数据科学导论

Introduction to Data Science

第四章 数据挖掘基础

黄振亚，陈恩红，刘淇

Email: huangzhy@ustc.edu.cn, cheneh@ustc.edu.cn

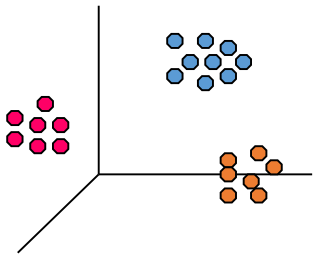
课程主页：

http://staff.ustc.edu.cn/~huangzhy/Course/DS2021.html

数据挖掘基础

- 数据挖掘——四个任务有哪些常用方法?

聚类



关联分析

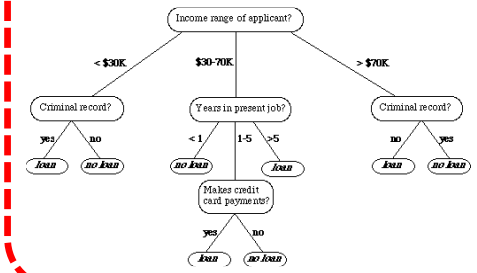
数据

	T		H		P	
	L	H	L	H	L	H
J	-6.0	8.8	60	100	986	1044
F	-2.8	10.9	48	100	973	1025
M	-5.6	17.7	34	100	976	1037
A	-1.2	22.2	27	100	996	1036
M	-0.8	27.8	25	100	1003	1034
J	5.2	29.1	26	100	998	1030
J	9.8	30.6	23	99	997	1027
A	5.6	26.1	31	100	992	1029
S	5.2	24.8	35	100	998	1028
O	-0.4	21.3	42	100	990	1031
N	-7.6	17.3	55	100	963	1023
D	-10.4	9.2	53	100	987	1039

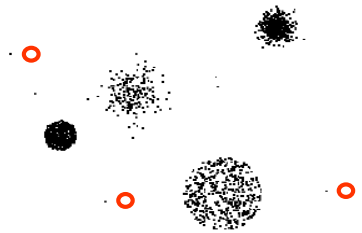
table 17a

2010 monthly weather variation, Cambridge (UK)

分类与预测



异常检测



分类与预测

- 数据挖掘任务 — 分类与预测
  - 回顾聚类分析：无标签的数据，只能分析相关性；结果评价困难

方法上：得知是相似的
直观上：猜测是“中国科大”

  - 如果数据有标签，即已知图片是科大，则可以预测新图片的类别

已知这些图片均是中科大

该图片分类结果也是科大

分类与预测

- 案例一：垃圾邮件分类
  - 判断：下面这封邮件是垃圾邮件吗？

特征2：罕见的邮箱后缀

特征1：莫名其妙的收信人

结论：一封垃圾邮件

特征3：不合常理的邮件内容

基于一些特征与规则，我们可以将垃圾邮件的判别视作一个分类问题

分类与预测

- 案例二：电影评分预测
  - 预测：用户对电影《功夫》的评分是多少？

    已知：他对4部电影的评分分别为：5.0，4.8，4.9，4.5

特征1：喜欢周星驰

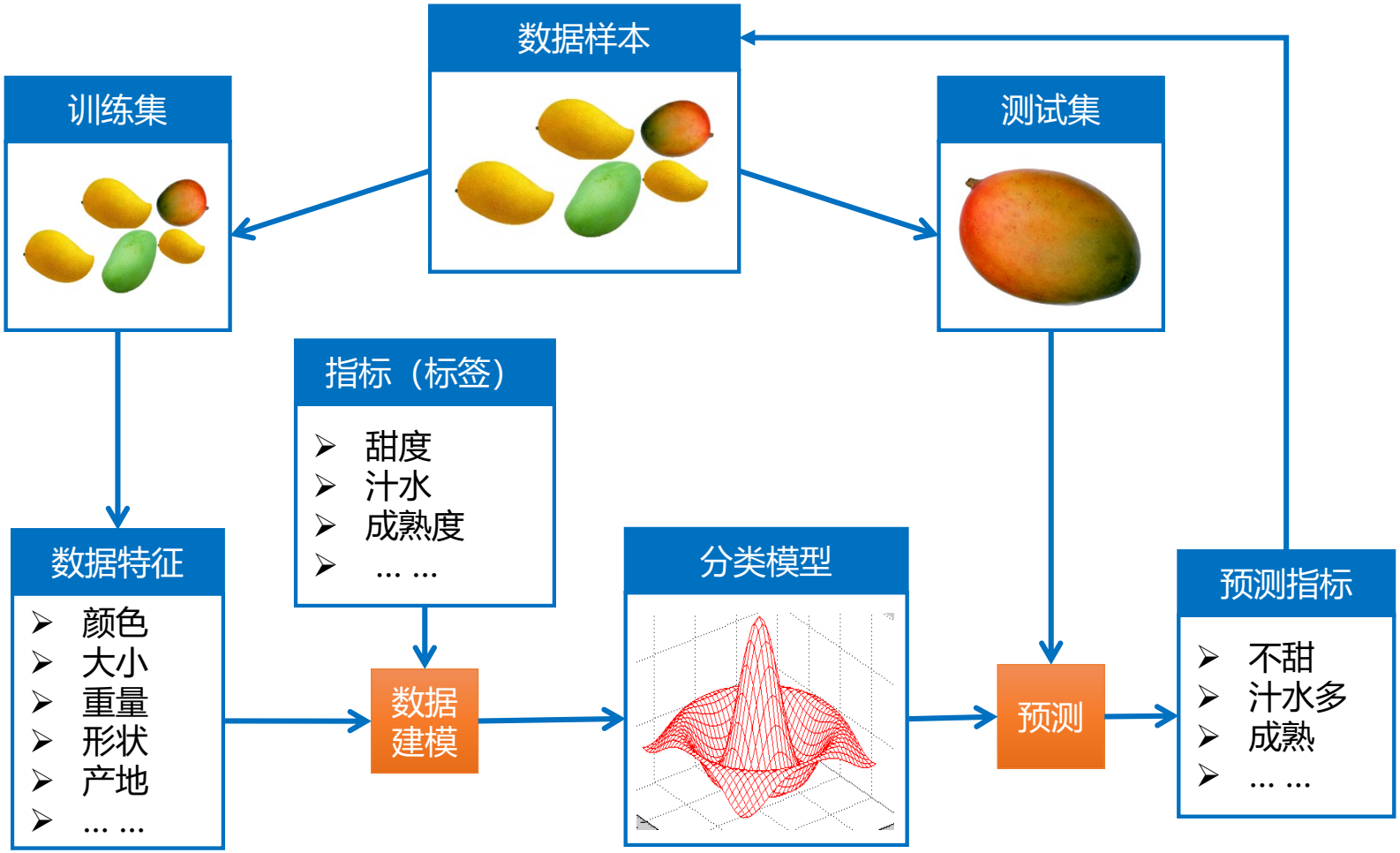
特征2：喜欢喜剧

结论：预测评分5分

基于一些特征与规则，我们可以将电影评分(连续值)估计视作一个预测问题

分类与预测

- 生活中的案例：直观理解买芒果



分类与预测

- 分类与预测 — 基本定义
  - 已知：一组数据（训练集） (X, Y)
  - 如右图，每一条记录表示为 (x, y)
    - x：数据特征/属性（如收入）
    - y：类别标记（是否有借款）
  - 任务:
    - 学习一个模型，利用每一条记录的特征x去预测它对应的类别y

即：输入未标记的数据（含特征x），预测数据的类别y

分类 / 数值预测 取决于 类别标签是离散型 / 数值型

3个特征：

- 是否有住房
- 婚姻状态
- 年收入

类别：

是否拖欠贷款

ID	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

分类与预测

- 分类与预测 — 回顾前例

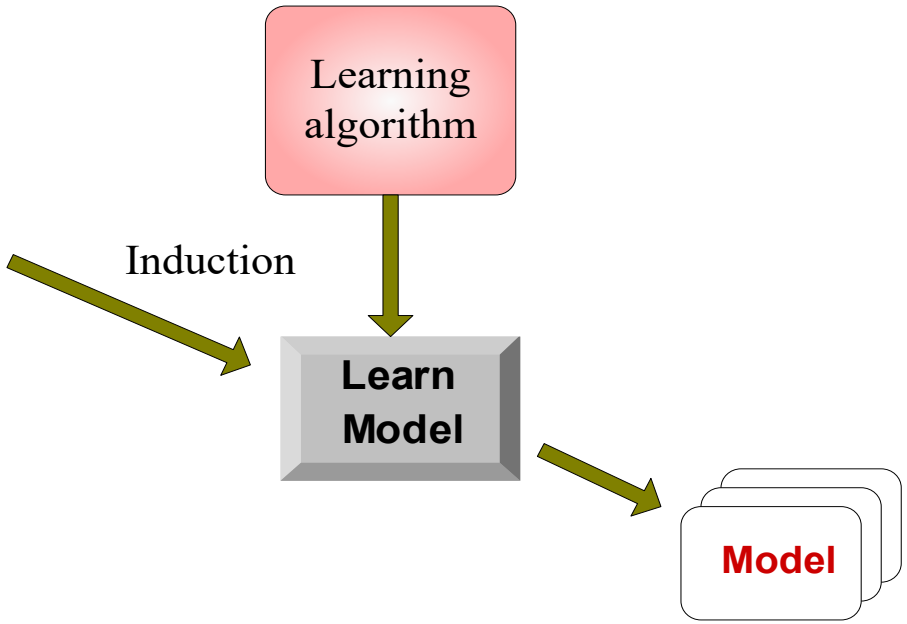
任务	特征x	类别y
垃圾邮件分类	收件人、邮箱名、邮件内容等	是否时垃圾邮件 **离散型**
电影评分预测	用户在其他电影的评分 电影的演员，类型等	实值评分[0,5] **数值型**
芒果好坏预测	芒果的颜色、大小、重量、形状、产地等	芒果的甜度、水分、成熟与否 **离散型 或 数值型**

