

Structuring Machine Learning Projects

Coursera吴恩达《构建机器学习项目》课程笔记（1）-- 机器学习策略（上）



红色石头 · 17 天前

我的CSDN博客地址：[红色石头的专栏](#)

我的知乎主页：[红色石头](#)

我的知乎专栏：[红色石头的机器学习之路](#)

欢迎大家关注我！共同学习，共同进步！

《Structuring Machine Learning Projects》（构建机器学习项目）这门课是Andrw Ng深度学习专项课程中的第三门课。这门课主要介绍机器学习的一些策略和方法，让我们能够更快更有效地让机器学习系统工作，该门课共有两周的课时。

1. Why ML Strategy

- Collect more data
- Collect more diverse training set
- Train algorithm longer with gradient descent
- Try Adam instead of gradient descent
- Try bigger network
- Try smaller network
- Try dropout
- Add L2 regularization
- Network architecture: Activation functions, #hidden units...

可选择的方法很多，也很复杂、繁琐。盲目选择、尝试不仅耗费时间而且可能收效甚微。因此，使用快速、有效的策略来优化机器学习模型是非常必要的。

2. Orthogonalization

机器学习中有许多参数、超参数需要调试。通过每次只调试一个参数，保持其它参数不变，而得到的模型某一性能改变是一种最常用的调参策略，我们称之为正交化方法 (Orthogonalization)。

Orthogonalization的核心在于每次调试一个参数只会影响模型的某一个性能。例如老式电视机旋钮，每个旋钮就对应一个功能，调整旋钮会调整对应的功能，而不会影响其它功能。也就是说彼此旋钮之间是互不影响的，是正交的，这也是Orthogonalization名称的由来。这种方法能够让我们更快更有效地进行机器学习模型的调试和优化。

对应到机器学习监督式学习模型中，可以大致分成四个独立的“功能”，每个“功能”对应一些可调节的唯一的旋钮。四个“功能”如下：

- Fit training set well on cost function
- Fit dev set well on cost function
- Fit test set well on cost function

其中，第一条优化训练集可以通过使用更复杂NN，使用Adam等优化算法来实现；第二条优化验证集可以通过正则化，采用更多训练样本来实现；第三条优化测试集可以通过使用更多的验证集样本来实现；第四条提升实际应用模型可以通过更换验证集，使用新的cost function来实现。概括来说，每一种“功能”对应不同的调节方法。而这些调节方法（旋钮）只会对应一个“功能”，是正交的。

顺便提一下，early stopping在模型功能调试中并不推荐使用。因为early stopping在提升验证集性能的同时降低了训练集的性能。也就是说early stopping同时影响两个“功能”，不具有独立性、正交性。

3. Single number evaluation metric

构建、优化机器学习模型时，单值评价指标非常必要。有了量化的单值评价指标后，我们就能根据这一指标比较不同超参数对应的模型的优劣，从而选择最优的那个模型。

举个例子，比如有A和B两个模型，它们的准确率（Precision）和召回率（Recall）分别如下：

Classifier	Precision	Recall
A	95%	90%
B	98%	85%

如果只看Precision的话，B模型更好。如果只看Recall的话，A模型更好。实际应用中，我们通常使用单值评价指标F1 Score来评价模型的好坏。F1 Score综合了Precision和Recall的大小，计算方法如下：

Formula of F1 Score:

$$F1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R}$$

Classifier	Precision	Recall	F1 Score
A	95%	90%	92.4%
B	98%	85%	91.0%

从F1 Score来看，A模型比B模型更好一些。通过引入单值评价指标F1 Score，很方便对不同模型进行比较。

除了F1 Score之外，我们还可以使用平均值作为单值评价指标来对模型进行评估。如下图所示，A, B, C, D, E, F六个模型对不同国家样本的错误率不同，可以计算其平均性能，然后选择平均错误率最小的那个模型（C模型）。

Algorithm	US	China	India	Other	Average
A	3%	7%	5%	9%	6%
B	5%	6%	5%	10%	6.5%
C	2%	3%	4%	5%	3.5%
D	5%	8%	7%	2%	5.25%
E	4%	5%	2%	4%	3.75%
F	7%	11%	8%	12%	9.5%

4. Satisficing and Optimizing metric

有时候，要把所有的性能指标都综合在一起，构成单值评价指标是比较困难的。解决办法是，我们可以把某些性能作为优化指标（**Optimizing metric**），寻求最优化值；而某些性能作为满意指标（**Satisficing metric**），只要满足阈值就行了。

