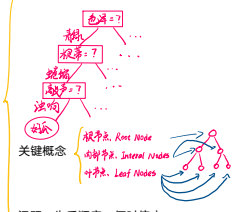
决策树

基本流程



关键概念

问题：先后顺序，何时停止

划分选择

信息增益

决策树ID3训练算法

信息与熵的概念与度量

信息熵

信息增益

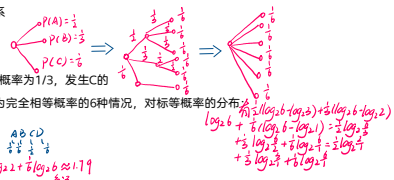
概念

- 熵：对一种事物的不确定性称为熵 （概率和信息熵是随机事件的一体两面）
  - 概率：某事有多大可能性发生 / 表征了事件的确定性
  - 信息熵：某事有多少种可能性 / 表征了事件的不确定性
- 信息：消除不确定的事物
  - 作用：调整概率 / 排除干扰 / 确定情况
- 噪音：不能消除某人对某件事情不确定性的事物
- 数据：噪音+信息

熵如何量化

参照一个不确定的事件用作单位　例：抛硬币的不确定性
- 概率：50%正面，50%反面；相当于猜一次抛硬币的不确定性，记为1bit
- 投硬币次数与结果不确定性呈指数关系

等概率均匀分布：8个等概率的不确定情况，相当于抛8个硬币($2^3=8$)，熵为3bit；假设有m种等概率的不同情况，那么熵为 $\log_2 m$



例：假设发生A的概率为1/2，发生B的概率为1/3，发生C的概率为1/6，该如何求熵？　将其拆分为完全相等概率的6种情况，对标等概率的分布之后

$\frac{1}{2}(\log_2 6-\log_2 3)+\frac{1}{3}(\log_2 6-\log_2 2)+\frac{1}{6}(\log_2 6-\log_2 1)=\frac{1}{2}\log_2\frac{6}{3}+\frac{1}{3}\log_2\frac{6}{2}+\frac{1}{6}\log_2\frac{6}{1}=\frac{1}{2}\log_2\frac{6}{3}+\frac{1}{3}\log_2\frac{6}{2}+\frac{1}{6}\log_2\frac{6}{1}$

每种情况概率不相等的一般分布　计算公式 $Ent(D)=-\sum_{k=1}^{|y|}p_k\log_2 p_k$

信息如何量化　得知信息前后，熵的差额就是信息的量

假设我并不知道选择题是ABCD哪个选项时的熵 $\log_2 4=2$（$m=4$）

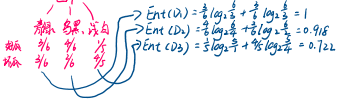
有人告诉我C有一半概率正确后的熵 $\frac{1}{2}\log_2 6+\frac{1}{2}\log_2 2+\frac{1}{6}\log_2 6\approx 1.79$

信息“C有一半概率正确”：$2-1.79=0.21$

西瓜数据集

编号	A.色泽	B.根蒂	C.敲声	D.纹理	E.脐部	D.触感	好瓜
1	青绿	蜷缩	浊响	清晰	凹陷	硬滑	是
2	乌黑	…	…	…	…	…	…
17	浅白	…	…	…	…	…	否

色泽	青绿	乌黑	浅白
正例	3	4	1
反例	3	2	4



目标：分类是好瓜还是坏瓜。共17个样本，其中8好9坏，属于一般分布，则总的熵为 $Ent(D)=-\frac{8}{17}\log_2\frac{8}{17}-\frac{9}{17}\log_2\frac{9}{17}\approx 0.998$