分类与预测

- 如何建立分类与预测模型？
  - 一般流程：有监督学习
  - 通常包括两个阶段：模型训练、模型预测
    - 模型训练：目标是利用训练数据，学习一个分类或预测模型

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

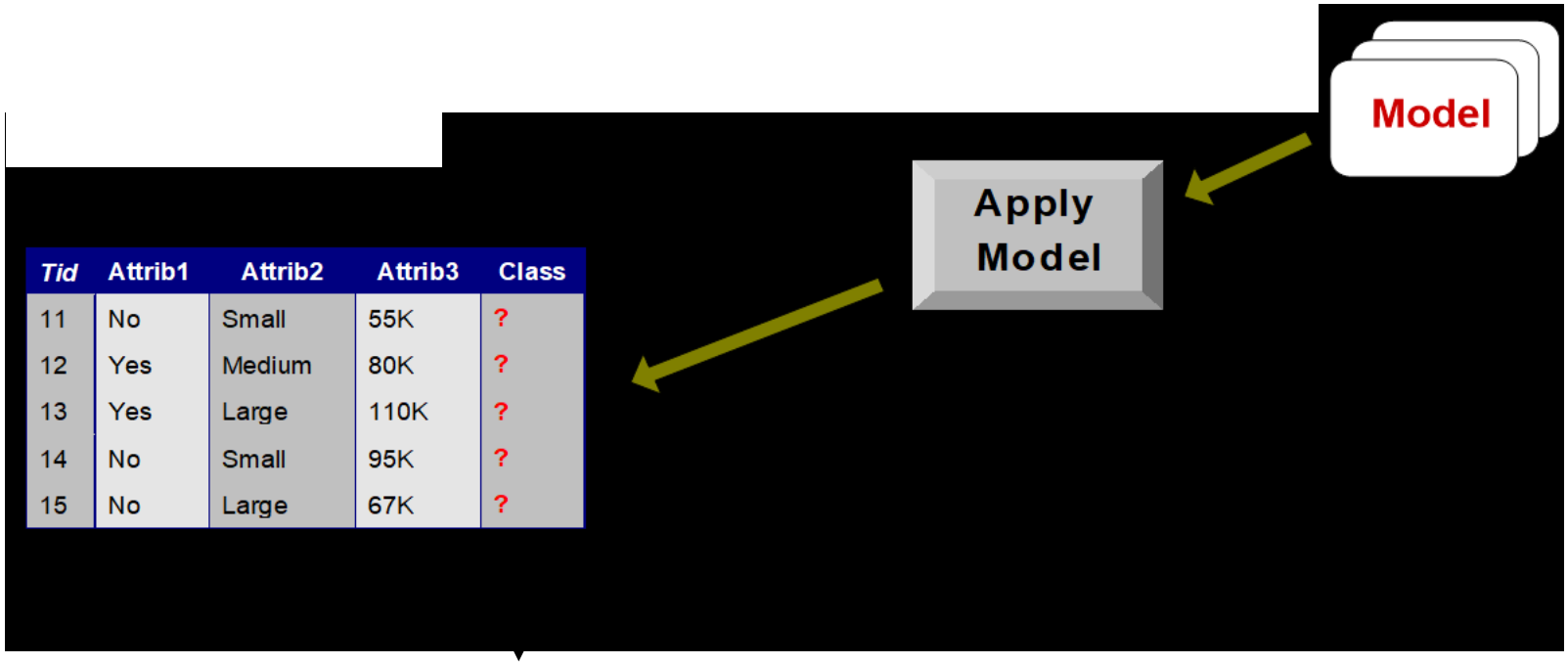
Training Set



训练集有类别标签

分类与预测

- 如何建立分类与预测模型？
  - 一般流程：有监督学习
  - 通常包括两个阶段：模型训练、模型预测
    - 模型预测：目标是利用学习的模型，预测测试数据的标签



测试集无类别标签，需要预测

分类与预测

- 有监督学习：分类与预测
- 常用方法
  - 规则方法
  - 决策树
  - 贝叶斯方法
  - 最近邻方法
  - 支持向量机（SVM）
  - 神经网络
  - 集成方法
- 分类的评价指标
- 类不平衡问题

分类：规则方法

- **规则方法**
  - 基于规则的分类器（Rule-based Classifier）就是使用一组 if-then 的模式来进行分类
  - 基本形式：Condition → y（标签）
    - 其中，Condition是一组属性的组合，也被称作规则的前提
  - 例如：
    - (胎生= 否) ∧ (飞行动物= 是) → 鸟类
    - (胎生= 是) ∧ (体温= 恒温) → 哺乳类
  - 最基础的获得规则的方法：人工制定规则进行分类