举个猫类识别的例子，有A, B, C三个模型，各个模型的Accuracy和Running time如下表中所示：

A	90%	80ms
B	92%	95ms
C	95%	1,500ms

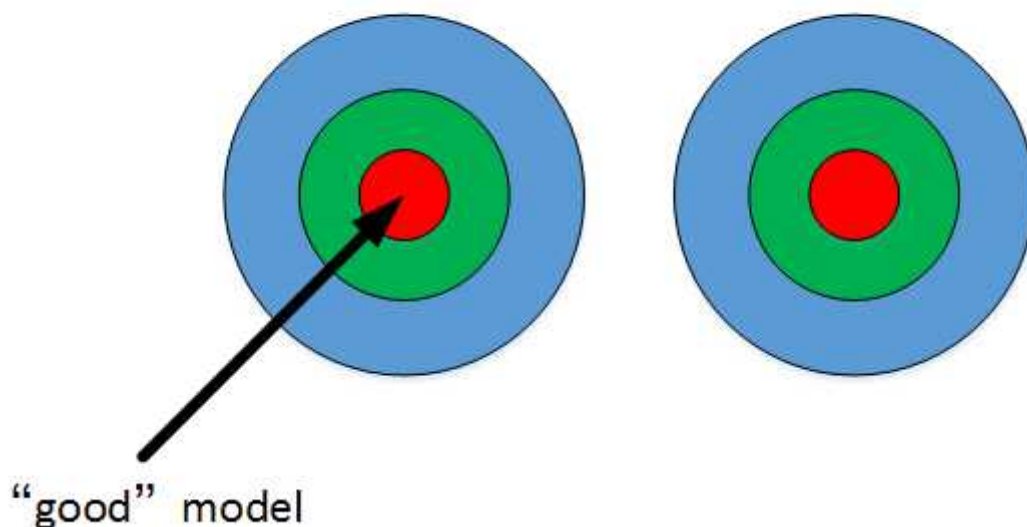
Accuracy和Running time这两个性能不太合适综合成单值评价指标。因此，我们可以将Accuracy作为优化指标（Optimizing metric），将Running time作为满意指标（Satisficing metric）。也就是说，给Running time设定一个阈值，在其满足阈值的情况下，选择Accuracy最大的模型。如果设定Running time必须在100ms以内，那么很明显，模型C不满足阈值条件，首先剔除；模型B相比较模型A而言，Accuracy更高，性能更好。

概括来说，性能指标（Optimizing metric）是需要优化的，越优越好；而满意指标（Satisficing metric）只要满足设定的阈值就好了。

5. Train/dev/test distributions

Train/dev/test sets如何设置对机器学习的模型训练非常重要，合理设置能够大大提高模型训练效率和模型质量。

原则上应该尽量保证dev sets和test sets来源于同一分布且都反映了实际样本的情况。如果dev sets和test sets不来自同一分布，那么我们从dev sets上选择的“最佳”模型往往不能够在test sets上表现得很好。这就好比我们在dev sets上找到最接近一个靶的靶心的箭，但是我们test sets提供的靶心却远远偏离dev sets上的靶心，结果这支肯定无法射中test sets上的靶心位置。



6. Size of the dev and test sets

在之前的课程中我们已经介绍过，当样本数量不多（小于一万）的时候，通常将Train/dev/test sets的比例设为60%/20%/20%，在没有dev sets的情况下，Train/test sets的比例设为70%/30%。当样本数量很大（百万级别）的时候，通常将相应的比例设为98%/1%/1%或者99%/1%。

对于dev sets数量的设置，应该遵循的准则是通过dev sets能够检测不同算法或模型的区别，以便选择出更好的模型。

对于test sets数量的设置，应该遵循的准则是通过test sets能够反映出模型在实际中的表现。

实际应用中，可能只有train/dev sets，而没有test sets。这种情况也是允许的，只要算法模型没有对dev sets过拟合。但是，条件允许的话，最好是有test sets，实现无偏估计。

7. When to change dev/test sets and metrics

算法模型的评价标准有时候需要根据实际情况进行动态调整，目的是让算法模型在实际应用中有更好的效果。

更好一些。但是，实际使用时发现算法A会超过一些色情图片，但是B没有出现过这种情况。从用户的角度来说，他们可能更倾向选择B模型，虽然B的错误率高一些。这时候，我们就需要改变之前单纯只是使用错误率作为评价标准，而考虑新的情况进行改变。例如增加色情图片的权重，增加其代价。

