大数据导论

Introduction to Big Data

第8讲 决策树归纳

叶允明

计算机科学与技术学院

哈尔滨工业大学（深圳）

目录

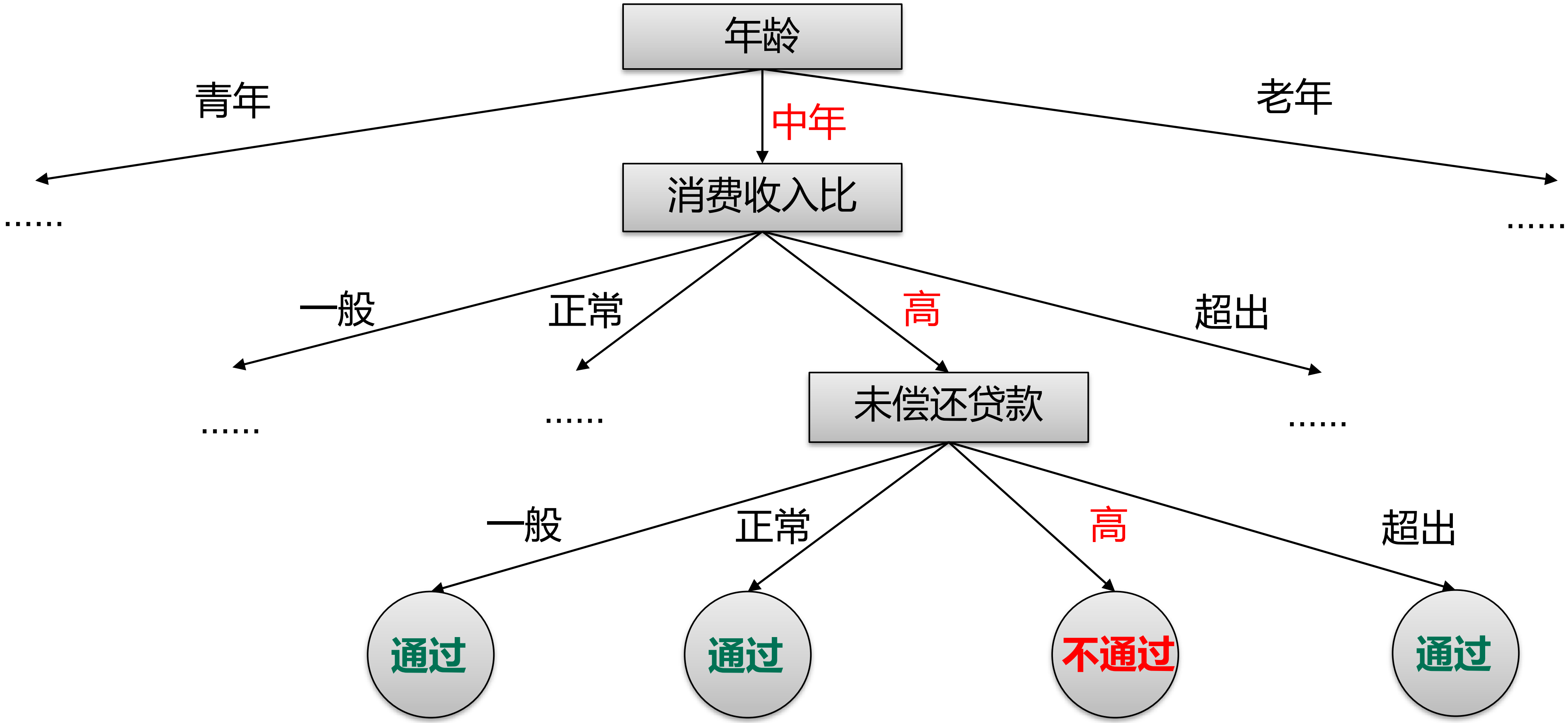
- 决策树分类的基本思想
- 分类决策树归纳算法
  - ID3
  - C4.5算法
  - CART算法
  - 决策树剪枝