↓

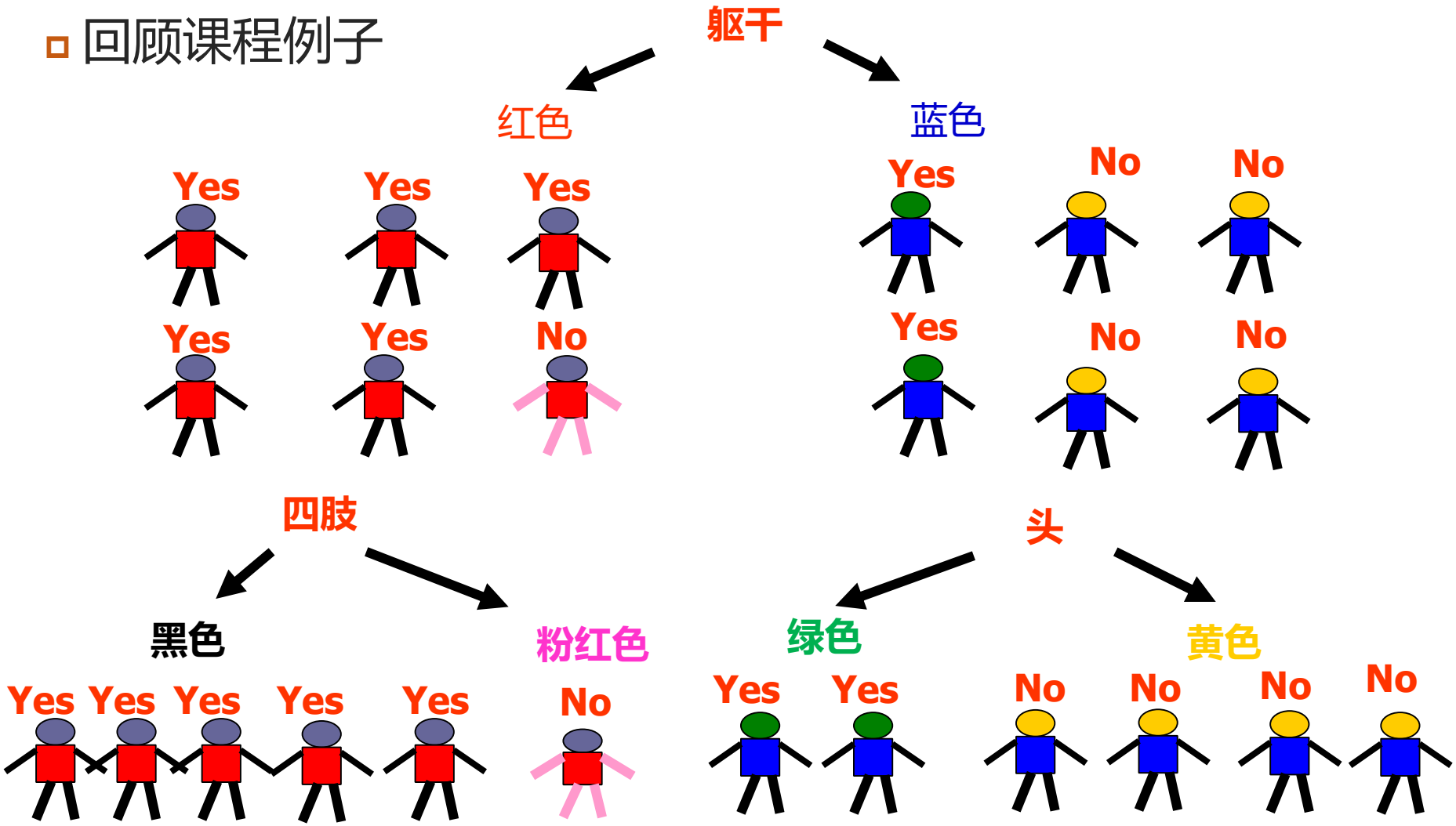
不足：人工定义规则、效率低，难以处理复杂问题

↓

自动生成规则？决策树

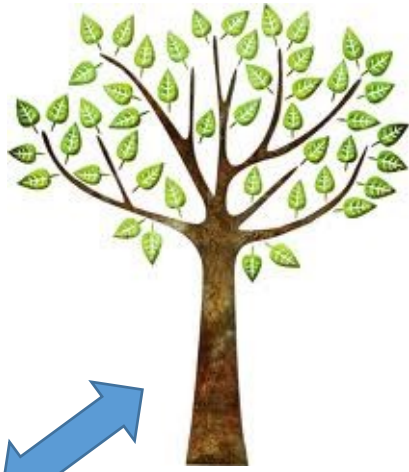
分类：决策树

- 回顾课程例子



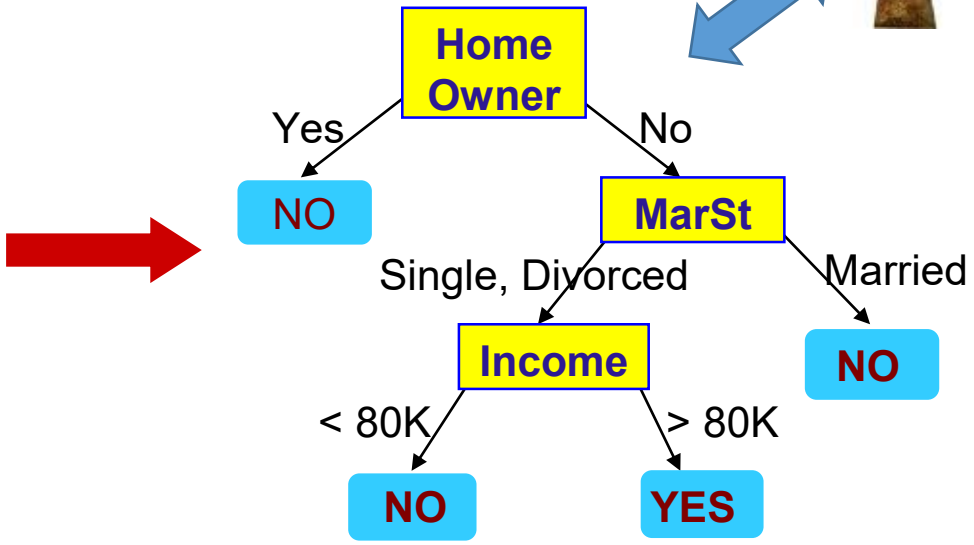
分类：决策树

- 什么是决策树
  - 对数据进行处理，利用归纳算法生成可读的规则
  - 模型以树状形式呈现出来



ID	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

训练数据

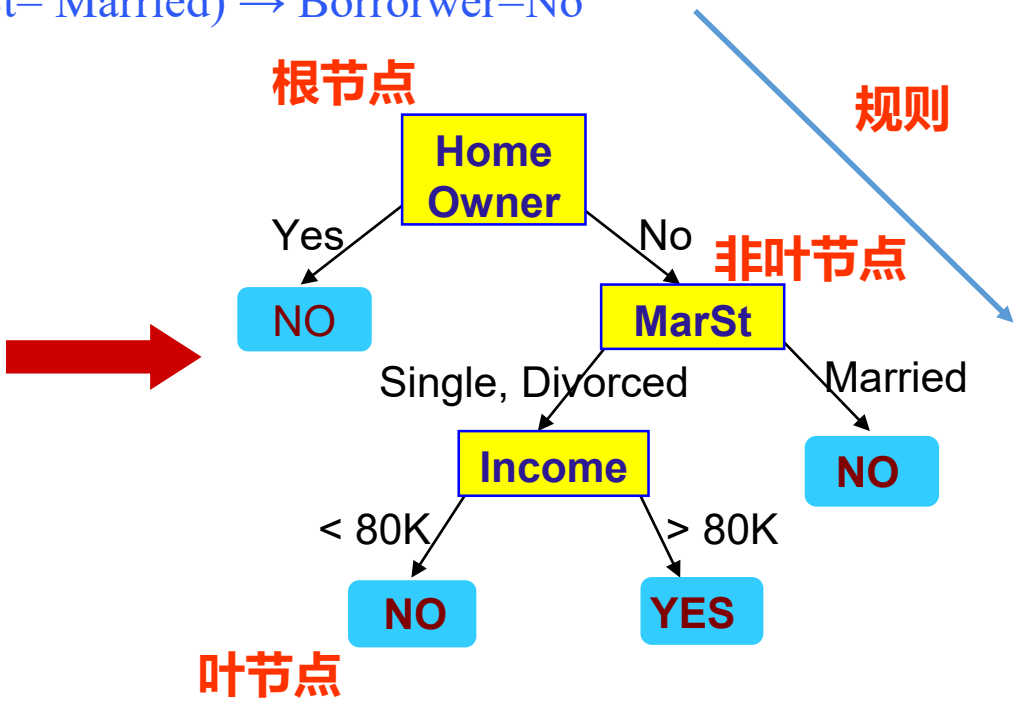


模型：决策树

分类：决策树

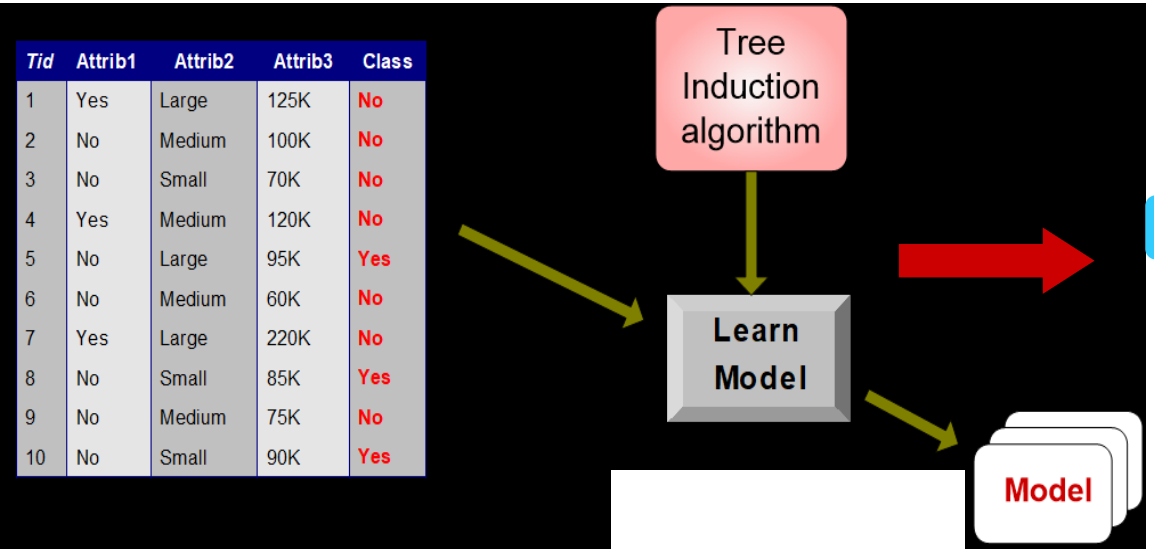
- 什么是决策树 —— 基本概念
  - 非叶节点：一个属性上的测试，每个分枝代表该测试的输出
  - 叶节点：存放一个类标记
  - 规则：从根节点到叶节点的一条属性取值路径
    - (HomOwn= No) ∧ (MarSt= Married) → Borrorwer=No

