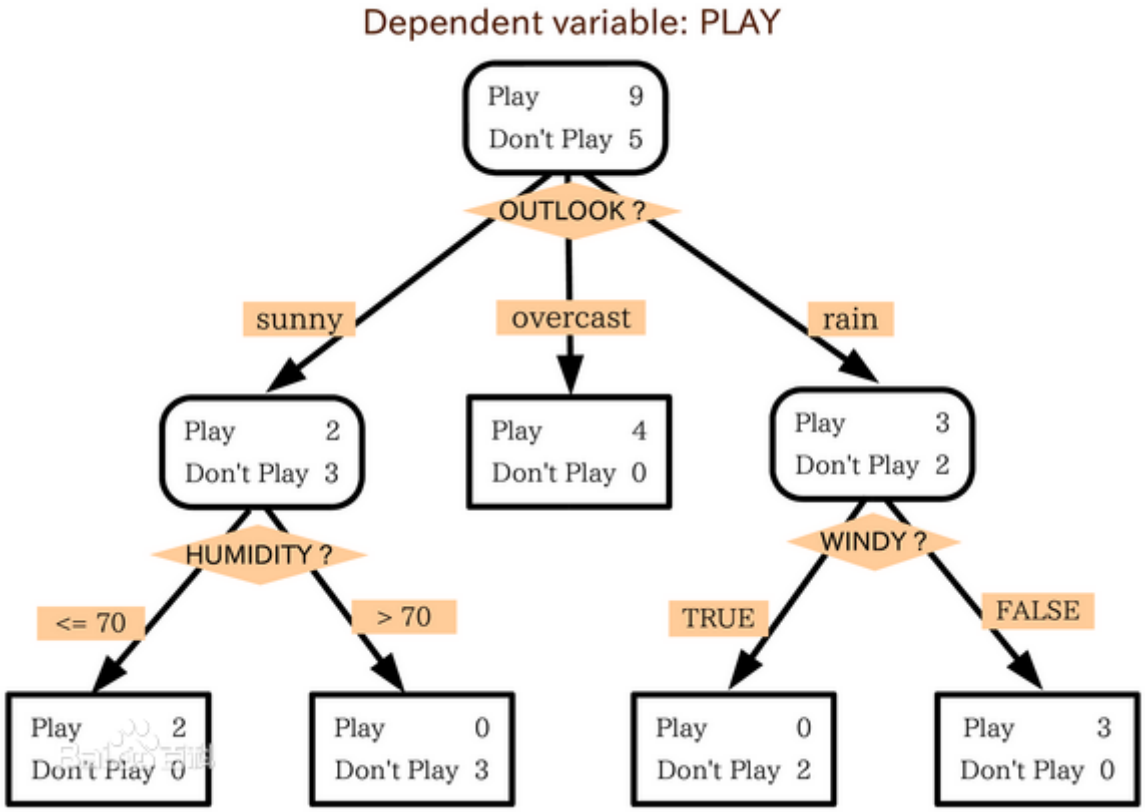
0. 机器学习中分类和预测算法的评估：

- 准确率
- 速度
- 强壮行
- 可规模性
- 可解释性

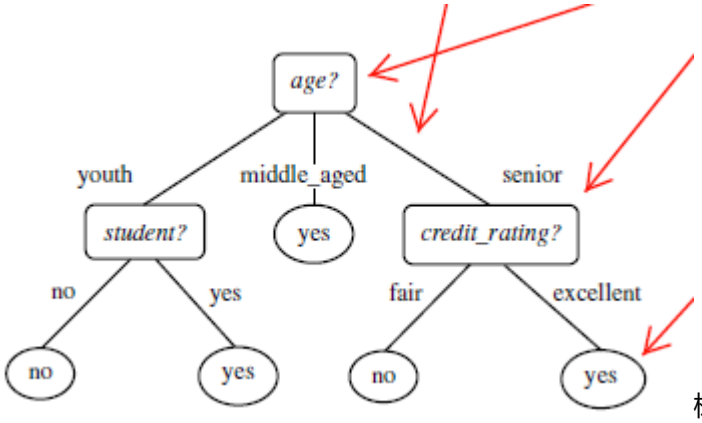
1. 什么是决策树/判定树（decision tree)?