决策树分类的基本思想

贷款审批的经验流程

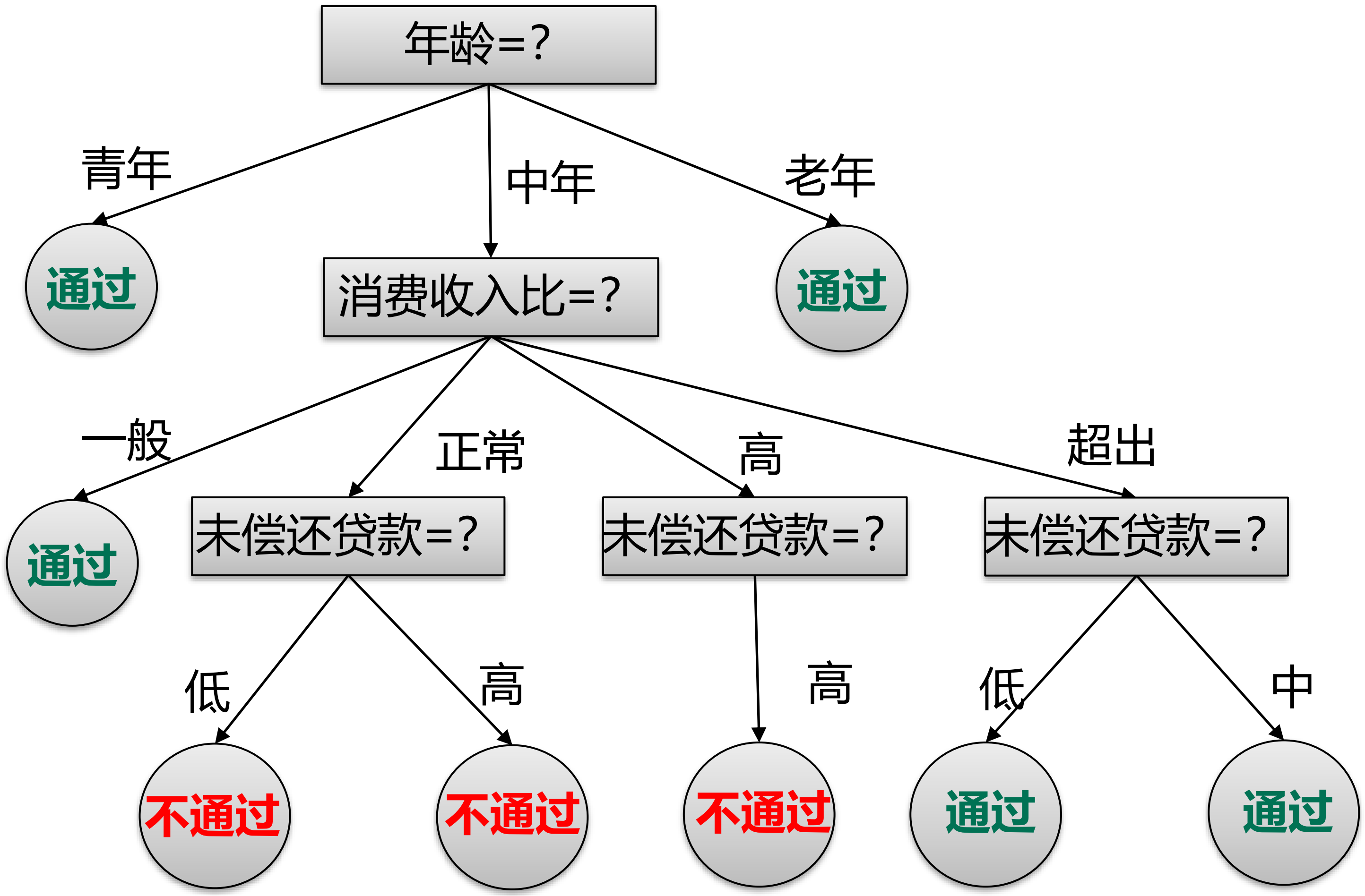
- **信贷审批员如何判断是否给一名借贷人房贷?**

年龄	消费收入比	未偿还贷款
中年	高	高



决策树分类的基本思想：决策树归纳学习

- 决策树构建：对训练数据进行递归划分的过程



序号	年龄	消费收入比	未偿还贷款	审批
1	中年	高	高	不通过
2	中年	一般	高	通过
3	中年	一般	较高	通过
4	中年	一般	低	通过
5	中年	一般	高	通过
6	老年	正常	低	通过
7	中年	超出	中	通过
8	中年	一般	较高	通过
9	青年	超出	低	通过
10	中年	正常	低	通过
11	中年	一般	较高	通过
12	中年	正常	低	不通过
13	中年	超出	中	不通过
14	中年	正常	高	不通过
15	中年	正常	低	不通过

决策树分类的基本思想：决策树归纳学习

- 基础算法是贪心算法，算法要点:
  - 树以自顶向下的递归/分治的方式进行构建
  - 初始状态下，所有训练样本都处于树根的位置
  - 属性是用来对当前节点的训练数据集进行划分的（假定为离散属性，否则先离散化），即根据不同属性值划分
  - 选择对于当前节点“最优”的属性进行划分，划分过程递归进行
- 停止划分的条件
  - 给定节点的所有样本属于同一个类别
  - 没有剩余的属性可用于进一步分区 - 使用多数投票方法来对叶子进行分类
  - 没有多余的样本