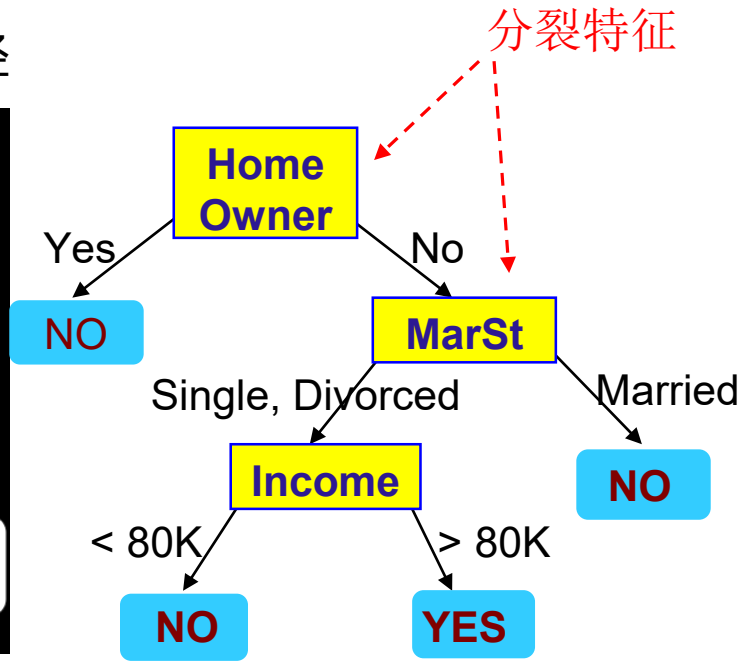
ID	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



分类：决策树

- 建立决策树分类模型的流程
  - 模型训练：从已有数据中生成一棵决策树
    - 分裂数据的特征，寻找决策类别的路径





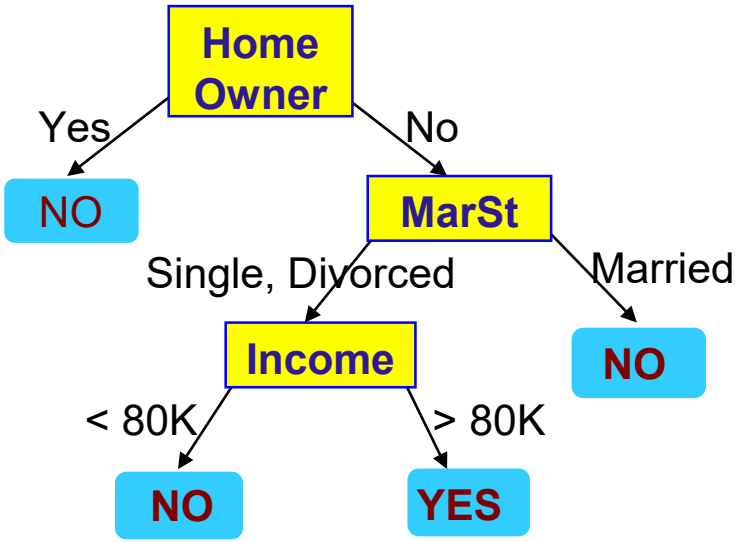
分裂特征:Home Owner, MarSt, Income

生成模型：决策树

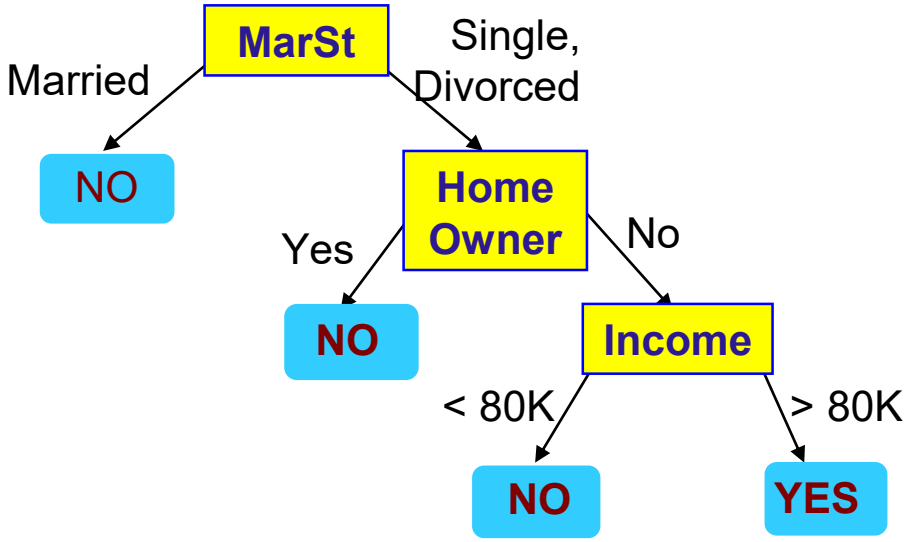
分类：决策树

ID	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

- 是否有其他决策树?



特征顺序: Home Owner, MarSt, Income

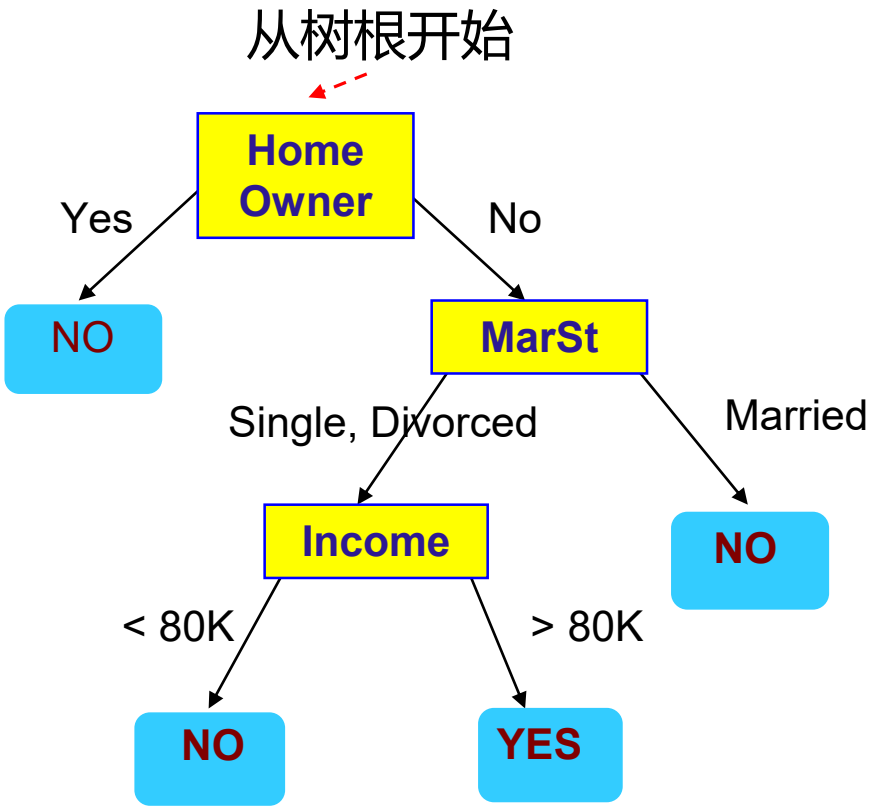


特征顺序: MarSt, Home Owner, Income

相同的数据，根据不同的特征顺序，可以建立多种决策树

分类：决策树

- 建立决策树分类模型的流程
  - 模型测试：根据规则将样本分类到某个叶子节点



测试数据（预测标签）

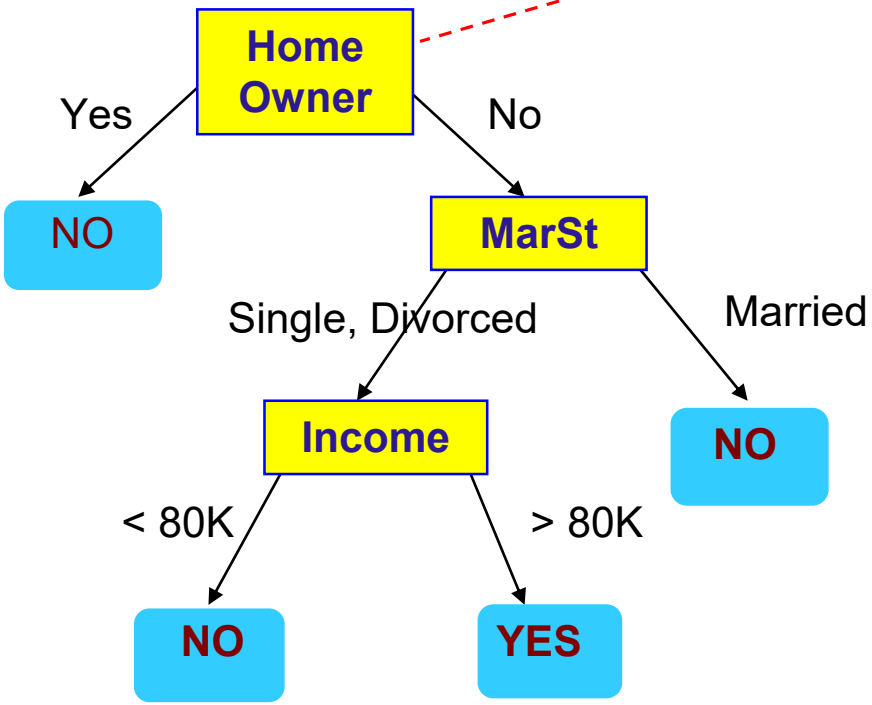
Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
No	Married	80K	?