若想使得机器基于信息增益生成的决策树具有最佳的分类效果，应当按照以下步骤执行：

1）欲确定第一次分类的属性，应当计算各属性下所有属性值的熵。以“色泽”为例，计算出不同色泽下的熵分别为 $Ent(D_1),Ent(D_2),Ent(D_3)$，则色泽的熵就是它们的熵的概率和，即 $[\frac{6}{17}Ent(D_1)+\frac{6}{17}Ent(D_2)+\frac{5}{17}Ent(D_3)]$，将其与总熵Ent(D)作差得到色泽的信息增益为0.109。以同样的方式求出其它属性的信息增益，最终得到纹理的信息增益=0.381最大，则第一轮应先分类纹理。

2）欲确定第一次分类后不同属性值的下一轮分类的属性，注意需要对第一次分类后不同属性值的各样本集分别分析。以色泽清晰的样本为例，数据总量为 9，则计算其它不同属性的熵时只需要针对这8个数据，其余的数据忽视即可。若这9个样本中正例有7个，反例有2个，则未分类的总熵为 $Ent(D')=\frac{7}{9}\log_2\frac{7}{9}+\frac{2}{9}\log_2\frac{2}{9}=0.764$。最终算得此时信息增益最大的属性是根蒂，即对于色泽清晰的样本，它们下一轮分类的属性是根蒂。同理，若样本的色泽是稍糊，则只针对色泽稍糊的样本计算它们其他属性的信息增益，最终得到信息增益最大的是触感，即对于色泽稍糊的样本，下一轮分类的属性是触感。

增益率

决策树C4.5训练算法

实际上，信息增益准则对可取值数目较多的属性有所偏好，为减少这种偏好可能带来的不利影响，可使用增益率来选择

最优划分属性 $Gain\_ratio(D,a)=\frac{Gain(D,a)}{IV(a)}$

其中 $IV(a)=-\sum_{v=1}^{V}\frac{|D^v|}{|D|}\log_2\frac{|D^v|}{|D|}$　称为属性a的固有值；属性a的可能取值数目越多，IV(a)值通常越大

对可取数目较少的属性有所偏好

一般先从候选划分属性中找出信息增益高于平均水平的属性，再从中选择增益最高的

基尼指数

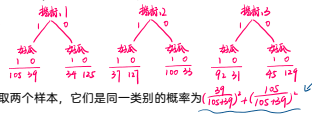
决策树CART训练算法

Classification and Regression

分类树：基尼指数最小准则

数据（各项指标只有“YES(1)”或“NO(0)”两种状态）；根据这3个指标判断其是否为好瓜（由于存在缺失值，3个类别统计后总数可能不同）

指标1	指标2	指标3	结果
0	0	1	1
1	1	0	1
1	0	Nan	0
…	…	…	…



发现即使确定某项指数有或没有后，依然无法确判断它是好瓜还是坏瓜，即不纯的(impurity)

纯度计算：以指标1为例，随机取两个样本，它们是同一类别的概率为 $(\frac{89}{105+89})^2+(\frac{105}{105+89})^2$，则不同的概率为 $1-(\frac{89}{105+89})^2-(\frac{105}{105+89})^2$。该值越大，说明这两个样本越可能不同，即纯度是下降的反之，若该值越小，则基尼系数越小，纯度越高。数据集D的纯度可用基尼值来度量 $Gini(D)=\sum_{k=1}^{|y|}\sum_{k'\neq k}p_k p_{k'}=1-\sum_{k=1}^{|y|}p_k^2$

公式 $Gini(p)=\sum_{k=1}^{k}p_k(1-p_k)=1-\sum_{k=1}^{k}p_k^2$

pk表示选中的样本属于k类别的概率，则这个样本被错分的概率为(1-pk)

样本集合有k个类别，一个随机选中的样本可以属于这k个类别中的任意一个，对类别进行加和

当为二分类时，Gini(p)=2p(1-p)