ID3、C4.5、CART

信息增益

- 训练集D的信息不确定性程度（**信息熵**）：

类别数量

$$H(D) = -\sum_{i=1}^{N} p_i \log p_i = -\sum_{i=1}^{N} \frac{|D_i|}{|D|} \log \frac{|D_i|}{|D|}$$

- 根据属性A将D划分为 v 个子集后的信息熵（**条件熵**）：

$$H(D|A) = -\sum_{j=1}^{v} \frac{|D^{(j)}|}{|D|} H(D^{(j)})$$

- **信息增益**表示随机事件A发生后，对原数据D的不确定性减少程度

$$I(D;A) = H(D) - H(D|A)$$

为什么使用信息增益?

- 对于给定的训练集D与特征集A：
  - H(D)表示数据集D进行分类的不确定性
  - H(D|A)表示在特征A给定的条件下对数据集D进行分类的不确定性
  - I(D;A)=H(D)-H(D|A)表示由于特征A的引入使得对数据集D分类的不确定性减少的程度
- 由此，信息增益越大的特征，对训练集分类的不确定性减少越多，具有越强的分类能力

计算H(D)

$$H(D)=\boxed{-\frac{10}{15}\log\frac{10}{15}}\boxed{-\frac{5}{15}\log\frac{5}{15}}=0.918$$

序号	年龄	消费收入比	未偿还贷款	审批
1	中年	高	高	不通过
2	中年	一般	高	通过
3	中年	一般	较高	通过
4	中年	一般	低	通过
5	中年	一般	高	通过
6	老年	正常	低	通过
7	中年	超出	中	通过
8	中年	一般	较高	通过
9	青年	超出	低	通过
10	中年	正常	低	通过
11	中年	一般	较高	通过
12	中年	正常	低	不通过
13	中年	超出	中	不通过
14	中年	正常	高	不通过
15	中年	正常	低	不通过

计算H(T|A=年龄)

$$H(D|A_1) = \frac{1}{15}H(T^{\text{青年}}) + \frac{13}{15}H(T^{\text{中年}}) + \frac{1}{15}H(T^{\text{老年}})$$

$$= \frac{1}{15} \times \left(-\frac{1}{1}\log\frac{1}{1}\right) +$$

$$\frac{13}{15} \times \left(-\frac{8}{13}\log\frac{8}{13} - \frac{5}{13}\log\frac{5}{13}\right) +$$

$$\frac{1}{15} \times \left(-\frac{1}{1}\log\frac{1}{1}\right)$$

$$= 0.833$$

序号	年龄	消费收入比	未偿还贷款	审批
1	中年	高	高	不通过
2	中年	一般	高	通过
3	中年	一般	较高	通过
4	中年	一般	低	通过
5	中年	一般	高	通过
6	老年	正常	低	通过
7	中年	超出	中	通过
8	中年	一般	较高	通过
9	青年	超出	低	通过
10	中年	正常	低	通过
11	中年	一般	较高	通过
12	中年	正常	低	不通过
13	中年	超出	中	不通过
14	中年	正常	高	不通过
15	中年	正常	低	不通过

计算H(D|A=消费收入比)、 H(D|A=未偿还贷款)

$$H(T|A_2) = \frac{6}{15}H(T^{一般}) + \frac{5}{15}H(T^{正常}) + \frac{1}{15}H(T^{高}) + \frac{3}{15}H(T^{超出})$$
$$= \frac{6}{15} \times \left(-\frac{6}{6}\log\frac{6}{6}\right) + \frac{5}{15} \times \left(-\frac{2}{5}\log\frac{2}{5} - \frac{3}{5}\log\frac{3}{5}\right) + \frac{1}{15} \times \left(-\frac{1}{1}\log\frac{1}{1}\right) +$$
$$\frac{3}{15} \times \left(-\frac{2}{3}\log\frac{2}{3} - \frac{1}{3}\log\frac{1}{3}\right) = 0.507$$

$$H(T|A_3) = \frac{6}{15}H(T^{低}) + \frac{2}{15}H(T^{中}) + \frac{3}{15}H(T^{较高}) + \frac{4}{15}H(T^{高})$$
$$= \frac{6}{15} \times \left(-\frac{4}{6}\log\frac{4}{6} - \frac{2}{6}\log\frac{2}{6}\right) + \frac{2}{15} \times \left(-\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} - \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}\right) +$$
$$\frac{3}{15} \times \left(-\frac{3}{3}\log\frac{3}{3}\right) + \frac{4}{15} \times \left(-\frac{2}{4}\log\frac{2}{4} - \frac{2}{4}\log\frac{2}{4}\right) = 0.767$$