分类：决策树

- 决策树分类模型的测试过程

测试数据（预测标签）

Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
No	Married	80K	?

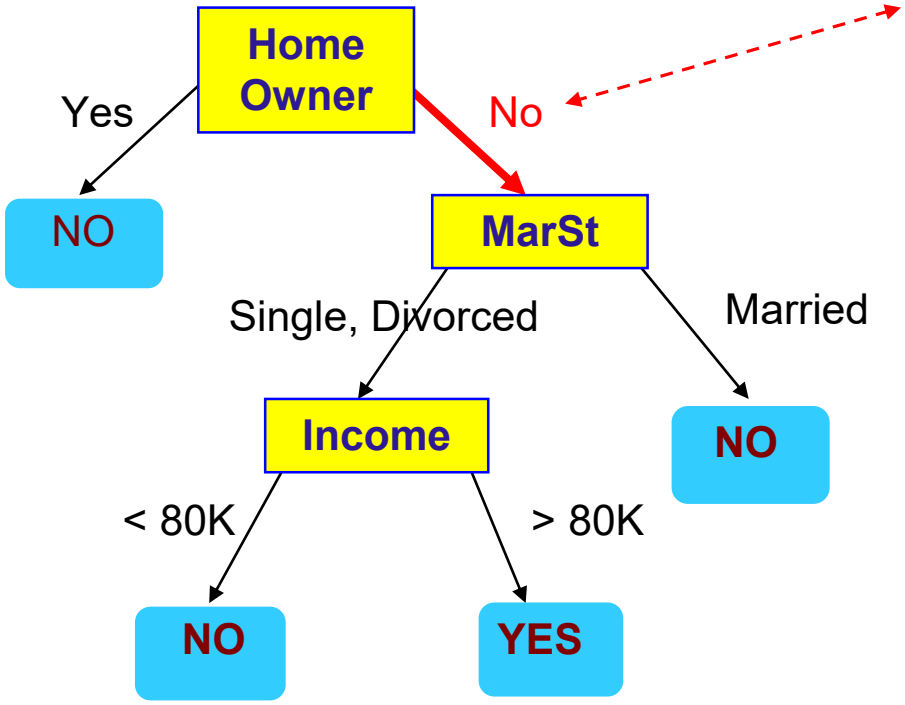


分类：决策树

- 决策树分类模型的测试过程

测试数据（预测标签）

Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
No	Married	80K	?

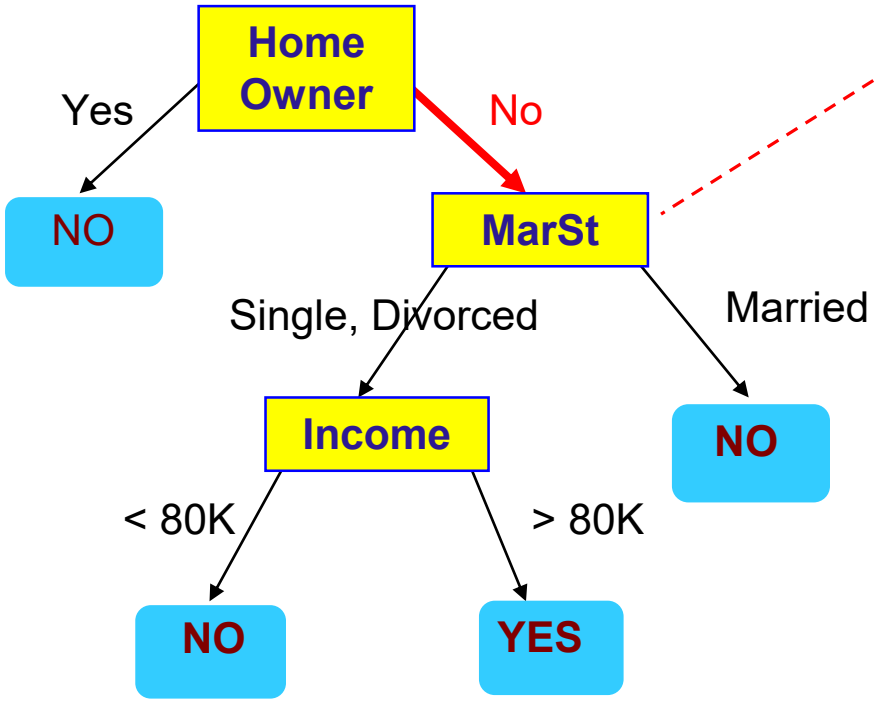


分类：决策树

- 决策树分类模型的测试过程

测试数据（预测标签）

Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
No	Married	80K	?

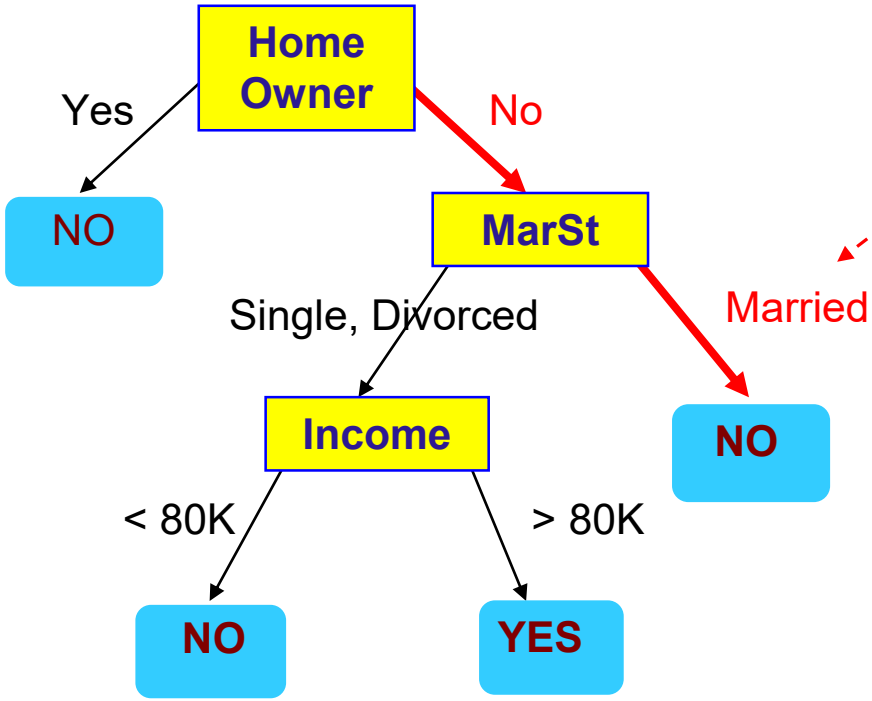


分类：决策树

- 决策树分类模型的测试过程

测试数据（预测标签）

Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
No	Married	80K	?

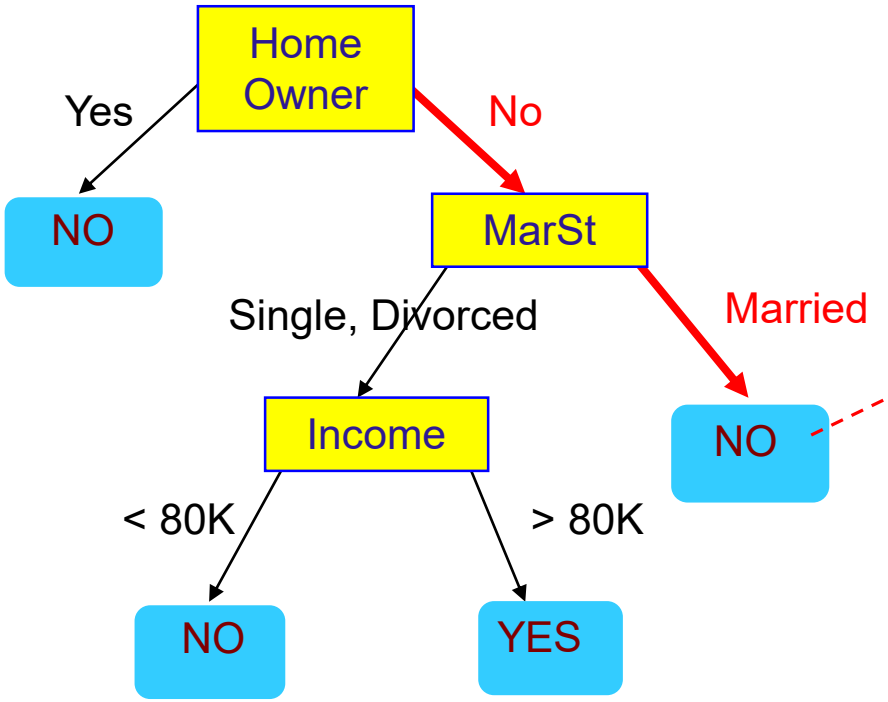


分类：决策树

- 决策树分类模型的测试过程

测试数据（预测标签）

Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
No	Married	80K	?



