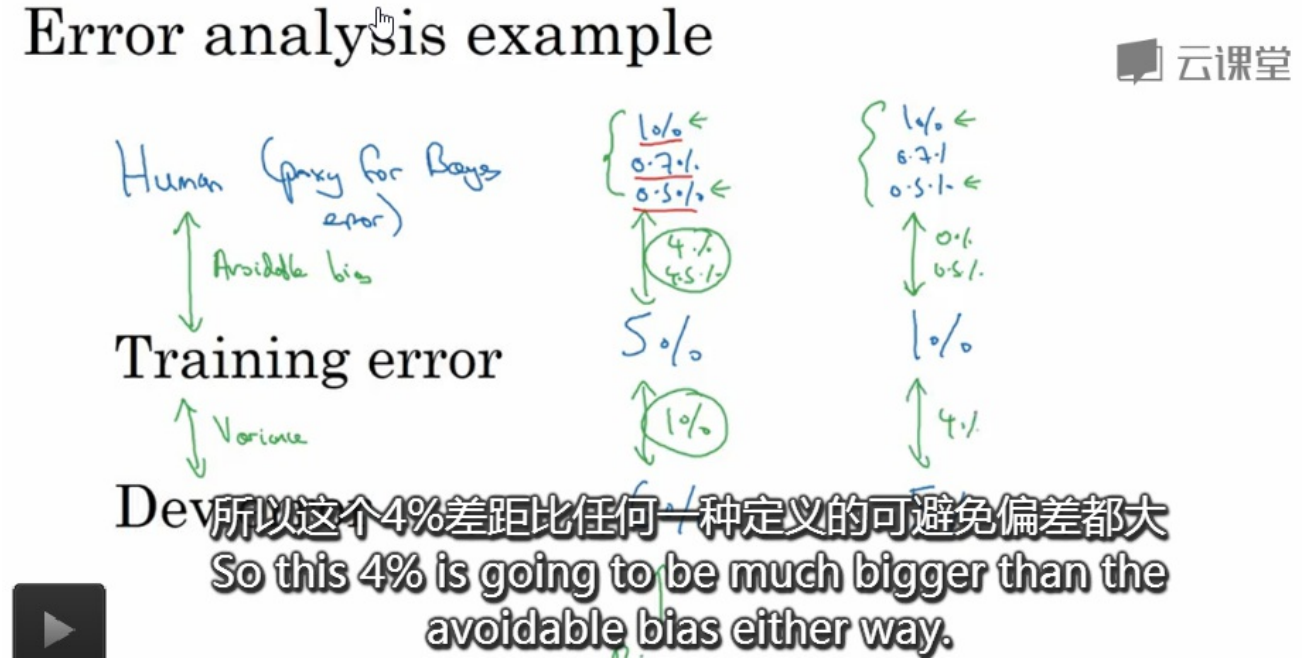


那么你应该如何定义人类水平的误差，人类水平误差的定义，就是如果你想要替代或者估计贝叶斯误差，那么一队经验丰富的医生讨论和辩证之后，可以达到0.5的误差，我们知道贝叶斯误差小于等于0.5%，因为有些系统，这些医生团队可以达到0.5%的误差，也许有经验更丰富的医生做的更好，但是我们知道最优秀的误差不能高于0.5%：



所以这里讲人类误差定义为0.5%

例子：



偏差和方差的问题，如上图。