原来的cost function:

$$J = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)})$$

更改评价标准后的cost function:

$$J = \frac{1}{w^{(i)}} \sum_{i=1}^m w^{(i)} L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)})$$

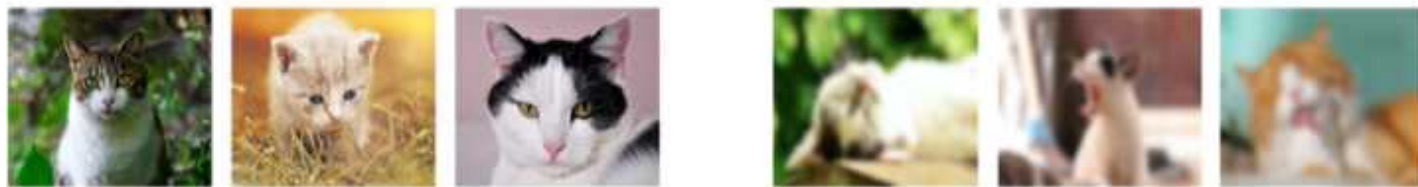
$$w^{(i)} = \begin{cases} 1, & x^{(i)} \text{ is non-porn} \\ 10, & x^{(i)} \text{ is porn} \end{cases}$$

概括来说，机器学习可分为两个过程：

- Define a metric to evaluate classifiers
- How to do well on this metric

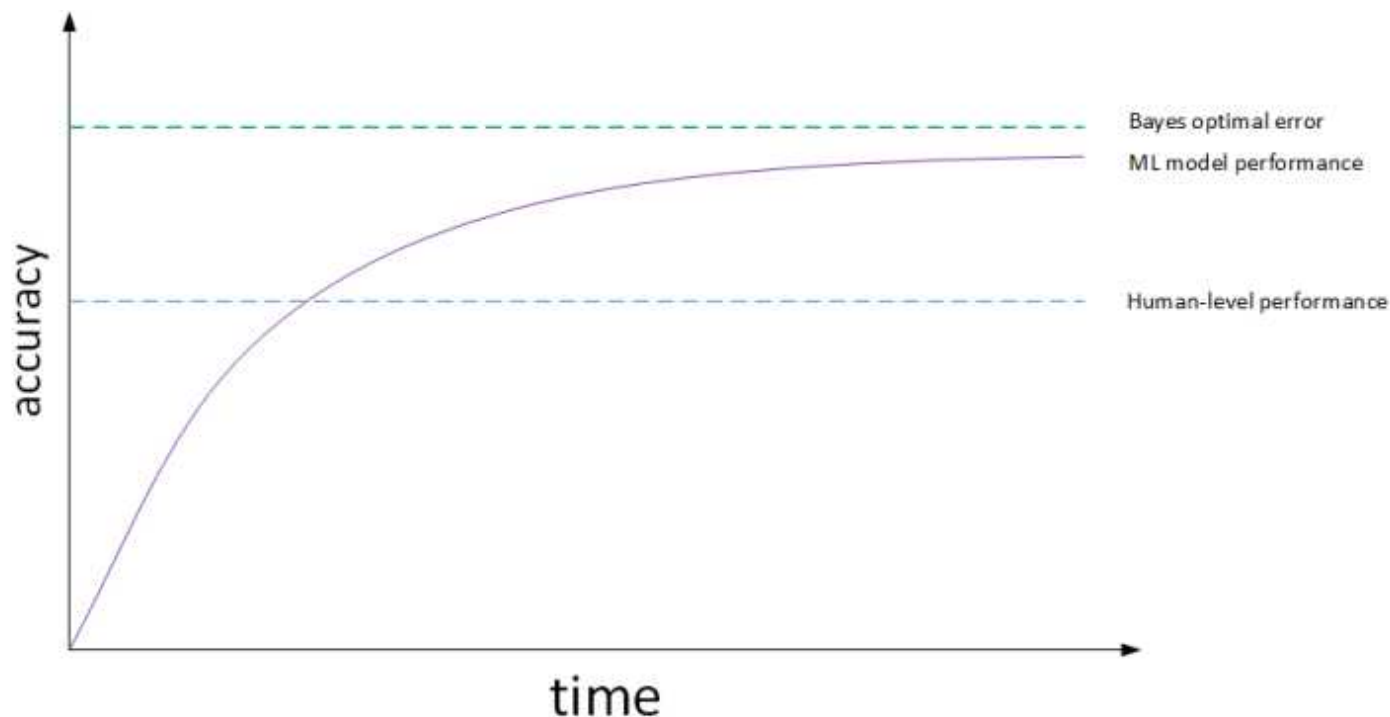
也就是说，第一步是找靶心，第二步是通过训练，射中靶心。但是在训练的过程中可能会根据实际情况改变算法模型的评价标准，进行动态调整。