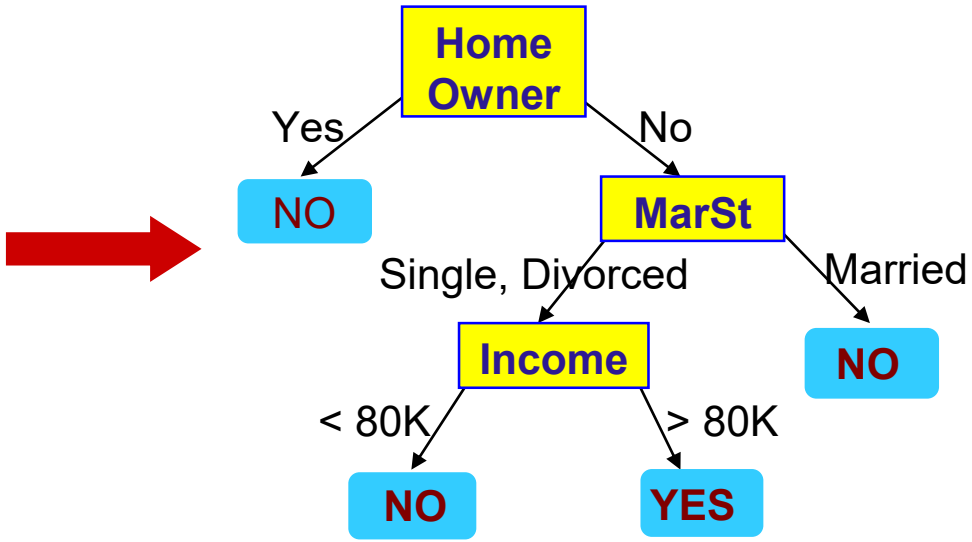
类别Defaulted Borrower 为 “No”

决策过程：未使用所有的特征/属性

分类：决策树

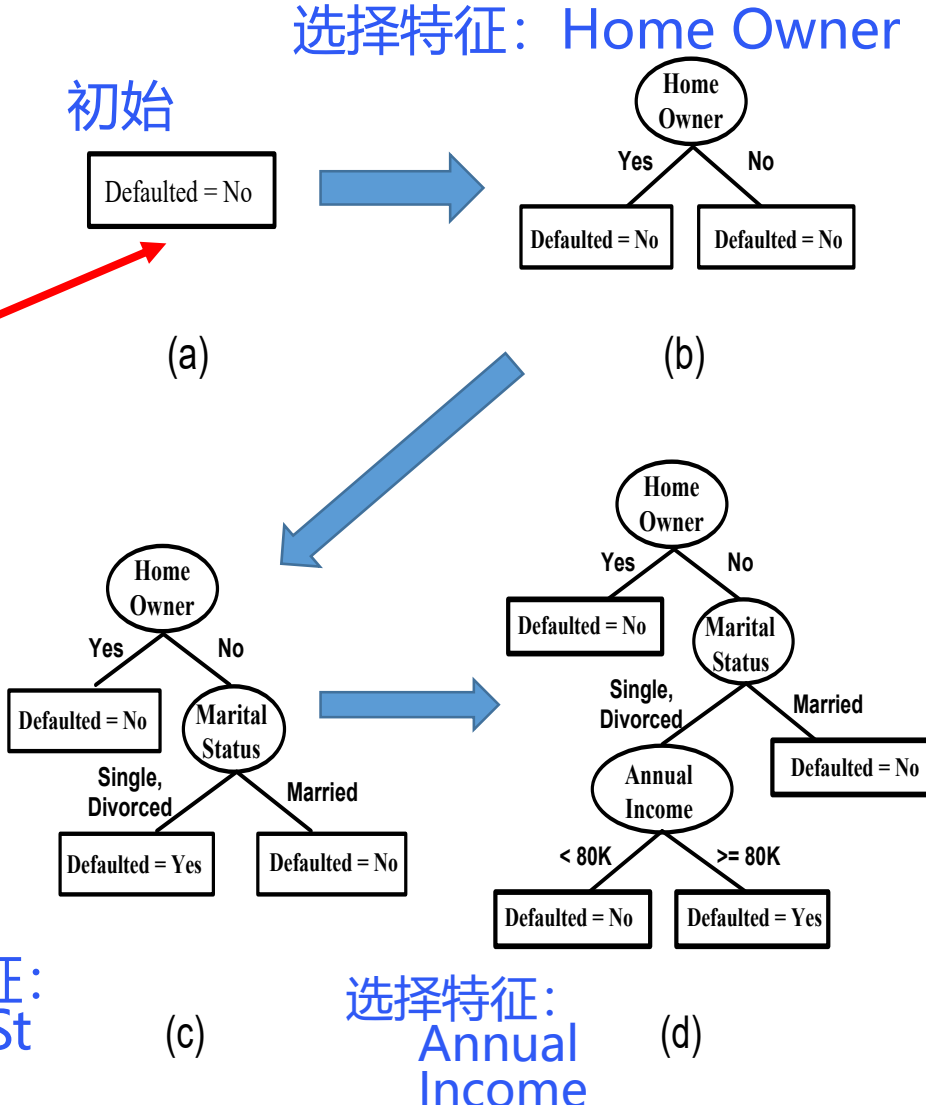
- 如何建立决策树?
  - 基本的决策树学习过程，可以归纳为以下三个步骤：
  - **1. 特征选择：** 选取对于训练数据有着较强区分能力的特征
  - **2. 生成决策树：** 基于选定的特征，逐步生成完整的决策树
  - **3. 决策树剪枝：** 简化部分枝干，避免过拟合因素影响

ID	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



分类：决策树

- **1. 特征选择**
  - 决策树的基本思想：特征分裂
  - 初始节点包含所有的数据样本，我们希望这些样本能划分到同个类里，如defaulted=No
  - 但往往不成立，因此通过选择特征和取值，将样本集合不断划分



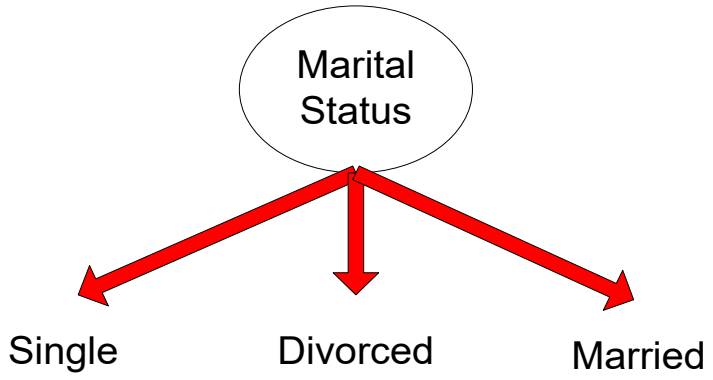
分类：决策树

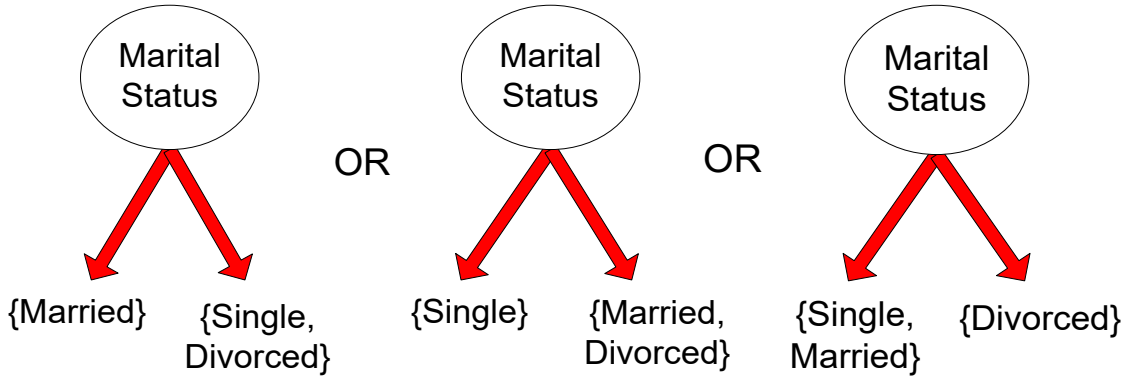
- **1. 特征选择：** 分裂思想的算法形式化
  - 记D_t为树中结点t的所有训练样本
  - 若D_t 中的样本属于同一类别y_t, 则t 作为叶子节点，标签为y_t
  - 若D_t 中的样本不属于同一类别, 则根据某特征将D_t 分为更小的样本集
  - 重复上述过程

ID	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

分类：决策树

- **1. 特征选择：** 分裂过程的两种形式
  - 多路分裂(Multi-way split)
    - 不同取值均作为一个子集
  - 二分裂(Binary split)
    - 只划分两个子集
    - 需找到最优划分方法