序号	年龄	消费收入比	未偿还贷款	审批
1	中年	高	高	不通过
2	中年	一般	高	通过
3	中年	一般	较高	通过
4	中年	一般	低	通过
5	中年	一般	高	通过
6	老年	正常	低	通过
7	中年	超出	中	通过
8	中年	一般	较高	通过
9	青年	超出	低	通过
10	中年	正常	低	通过
11	中年	一般	较高	通过
12	中年	正常	低	不通过
13	中年	超出	中	不通过
14	中年	正常	高	不通过
15	中年	正常	低	不通过

计算I(D;A)

$$I(D;A_1)=H(D)-H(D|A_1)=0.918-0.833=0.085$$

$$I(D;A_2)=H(D)-H(D|A_2)=0.918-0.507=0.411$$

$$I(D;A_3)=H(D)-H(D|A_3)=0.918-0.767=0.151$$

$$I(D;A_{max})=I(D;A_2)=0.411$$

最后，选择"消费收入比"的属性进行分支划分，划分分支为"一般、正常、高、超出"

序号	年龄	消费收入比	未偿还贷款	审批
1	中年	高	高	不通过
2	中年	一般	高	通过
3	中年	一般	较高	通过
4	中年	一般	低	通过
5	中年	一般	高	通过
6	老年	正常	低	通过
7	中年	超出	中	通过
8	中年	一般	较高	通过
9	青年	超出	低	通过
10	中年	正常	低	通过
11	中年	一般	较高	通过
12	中年	正常	低	不通过
13	中年	超出	中	不通过
14	中年	正常	高	不通过
15	中年	正常	低	不通过

连续属性的信息增益计算

- 对每个连续属性A：
  - 将A的值按递增顺序进行排序
  - 每个相邻值的中点被看做是可能的分裂点： $(\frac{a_i+a_{i+1}}{2})$
  - A的具有最小期望信息需求的点选做为A的分裂点
- 所有连续属性按以上方式计算出最佳分裂点，优中选优
- 如果选定A属性，进行二叉划分：
  - 对于分裂点a_{split}， D1是集合D中满足A ≤ a_{split}的元组合集合，而D2是集合D中满足A > a_{split}的元组合集合

ID3算法中“学习”的三要素

- 定义模型空间：
  - 模型$f(x)$的取值空间为一颗多叉树
- 评价模型$f(x)$“好坏”的标准
  - 在树高尽量低的情况下，拥有较低的错分率（训练集）
- 搜索“最优”模型f^*的算法
  - 以贪心策略递归计算特征集合的信息熵，而得到次优解

C4.5: 信息增益比

- ID3存在的bias问题：倾向于选择具有大量不同取值的属性
- **解决方法：信息增益比**
  - 将信息增益进行归一化, 以克服选择过多属性值的bias

$$I_R(D;A) = \frac{I(D;A)}{SplitInfo_A(D)}$$

$$SplitInfo_A(D) = -\sum_{j=1}^{v} \frac{|D_j|}{|D|} \times \log_2\left(\frac{|D_j|}{|D|}\right)$$

基尼指数(CART, IBM IntelligentMiner)

- 数据集D包含n个类的样本, 基尼指数gini(D)定义为：

$$gini(D) = 1 - \sum_{j=1}^{n} p_j^2$$

- 二叉划分策略：如果属性A的二元划分将数据集D划分成 D_1 and D_2 ，则给定该划分，D的基尼指数gini(D)定义为：

$$gini_A(D) = \frac{|D_1|}{|D|} gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} gini(D_2)$$

- "不纯度"降低为：

$$\Delta gini(A) = gini(D) - gini_A(D)$$

- 选择产生最小基尼指数$gini_{split}(D)$（或者最大化不纯度降低）的属性作为分裂属性

CART: 离散属性的二叉划分问题

- 贪心策略

信息增益、信息增益率和基尼系数对比

- 总得来说，这三种度量都能得到良好的结果。但是：
  - 信息增益：
    - 偏向于多值属性
  - 增益率：
    - 倾向于产生不平衡的划分，其中一个分区比其他分区小得多
  - 基尼指数：
    - 倾向于多值属性
    - 当类的数量很大时会有困难
    - 倾向于导致相等大小的分区和纯度

离散属性的相关性

- 思考：能否用卡方X^2 作为作为属性选择方法?

