贝叶斯分类器

机器学习笔记 create by siwanghu v1.0

贝叶斯分类器是一种统计分类方法。

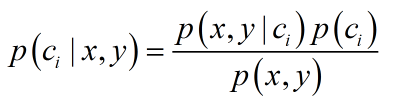
通过对象的**先验概率**，利用贝叶斯公式计算出其**后验概率**，即该对象属于某一类的概率，选择具有最大后验概率的类作为该对象所属的类

**先验概率：**事件发生前的预判概率，通常是基于历史数据的统计，可以由背景常识得出，也可以是人的主观观点给出。一般都是单独事件概率，如P(x),P(y)。

**后验概率：**事件发生后求的反向条件概率，基于先验概率求得的反向条件概率。概率形式与条件概率相同。

**条件概率：**一个事件发生后另一个事件发生的概率。一般的形式为P(x|y)表示y发生的条件下x发生的概率。

贝叶斯公式:



P(|x, y) 后验概率，求解的目标。

P(x, y|) 是条件概率，又叫似然概率，一般是通过历史数据统计得到。

P() 是先验概率，一般都是人主观给出的。贝叶斯中的先验概率一般特指它。

P(x, y) 其实也是先验概率，只是在贝叶斯的很多应用中不重要，需要时往往用全概率公式计算得到

假设是文章种类，是一个枚举值。x, y是单词标签，表示文章中关键单词的出现次数。

在拥有训练集的情况下，显然除了后验概率P(|x, y)无法得到，P(x, y), P(), P(x, y|)都是可以在抽样集合上统计出的。

朴素贝叶斯分类器

朴素贝叶斯分类器是一个基于贝叶斯定理的比较简单的概率分类器，其中 naive（朴素）是指的对于模型中各个 feature（特征） 有强独立性的假设，并未将 feature 间的相关性纳入考虑中



求样本X的分类



每个类的先验概率P(Ci)可以根据训练样本计算：

P(Play\_Tennis=”Yes”)=9/14=0.643

P(Play\_Tennis=”No”)=5/14=0.357

为计算，i =1,2，我们计算下面的条件概率：

P(Outlook=”sunny”|Play\_Tennis=”Yes”)=2/9=0.222

P(Outlook=”sunny”|Play\_Tennis=”No”)=3/5=0.600

P(Temperature=”Cool”|Play\_Tennis=”Yes”)=3/9=0.333

P(Temperature=”Cool”|Play\_Tennis=”No”)=1/5=0.200

P(Hudimity=”High”|Play\_Tennis=”Yes”)=3/9=0.333

P(Hudimity=”High”|Play\_Tennis=”No”)=4/5=0.800

P(Wind=”Strong”|Play\_Tennis=”Yes”)=3/9=0.333

P(Wind=”Strong”|Play\_Tennis=”No”)=3/5=0.600

朴素贝叶斯分类器算法步骤：

我们得到：

P(X|Play\_Tennis=”Yes”)=0.222×0.333×0.333×0.333=0.00823

P(X|Play\_Tennis=”No”)=0.600×0.200×0.800×0.600=0.0576

P(X|Play\_Tennis=”Yes”)P(Play\_Tennis=”Yes”)=0.00823×0.643=0.0053

P(X|Play\_Tennis=”No”)P(Play\_Tennis=”No”)=0.0576×0.357=0.0206

因此，对于样本X，朴素贝叶斯分类预测Play\_Tennis=”No”

计算先验概率**P()**和条件概率**P(|)**

计算后验概率**P(|x) =P()**

确定x的类**h(x)=argmax P()**

**贝叶斯定理核心思想是确定两个条件概率的转换关系**

代表分类，属性