分类：决策树

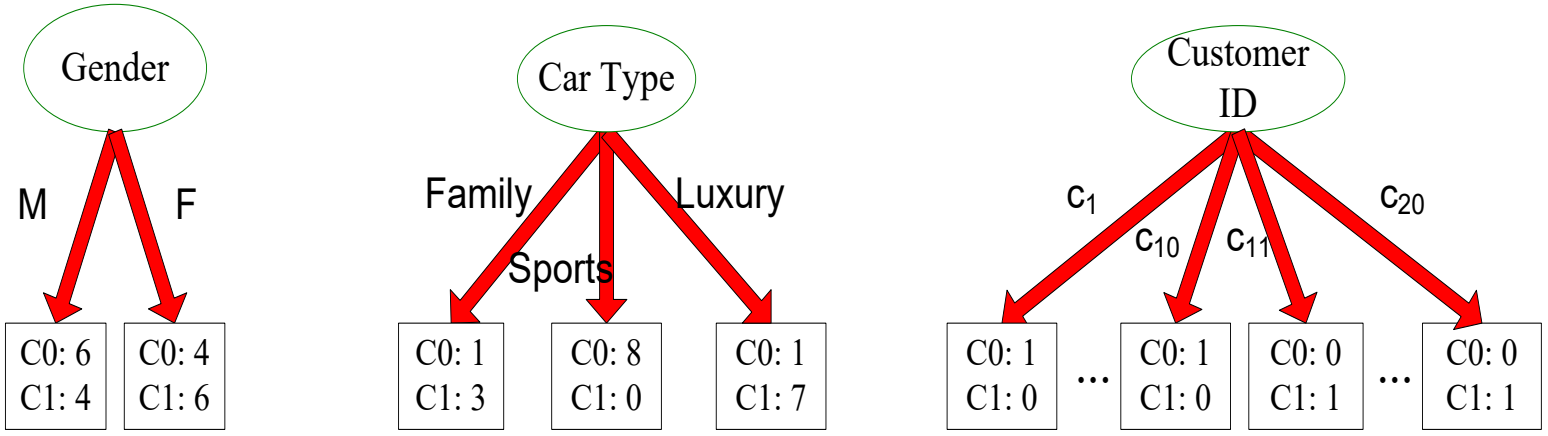
- **1. 特征选择：** 决策树分裂过程的两个问题
  - 训练样本如何分裂?
    - 选择分裂特征
    - 评价测试条件
  - 分裂过程何时停止?
    - 理想终止
      - 如果所有记录属于同一类
      - 所有数据有相同的属性值
    - 提前终止

决策树特征选择

- 问题1：如何选择分裂特征?
  - 有图数据
    - 10个记录类别为0
    - 10个记录类别为1

Customer Id	Gender	Car Type	Shirt Size	Class
1	M	Family	Small	C0
2	M	Sports	Medium	C0
3	M	Sports	Medium	C0
4	M	Sports	Large	C0
5	M	Sports	Extra Large	C0
6	M	Sports	Extra Large	C0
7	F	Sports	Small	C0
8	F	Sports	Small	C0
9	F	Sports	Medium	C0
10	F	Luxury	Large	C0
11	M	Family	Large	C1
12	M	Family	Extra Large	C1
13	M	Family	Medium	C1
14	M	Luxury	Extra Large	C1
15	F	Luxury	Small	C1
16	F	Luxury	Small	C1
17	F	Luxury	Medium	C1
18	F	Luxury	Medium	C1
19	F	Luxury	Medium	C1
20	F	Luxury	Large	C1

对3个特征属性进行分裂



哪一种分裂方式最优?

决策树特征选择

- 问题1：如何选择分裂特征？
  - 目标：选取对于训练数据有着较强区分能力的特征
    - 如果某特征分类的结果与随机结果没有很大的差别，则称这个特征是没有分类能力的，扔掉这样的特征对学习的精度影响不大
  - 常用特征选择准则
    - 信息增益 → 回顾第二章：数据离散化
    - 信息增益率
    - 基尼指数

决策树特征选择

- 信息增益：信息熵（回顾第二章）
  - 信息熵：计算数据的不确定性

$$Entropy(t) = -\sum_{j} p(j|t) \log p\,(j|t)$$

  - 此时：表示某个节点t （即某个特征）的信息不确定性
    - $p(j \mid t)$ 是节点特征t的属于类别j的样本的比例

- 特点：对于该节点特征t
  - 当样本均匀地分布在各个类别时，熵达到最大值 $\log(n_c)$, 此时包含的信息最少
  - 当样本只属于一个类别时，熵达到最小值 0, 此时包含的信息最多

决策树特征选择

- 计算 某个节点 特征的信息熵（回顾第二章）

$$Entropy(t) = -\sum_{j} p(j|t) \log_2 p(j|t)$$

C1	**0**
C2	**6**

P(C1) = 0/6 = 0　　P(C2) = 6/6 = 1

Entropy = – 0 log 0 – 1 log 1 = – 0 – 0 = 0

C1	**1**
C2	**5**

P(C1) = 1/6　　P(C2) = 5/6

Entropy = – (1/6) $\log_2$ (1/6) – (5/6) $\log_2$ (1/6) = 0.65

C1	**2**
C2	**4**

P(C1) = 2/6　　P(C2) = 4/6

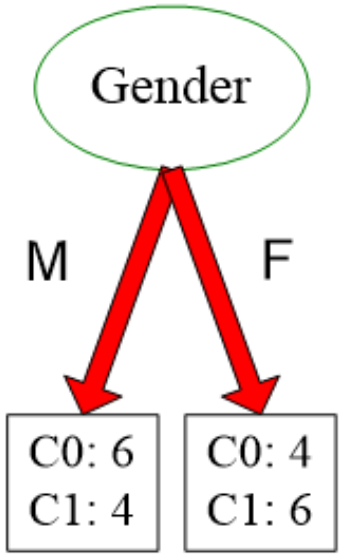
Entropy = – (2/6) $\log_2$ (2/6) – (4/6) $\log_2$ (4/6) = 0.92

决策树特征选择：信息增益

- 特征选择准则一：信息增益
  - 信息增益: 按某个特征划分之后，数据不确定性降低的程度

$$GAIN(m) = Entropy(p) - \left(\sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} Entropy(i) \right)$$

  - 第一项表示数据未划分时的信息熵
  - 第二项表示按特征m划分后，数据的信息熵
    - 按特征m划分后，父节点分裂成k个子节点
    - n表示父节点的样本个数
    - n_i 表示子节点i的样本个数



- 选择准则：选择最大的$GAIN$ 对应的特征m

信息增益在ID3和C4.5决策树算法中被应用

决策树特征选择：信息增益

- 特征选择准则—: 信息增益
  - 选择A或B两个特征构造节点，哪种方式好?

特征A	Yes	Yes	No	…	No	No
特征B	No	Yes	Yes	…	Yes	No
类别	C0	C0	C1		C1	C1

$Entropy(p)$

以特征A划分

特征A	Yes	Yes		
特征B	No	Yes		
类别	C0	C0		

特征A	No	…	No	No
特征B	Yes	…	Yes	No
类别	C1		C1	C1

$Entropy(A_{Yes})$ $Entropy(A_{No})$

$$M = \frac{|A_{Yes}|}{n} Entropy(A_{Yes}) + \frac{|A_{No}|}{n} Entropy(A_{No})$$

$$Gain(A) = Entropy(p) - M$$

决策树特征选择：信息增益

- 特征选择准则—: 信息增益
  - 选择A或B两个特征构造节点，哪种方式好?