其它属性选择方法

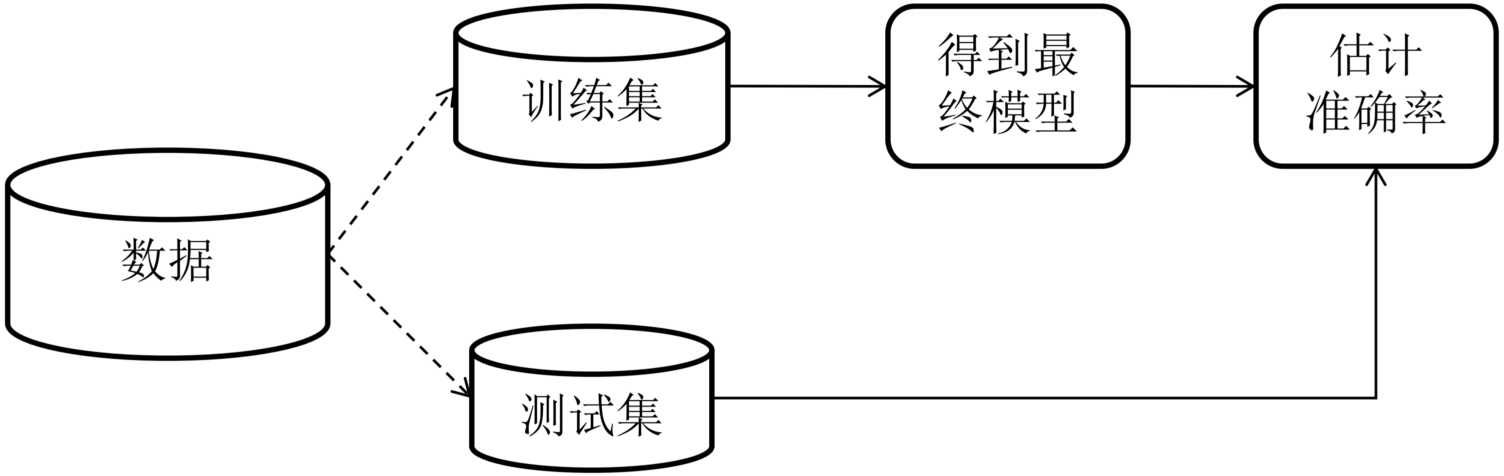
- CHAID: 一种流行的决策树算法，使用一种基于统计χ^2检验的属性选择度量
- C-SEP:在某些情况下比信息增益和基尼指数的性能好
- G-statistics: 一种信息论度量，非常近似于χ^2 分布
- 最小描述长度（Minimal Description Length，MDL）原理(即具有最小偏向多值属性的偏倚):
  - 将最佳决策树定义为最少需要二进位的树：

    (1) 对树编码；(2) 对树的异常编码
- 多元划分（元组的划分基于属性的组合而不是单个属性）
  - CART: 可以基于属性的线性组合发现多元划分
- 哪种属性选择度量最好？
  - 大部分度量都产生相当好的结果，并未发现一种度量显著优于其他度量。

决策树剪枝

分类器性能的评估

- 乐观估计：基于训练集误差
- 独立测试样本评估：将给定的数据随机划分为两个独立的集合
  - *训练集* (例如2/3) 用于模型构建
  - *测试集* (例如1/3)用于准确率估计



分类器准确性度量指标

- 分类器M的准确率 Acc(M): 分类器M正确分类的样本所占比例
    - 分类器M的错误率(误分类率) =1-acc(M)

欠拟合与过拟合的基本概念

- 欠拟合
- 过拟合

决策树的过拟合问题和剪枝方法

- 过拟合：　决策树归纳可能过度拟合训练数据
  - 由于数据中的噪声和离群点，许多分枝反映的是训练数据中的异常
  - 对未知样本分类精度低
  - 通常表现为“复杂”的树
- 两种常用的方法可以避免过拟合：
  - 先剪枝：　提前停止树的构建
  - 后剪枝：从“完全生长”的树剪去子树——产生一个渐进的剪枝树的集合、

预剪枝策略

- 在决策树建树过程中便对决策树的生长进行控制，一旦符合下列条件，决策树便停止生长
    - 限制决策树的最高高度
    - 设定叶子节点正确划分率
    - 设定叶子节点最少样本数量
    - ……

后剪枝策略

- 决策树生成完成后，根据一定的条件判断某些子树的过拟合程度，动态进行修剪，从而限制决策树的最高高度
  - 如：误差降低剪枝
- 使用独立于训练集（用于建立未剪枝树）的样本集

决策树回归?

- 定义模型空间

- 评价模型“好坏”的标准

- 搜索“最优”模型的算法