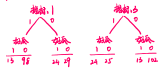
例：基于基尼指数构建决策树

1）要求根节点，首先需要计算3个指标的基尼指数。以指标1为例，样本具有指标1时，基尼指数为 $Gini(1)=1-(\frac{105}{105+89})^2-(\frac{89}{105+89})^2$，不具有指标1时，基尼指数为 $Gini(2)=1-(\frac{34}{34+125})^2-(\frac{125}{34+125})^2$

则指标1的基尼指数就是它们的加权平均值 $\frac{105+89}{105+89+34+125}Gini(1)+\frac{34+125}{105+89+34+125}Gini(2)$。同理计算出另外两个指标的基尼指数，得到指标2的基尼指数=0.36最小，所以以指标2做第一次分叉。

2）对于第二次及以上分叉，以具有指标2的样本为例（m+=37，m-=127，首先计算出此时的基尼指数 $Gini(D')=1-(\frac{37}{37+127})^2-(\frac{127}{37+127})^2=0.05$，再计算具有指标2的样本，其指标1和指标3的基尼指数，最终得到指标3的基尼指数=0.29比指标1的小，并且小于Gini(D')，即不纯度下降。所以对于具有指标2的样本，下一次以指标3分叉。

3）注意，若分叉后得到的基尼指数大于分叉前的基尼指数，即纯度下降，就不应该分支。



剪枝处理

概述

目的：对付过拟合

数据集

编号	A-F	结果
1-8	…	是
9-17	…	否

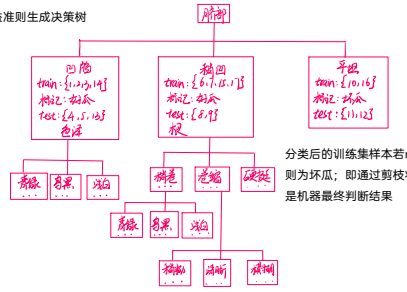
划分出训练集和验证集（该样本中以测试集充当训练集）

其中训练集有5个正例，5个反例；验证集有3个正例，4个反例

训练集

信息增益准则生成决策树

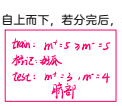
训练集与验证集在决策树上的情况



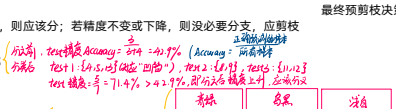
分类后的训练集样本若m+≥m-，则标记该分类为好瓜，否则为坏瓜；即通过剪枝将该属性变成叶节点时，该标记值就是机器最终判断结果