判定树是一个类似于流程图的树结构：其中，每个内部结点表示在一个属性上的测试，每个分支代表一个属性输出，而每个树叶结点代表类或类分布。树的最顶层是根结点。



2. 机器学习中分类方法中的一个重要算法

3. 构造决策树的基本算法 分支 根结点 结点



树叶

RID	age	income	student	credit_rating	Class: buys_computer
1	youth	high	no	fair	no
2	youth	high	no	excellent	no
3	middle_aged	high	no	fair	yes
4	senior	medium	no	fair	yes
5	senior	low	yes	fair	yes
6	senior	low	yes	excellent	no
7	middle_aged	low	yes	excellent	yes
8	youth	medium	no	fair	no
9	youth	low	yes	fair	yes
10	senior	medium	yes	fair	yes
11	youth	medium	yes	excellent	yes
12	middle_aged	medium	no	excellent	yes
13	middle_aged	high	yes	fair	yes
14	senior	medium	no	excellent	no

3.1 熵（entropy）概念：

信息和抽象，如何度量？
1948年，香农提出了 ”信息熵(entropy)“的概念
一条信息的信息量大小和它的不确定性有直接的关系，要搞清楚一件非常非常不确定的事情，或者是我们一无所知的事情，需要了解大量信息==>信息量的度量就等于不确定性的多少

例子：猜世界杯冠军，假如一无所知，猜多少次？
每个队夺冠的几率不是相等的

比特(bit)来衡量信息的多少

$-(p1*\log p1 + p2 * \log p2 + \ldots + p32 * \log p32)$

$$H(X) = -\sum_{x} P(x) \log_2 [P(x)]$$

变量的不确定性越大，熵也就越大

3.1 决策树归纳算法 （ID3）

1970-1980， J.Ross. Quinlan, ID3算法

选择属性判断结点

信息获取量(Information Gain)：Gain(A) = Info(D) - Infor_A(D)
通过A来作为节点分类获取了多少信息

RID	age	income	student	credit_rating	Class: buys_computer
1	youth	high	no	fair	no
2	youth	high	no	excellent	no
3	middle_aged	high	no	fair	yes
4	senior	medium	no	fair	yes
5	senior	low	yes	fair	yes
6	senior	low	yes	excellent	no
7	middle_aged	low	yes	excellent	yes
8	youth	medium	no	fair	no
9	youth	low	yes	fair	yes
10	senior	medium	yes	fair	yes
11	youth	medium	yes	excellent	yes
12	middle_aged	medium	no	excellent	yes
13	middle_aged	high	yes	fair	yes
14	senior	medium	no	excellent	no

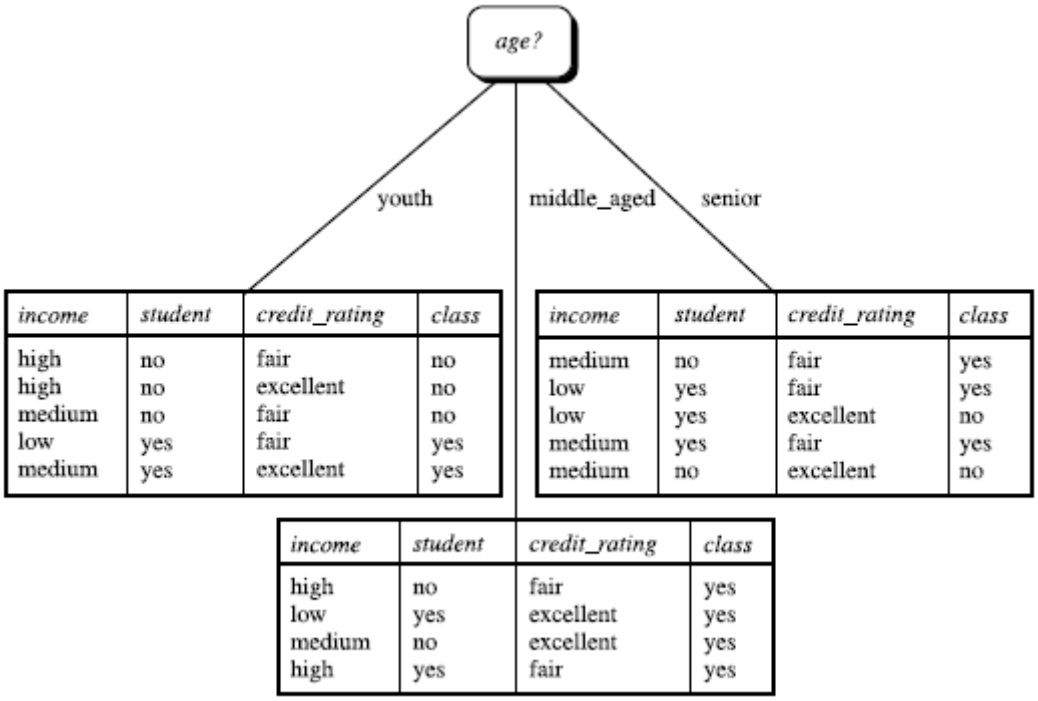
$$Info(D) = -\frac{9}{14}\log_2\left(\frac{9}{14}\right) - \frac{5}{14}\log_2\left(\frac{5}{14}\right) = 0.940 \text{ bits.}$$