另外一个需要动态改变评价标准的情况是dev/test sets与实际使用的样本分布不一致。比如猫类识别样本图像分辨率差异。



8. Why human-level performance

机器学习模型的表现通常会跟人类水平表现作比较，如下图所示：



图中，横坐标是训练时间，纵坐标是准确性。机器学习模型经过训练会不断接近human-level performance甚至超过它。但是，超过human-level performance之后，准确性会上升得比较缓慢，最终不断接近理想的最优情况，我们称之为**bayes optimal error**。理论上任何模型都不能超过它，bayes optimal error代表了最佳表现。

实际上，human-level performance在某些方面有不俗的表现。例如图像识别、语音识别等领域，人类是很擅长的。所以，让机器学习模型性能不断接近human-level performance非常必要也做出很多努力。

- Gain insight from manual error analysis: Why did a person get this right?
- Better analysis of bias/variance.

9. Avoidable bias

实际应用中，要看human-level error, training error和dev error的相对值。例如猫类识别的例子中，如果human-level error为1%，training error为8%，dev error为10%。由于training error与human-level error相差7%，dev error与training error只相差2%，所以目标是尽量在训练过程中减小training error，即减小偏差bias。如果图片很模糊，肉眼也看不太清，human-level error提高到7.5%。这时，由于training error与human-level error只相差0.5%，dev error与training error只相差2%，所以目标是尽量在训练过程中减小dev error，即方差variance。这是相对而言的。

对于物体识别这类CV问题，human-level error是很低的，很接近理想情况下的bayes optimal error。因此，上面例子中的1%和7.5%都可以近似看成是两种情况下对应的bayes optimal error。实际应用中，我们一般会用human-level error代表bayes optimal error。

通常，我们把training error与human-level error之间的差值称为bias，也称作avoidable bias；把dev error与training error之间的差值称为variance。根据bias和variance值的相对大小，可以知道算法模型是否发生了欠拟合或者过拟合。

10. Understanding human-level performance

我们说过human-level performance能够代表bayes optimal error。但是，human-level performance如何定义呢？举个医学图像识别的例子，不同人群的error有所不同：

- Typical human : 3% error
- Typical doctor : 1% error
- Experienced doctor : 0.7% error
- Team of experienced doctors : 0.5% error

不同人群他们的错误率不同。一般来说，我们将表现最好的那一组，即Team of experienced doctors作为human-level performance。那么，这个例子中，human-level error就为0.5%。但是

假如该模型training error为0.7%，dev error为0.8。如果选择Team of experienced doctors，即human-level error为0.5%，则bias比variance更加突出。如果选择Experienced doctor，即human-level error为0.7%，则variance更加突出。也就是说，选择什么样的human-level error，有时候会影响bias和variance值的相对变化。当然这种情况一般只会在模型表现很好，接近bayes optimal error的时候出现。越接近bayes optimal error，模型越难继续优化，因为这时候的human-level performance可能是比较模糊难以准确定义的。

11. Surpassing human-level performance

对于自然感知类问题，例如视觉、听觉等，机器学习的表现不及人类。但是在很多其它方面，机器学习模型的表现已经超过人类了，包括：

- Online advertising
- Product recommendations
- Logistics(predicting transit time)
- Loan approvals

实际上，机器学习模型超过human-level performance是比较困难的。但是只要提供足够多的样本数据，训练复杂的神经网络，模型预测准确性会大大提高，很有可能接近甚至超过human-level performance。值得一提的是当算法模型的表现超过human-level performance时，很难再通过人的直觉来解决如何继续提高算法模型性能的问题。

12. Improving your model performance

提高机器学习模型性能主要要解决两个问题：avoidable bias和variance。我们之前介绍过，training error与human-level error之间的差值反映的是avoidable bias，dev error与training error之间的差值反映的是variance。

解决avoidable bias的常用方法包括：

- NN architecture/hyperparameters search

解决variance的常用方法包括：

- More data
- Regularization: L2, dropout, data augmentation
- NN architecture/hyperparameters search

机器学习

深度学习（Deep Learning）

Coursera

☆ 收藏 分享 举报



15



6 条评论



写下你的评论...



飞龙

基本是 yarnning 那本书的内容。

16 天前



尹斌军 回复 飞龙

那本书啊，能说一下题目么大哥

16 天前

查看对话



胡兵