预剪枝

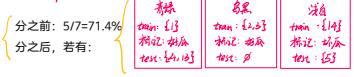
自上而下，若分完后，精度上升，则应该分；若精度不变或下降，则没必要分支，应剪枝



对于脐部

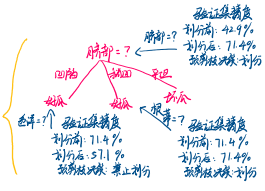


将部分数据划分到“凹陷”后，对于色泽



由于将5号误分为坏瓜（之前分类正确，分支后分类错误）即精度下降到4/7=57.1%，应剪枝

最终预剪枝决策树

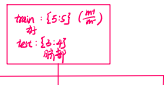


后剪枝

对比预剪枝能剪则剪，后剪枝自下而上，能保留的都保留

1）自下而上计算精度：$\frac{3}{7}$

2）把①剪掉后，精度：$\frac{4}{7}>\frac{3}{7}$，该剪枝



后剪枝

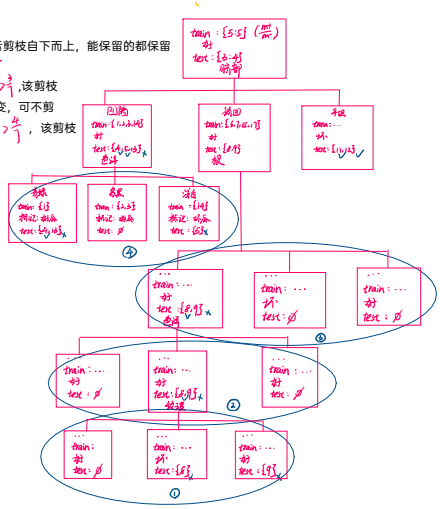
对比预剪枝能剪则剪，后剪枝自下而上，能保留的都保留

1）自下而上计算精度：$\frac{3}{7}$

2）把①剪掉后，精度：$\frac{4}{7} > \frac{3}{7}$，该剪枝

3）把②剪掉后，精度不变，可不剪

4）把④剪掉后，精度：$\frac{5}{7} > \frac{4}{7}$，该剪枝



连续与缺失值

连续值处理　二分法，使得信息增益最大的阈值

对于集合D，按照不同的属性进行分类，这些属性的属性值均为连续值

例：

根据糖度对西瓜数据集分频

1）按照浓度从小到大的顺序给数据集样本排序

2）通过计算信息增益，查找每一次分类的最佳阈值。

缺失值处理

继续以剪枝处理的西瓜数据集D为例，即数据集为

编号	A-F	标签
1-8	...	是
9-17	...	否

其中，1-8是正例，9-17是反例。

1）以色泽属性为例，缺失了1号，5号，13号在色泽上的数据，即无缺失值的样例子集 $\tilde{D}$ 中只有14个样例，计算分类前的信息熵 $Ent(\tilde{D}) = -\left(\frac{6}{14}\log_2\frac{6}{14} + \frac{8}{14}\log_2\frac{8}{14}\right) \approx 0.985$

2）令 $\tilde{D}^1$，$\tilde{D}^2$，$\tilde{D}^3$ 分别表示在色泽属性上取值为青绿，乌黑和浅白的样本子集，有 $Ent(\tilde{D}^1) = -\left(\frac{3}{4}\log_2\frac{3}{4} + \frac{1}{4}\log_2\frac{1}{4}\right) \approx 1.0$，$Ent(\tilde{D}^2) = -\left(\frac{4}{6}\log_2\frac{4}{6} + \frac{2}{6}\log_2\frac{2}{6}\right) \approx 0.918$，$Ent(\tilde{D}^3) = -\frac{4}{4}\log_2\frac{4}{4} = 0$

3）因此，样本子集 $\tilde{D}$ 上色泽的信息增益为 $Gain(\tilde{D}, 色泽) = Ent(\tilde{D}) - \sum_{v=1}^{3}\frac{\tilde{D}^v}{\tilde{D}}Ent(\tilde{D}^v) = 0.985 - \left(\frac{4}{14}\times Ent(\tilde{D}^1) + \frac{6}{14}\times Ent(\tilde{D}^2) + \frac{4}{14}\times Ent(\tilde{D}^3)\right) = 0.306$

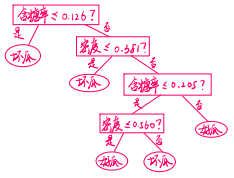
4）于是，样本集D上色泽属性的信息增益为 $Gain(D, 色泽) = \frac{14}{17}\times 0.306 \approx 0.252$，类似地可计算出其它属性在D上的信息增益

（对缺失值的处理参考文献：Ian）

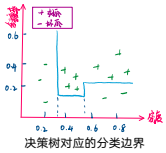
多变量决策树

对于正常基于连续值生成的决策树，它们不同的属性最后往往呈线性的关系，因为每次的取值都是一次二分类

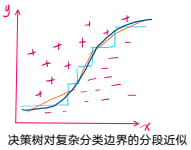
例：



关于密度和含糖率生成的决策树

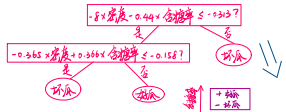


决策树对应的分类边界



决策树对复杂分类边界的分段近似

多变量决策树



多变量决策树对应的分类边界

多变量决策树的分界点不再是对某个属性，而是对属性的线性组合进行一种测试