## 1.[决策树] 基于信息熵,对西瓜数据集进行决策树构建,描述过程

西瓜有色泽, 根蒂, 敲声, 纹理, 脐部, 触感6个特征

① 数据集包含17个训练样本,正例8,反例9, 计算得到根节点的信息熵:

$$Ent(D) = -\frac{8}{17}log_2(\frac{8}{17}) - \frac{9}{17}log_2(\frac{0}{17}) = 0.998$$

对于色泽,青绿(6,正例3),乌黑(6,正例4),浅白(5,正例1),信息熵为

$$-\frac{6}{17}(\frac{3}{6}log_2(\frac{3}{6}) + \frac{3}{6}log_2(\frac{3}{6})) - \frac{6}{17}(\frac{4}{6}log_2(\frac{4}{6}) + \frac{2}{6}log_2(\frac{2}{6})) - \frac{5}{17}(\frac{1}{5}log_2(\frac{1}{5}) + \frac{4}{5}log_2(\frac{4}{5})) = 0.889$$

信息增益为0.109

对于根蒂, 蜷曲(8, 正例5), 稍蜷(7, 正例4), 浅白(2, 正例0),信息熵为:

$$-\frac{8}{17}(\frac{5}{8}log_2(\frac{5}{8}) + \frac{3}{8}log_2(\frac{3}{8})) - \frac{7}{17}(\frac{4}{7}log_2(\frac{4}{7}) + \frac{3}{7}log_2(\frac{3}{7})) - \frac{2}{17}(\frac{2}{2}log_2(\frac{2}{2}) + = 0.855$$

信息增益为0143

类比可以得到触感的信息增益为0.006, 敲声为-0.141, 脐部为-0.289, 纹理为0.381, 所以根节点**选**取纹理

②纹理清晰有9个清晰(7个正例),5个烧糊(1个正例),3个模糊(全是反例),则模糊不需要继续分类了

对于3个稍糊,根蒂全是稍蜷,色泽对应于3个青绿(2反例)浅白(1反例)乌黑(1正例1反例),敲声对应于浊响(1反例1正例)沉闷(3反例),脐部对应于稍凹(1正例2反例)凹陷(2反例),触感对应于软粘(1正例)硬滑(4反例),由于触感对应的信息熵为0,对应于信息增量肯定是最多的,所以**稍糊选取触感分类** 

对于条理清晰9个(7个正例):

色泽:青绿4(正例3),乌黑4(正例3),浅白1(正例1),根据上面计算公式得到信息熵为0.361

根蒂: 蜷缩5(正例5), 稍蜷3(正例2), 硬挺1(反例1), 信息熵为0.306

敲声: 浊响6(正例5), 沉闷2(正例2), 清脆1(反例1), 信息熵为0.433

脐部: 凹陷5(正例5), 稍凹3(正例2), 平坦1(反例1), 信息熵为0.306

触感: 硬滑6(正例6), 软粘3(正例1), 信息熵为0.306

所以可以选取根蒂,脐部,触感都可以获得最大的信息增益,不妨如图对于**条理清晰的选取根蒂** 

③根蒂蜷缩5(正例5), 稍蜷3(正例2), 硬挺1(反例1), **蜷缩和硬挺都不需要继续分类了** 

对于稍蜷3个(2正例)

色泽: 青绿1(正例1), 乌黑2(正例1), 信息熵为0.667

敲声: 浊响3(正例2), 信息熵为0.918

脐部: 稍凹2(正例1), 平坦1(反例1), 信息熵为0.667

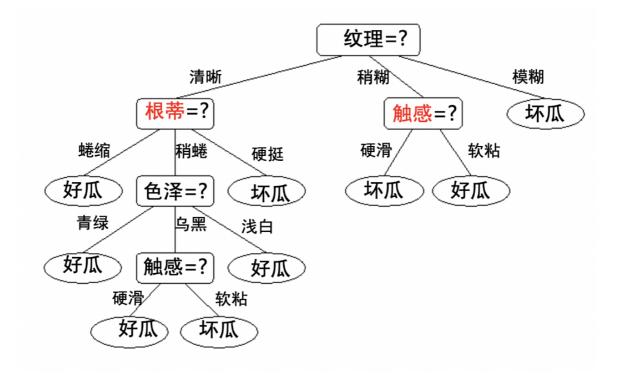
触感: 软粘3(正例1), 信息熵为0.918

所以选取色泽和脐部都可以获得最大的信息增益,不妨如图对于**稍蜷的选择色泽** 

④色泽的青绿1(正例1), 乌黑2(正例1), **色泽青绿的不需要继续分类** 

对于乌黑2个(正例1), 敲声是浊响1正1负,脐部是稍凹1正1负,触感为硬滑1正例软粘1反例,所以可以**使用触感继续分类** 

通过以上的计算和分析,可以得到以下PPT所示的决策树:



## 2.[线性分类] 推导下述logit function和logistic function等价:

$$\begin{split} P(X) &= \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} = 1 - \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} \\ 1 - P(X) &= \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} \\ \frac{P(X)}{1 - P(X)} &= \frac{(1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X})(e^{\beta_0 + \beta_1 X})}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X} \end{split}$$

由于每一步都是等价变换,所以logit function和logistic function是等价的