$$\begin{aligned} Info_{age}(D) &= \frac{5}{14} \times \left(-\frac{2}{5}\log_2\frac{2}{5} - \frac{3}{5}\log_2\frac{3}{5}\right) \\ &+ \frac{4}{14} \times \left(-\frac{4}{4}\log_2\frac{4}{4} - \frac{0}{4}\log_2\frac{0}{4}\right) \\ &+ \frac{5}{14} \times \left(-\frac{3}{5}\log_2\frac{3}{5} - \frac{2}{5}\log_2\frac{2}{5}\right) \\ &= 0.694 \text{ bits.} \end{aligned}$$

$$Gain(age) = Info(D) - Info_{age}(D) = 0.940 - 0.694 = 0.246 \text{ bits.}$$

类似，Gain(income) = 0.029, Gain(student) = 0.151, Gain(credit_rating)=0.048

所以，选择age作为第一个根节点



income	student	credit_rating	class
high	no	fair	no
high	no	excellent	no
medium	no	fair	no
low	yes	fair	yes
medium	yes	excellent	yes

income	student	credit_rating	class
medium	no	fair	yes
low	yes	fair	yes
low	yes	excellent	no
medium	yes	fair	yes
medium	no	excellent	no

income	student	credit_rating	class
high	no	fair	yes
low	yes	excellent	yes
medium	no	excellent	yes
high	yes	fair	yes

重复。。。

算法：

- 树以代表训练样本的单个结点开始（步骤1）。
- 如果样本都在同一个类，则该结点成为树叶，并用该类标号（步骤2 和3）。
- 否则，算法使用称为信息增益的基于熵的度量作为启发信息，选择能够最好地将样本分类的属性（步骤6）。该属性成为该结点的“测试”或“判定”属性（步骤7）。在算法的该版本中，
- 所有的属性都是分类的，即离散值。连续属性必须离散化。
- 对测试属性的每个已知的值，创建一个分枝，并据此划分样本（步骤8-10）。
- 算法使用同样的过程，递归地形成每个划分上的样本判定树。一旦一个属性出现在一个结点上，就不必该结点的任何后代上考虑它（步骤13）。
- 递归划分步骤仅当下列条件之一成立停止：
- (a) 给定结点的所有样本属于同一类（步骤2 和3）。
- (b) 没有剩余属性可以用来进一步划分样本（步骤4）。在此情况下，使用多数表决（步骤5）。
- 这涉及将给定的结点转换成树叶，并用样本中的多数所在的类标记它。替换地，可以存放结
- 点样本的类分布。
- (c) 分枝
- test_attribute = a i 没有样本（步骤11）。在这种情况下，以 samples 中的多数类
- 创建一个树叶（步骤12）

3.1 其他算法：

C4.5: Quinlan

Classification and Regression Trees (CART): (L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, C. Stone)

共同点：都是贪心算法，自上而下(Top-down approach)

区别：属性选择度量方法不同： C4.5 （gain ratio), CART(gini index), ID3 (Information Gain)

3.2 如何处理连续性变量的属性？

4. 树剪枝叶（避免overfitting)

4.1 先剪枝

4.2 后剪枝

5. 决策树的优点：
   直观，便于理解，小规模数据集有效

6. 决策树的缺点：
   处理连续变量不好
   类别较多时，错误增加的比较快
   可规模性一般（