

# 生成模型与判别模型

---

主要参考：

CSDN@[zouxy09](#) [生成模型与判别模型](#)

## 1. 生成方法和判别方法

监督学习方法又分生成方法（Generative approach）和判别方法（Discriminative approach），所学到的模型分别称为生成模型（Generative Model）和判别模型（Discriminative Model）。

- **判别方法**：由数据直接学习决策函数 $Y = f(X)$ 或者条件概率分布 $P(Y|X)$ 作为预测的模型，即判别模型。基本思想是有限样本条件下建立判别函数，不考虑样本的产生模型，直接研究预测模型。典型的判别方法包括K近邻、逻辑回归、决策树、感知机、支持向量机等。
- **生成方法**：由数据学习联合概率密度分布 $P(X, Y)$ ，然后求出条件概率分布 $P(Y|X)$ 作为预测的模型，即生成模型： $P(Y|X) = P(X, Y)/P(X)$ 。基本思想是首先建立样本的联合概率密度模型 $P(X, Y)$ ，然后再得到后验概率 $P(Y|X)$ ，再利用它进行分类。这个过程还涉及到对训练数据的概率分布 $P(X)$ 的建模。典型的生成模型包括朴素贝叶斯、混合高斯、隐马尔科夫模型等。

## 2. 生成模型与判别模型的优缺点

**生成方法的特点**：生成方法学习联合概率密度分布 $P(X, Y)$ ，所以就可以从统计的角度表示数据的分布情况，能够反映同类数据本身的相似度。但它不关心到底划分各类的那个分类边界在哪。生成方法可以还原出联合概率分布，而判别方法不能。生成方法的学习收敛速度更快，即当样本容量增加的时候，学到的模型可以更快的收敛于真实模型，当存在隐变量时，仍可以用生成方法学习。此时判别方法就不能用。但生成方法估计数据分布 $P(X)$ 时需要使用大量的样本才能保证结果的准确性，对 $P(X)$ 建模也引入了额外的工作量。

**判别方法的特点**：由于判别方法直接学习条件概率分布 $P(Y|X)$ ，因此不能反映训练数据本身的特性。但它寻找不同类别之间的最优分类面，反映的是异类数据之间的差异。事实上，对于分类任务而言，描述数据本身的分布是没有必要的。判别模型面对预测，往往学习的准确率更高，大大简化了学习问题。

另外，由生成模型可以得到判别模型，但由判别模型得不到生成模型。

更具体的优缺点总结见下列表格（来自于<http://blog.csdn.net/wolenski/article/details/7985426>）

	判别式模型 (discriminative model)	产生式模型 (generative model)
特点	寻找不同类别之间的最优分类面，反映的是异类数据之间的差异	对后验概率建模，从统计的角度表示数据的分布情况，能够反映同类数据本身的相似度
区别(假定输入x, 类别标签y)	估计的是条件概率分布(conditional distribution): $P(y x)$	估计的是联合概率分布 (joint probability distribution: $P(x, y)$ ,
联系	由产生式模型可以得到判别式模型，但由判别式模型得不到产生式模型。	
常见模型	<ul style="list-style-type: none"> <li>– logistic regression</li> <li>– SVMs</li> <li>– traditional neural networks</li> <li>– Nearest neighbor</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>–Gaussians, Naive Bayes</li> <li>–Mixtures of Gaussians, Mixtures of experts, HMMs</li> <li>–Sigmoidal belief networks, Bayesian networks</li> <li>– Markov random fields</li> </ul>
优点	1) 分类边界更灵活，比使用纯概率方法或产生式模型更高级； 2) 能清晰的分辨出多类或某一类与其他类之间的差异特征； 3) 在聚类、viewpoint changes, partial occlusion and scale variations中的效果较好； 4) 适用于较多类别的识别； 5) 判别模型的性能比产生式模型要简单，比较容易学习。	1) 实际上带的信息要比判别模型丰富； 2) 研究单类问题比判别模型灵活性强； 3) 模型可以通过增量学习得到； 4) 能用于数据不完整 (missing data) 情况。
缺点	1) 不能反映训练数据本身的特性。能力有限，可以告诉你的是1还是2，但没有办法把整个场景描述出来； 2) Lack elegance of generative: Priors, 结构, 不确定性； 3) Alternative notions of penalty functions, regularization, 核函数； 4) 黑盒操作: 变量间的关系不清楚，不可视。	1) Tend to produce a significant number of false positives. This is particularly true for object classes which share a high visual similarity such as horses and cows； 2) 学习和计算过程比较复杂。
性能	较好（性能比生成模型稍好些，因为利用了训练数据的类别标识信息，缺点是不能反映训练数据本身的特性）	较差
主要应用	Image and document classification Biosequence analysis Time series prediction	NLP(natural language processing) Medical Diagnosis

---

### 3. 例子与总结

举个形象的例子，假如你的任务是识别一段话属于汉语、英语、法语中的哪种语言，有两种方法可以达到这个目的：

- 1、学习每一种语言，如果你花费了大量精力把中英法三种语言都学会了，那么分辨一段话属于哪种语言就是一件很显然的事情，同时你还可以说出新的句子；
- 2、不去学习每一种语言，只学习这些语言之间的差别（比如字形、发音等的区别），然后再进行判别，那么就要轻松许多。

上述的第一种方法就是生成方法，第二种方法就是判别方法。

最后简单总结一下：

生成算法尝试去找到数据是怎么生成的（产生的），然后再对一个信号进行分类。基于生成假设，哪个类别最有可能产生这个信号，这个信号就属于那个类别。而判别模型不关心数据是怎么生成的，它只关心信号之间的差别，然后用差别来简单对给定的一个信号进行分类。