特征A	Yes	Yes	No	…	No	No
特征B	No	Yes	Yes	…	Yes	No
类别	C0	C0	C1		C1	C1

$Entropy(p)$

以特征B划分

特征A	Yes	No	…	No
特征B	Yes	Yes	…	Yes
类别	C0	C1		C1

特征A	Yes	No
特征B	No	No
类别	C0	C1

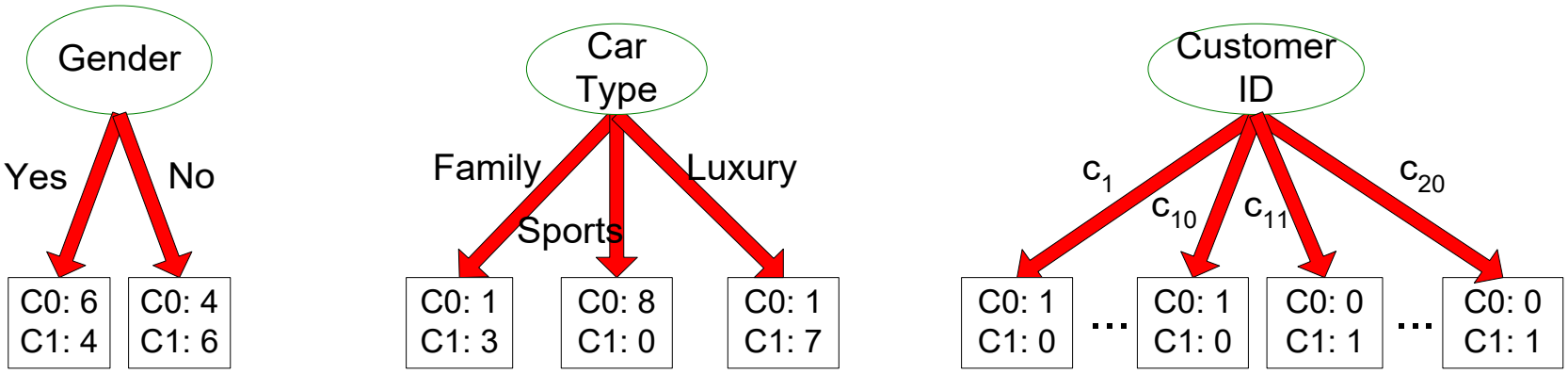
$Entropy(B_{Yes})$ $Entropy(B_{No})$

$$M = \frac{|B_{Yes}|}{n} Entropy(B_{Yes}) + \frac{|B_{No}|}{n} Entropy(B_{No})$$

$$Gain(B) = Entropy(p) - M \quad < \quad Gain(A)$$

决策树特征选择：信息增益

- 特征选择准则一：信息增益
- **结论：**信息增益能够较好地体现某个特征在降低信息不确定性方面的贡献
  - 信息增益越大，说明信息纯度提升越快，最后结果的不确定性越低
- **不足：**信息增益的局限性，尤其体现在更偏好可取值较多的特征
  - 取值较多，不确定性相对更低，因此得到的熵偏低



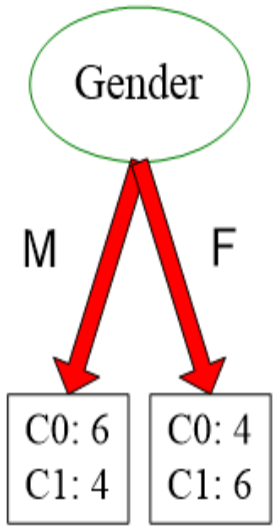
特征Customer ID有最大的信息增益，因为每个子节点的熵均为0

决策树特征选择：信息增益率

- 特征选择准则二：信息增益率
  - 信息增益率(Gain ratio): 综合考虑划分结果信息增益和划分数量的信息

$$GAIN_{ratio(m)} = \frac{GAIN(m)}{IV}, \qquad IV = -\left(\sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} log_2 \frac{n_i}{n}\right)$$

  - 相比于信息增益，增加了一个惩罚项IV, 考虑产生划分的数量带来的划分信息
  - 即，若某个特征产生的划分数量很大，则划分信息很大，降低增益率



- 选择准则：选择最大的 信息增益率 对应的特征m

信息增益率在C4.5决策树算法中被应用

决策树特征选择：信息增益率

- 特征选择准则二：信息增益率
  - 结论：信息增益率有矫枉过正的危险
    - 采用信息增益率的情况下，往往倾向于选择取值较少的特征
    - 当特征的取值较少时，IV较小，因此惩罚项相对较小
  - 实际应用中，通常采用折中的方法
    - 先从候选特征中，找到信息增益高于平均水平的集合
    - 再从这一集合中，找到信息增益率最大的特征

决策树特征选择：基尼指数

- 特征选择准则三：基尼指数
  - 基尼指数的目的，在于表示样本集合中一个随机样本被分错的概率
  - 基尼指数越低，表明被分错的概率越低，相应的信息纯度也就越高
  - 计算特征节点t的基尼指数：

$$GINI(t) = 1 - \sum_{j} [p(j|t)]^2$$

    - $p(j \mid t)$ 是特征节点t上属于类别j的样本的比例

- 特点：对于该节点特征t
  - 当样本均匀地分布在各个类别时，基尼指数达到最大值 $1 - \frac{1}{n_c}$, 此时包含的信息最少
  - 当样本只属于一个类别时，基尼指数达到最小值 0, 此时包含的信息最多

决策树特征选择：基尼指数

- 计算 某个节点 特征的 基尼指数

$$GINI(t) = 1 - \sum_j [p(j \mid t)]^2$$

C1	**0**
C2	**6**

P(C1) = 0/6 = 0　　P(C2) = 6/6 = 1

Gini = 1 – P(C1)^2 – P(C2)^2 = 1 – 0 – 1 = 0

C1	**1**
C2	**5**

P(C1) = 1/6　　P(C2) = 5/6

Gini = 1 – (1/6)^2 – (5/6)^2 = 0.278

C1	**2**
C2	**4**

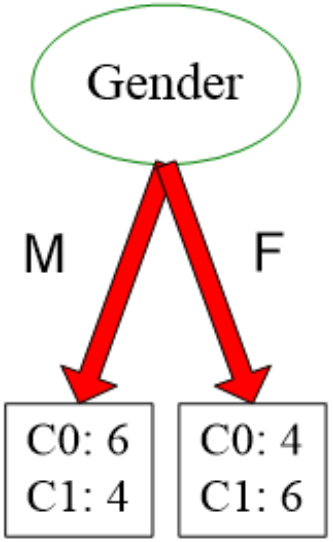
P(C1) = 2/6　　P(C2) = 4/6

Gini = 1 – (2/6)^2 – (4/6)^2 = 0.444

决策树特征选择：基尼指数

- 特征选择准则三：基尼指数
  - 当一个特征节点p 分裂成 k 个子节点（如两个子节点）

$$GINI_{split} = \sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} GINI(i)$$



  - n表示父节点的样本个数
  - n_i 表示子节点i的样本个数
  - 选择准则：选择最大的GINI 对应的特征m

基尼指数在CART, SLIQ, SPRINT等决策树算法中被应用

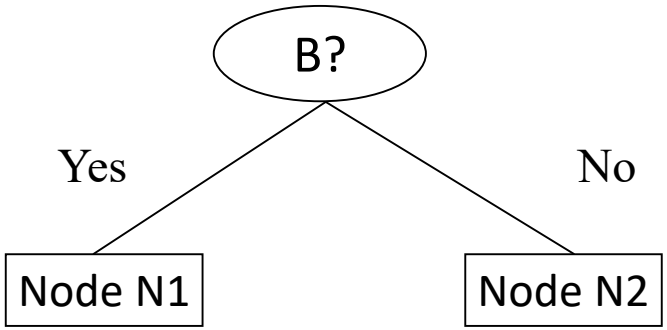
决策树特征选择：基尼指数

- 基尼指数计算示例

分裂前：

	Parent
C1	**6**
C2	**6**
Gini = 0.500	

$$GINI(t) = 1 - \sum_j [p(j \mid t)]^2$$



$$GINI_{split} = \sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} GINI(i)$$

	N1	N2
C1	**5**	**2**
C2	**1**	**4**
Gini=0.361		

Gini(N1)
= 1 – $(5/6)^2$ – $(1/6)^2$
= 0.278

Gini(N2)
= 1 – $(2/6)^2$ – $(4/6)^2$
= 0.444

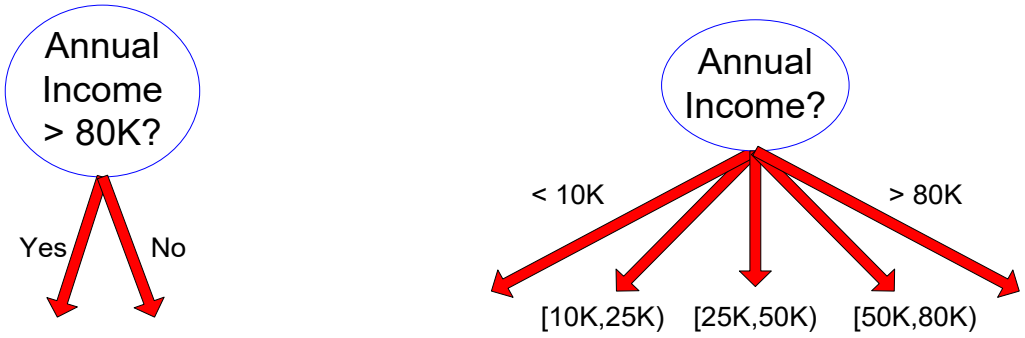
分裂后：

Gini(Children)
= 6/12 * 0.278 +
6/12 * 0.444
= 0.361

决策树特征选择

- 决策树特征选择：连续属性的分裂
  - 将连续属性进行离散化
    - 最简单：人为划分一次，如设定收入的阈值
    - 通过等间隔分段、等频率分段(百分位数)或聚类找到划分位置
    - 利用算法二分离散化考虑所有情况，找出最好的划分

回顾第二章知识：基于熵的数据离散化



(i) Binary split　　(ii) Multi-way split

决策树生成过程

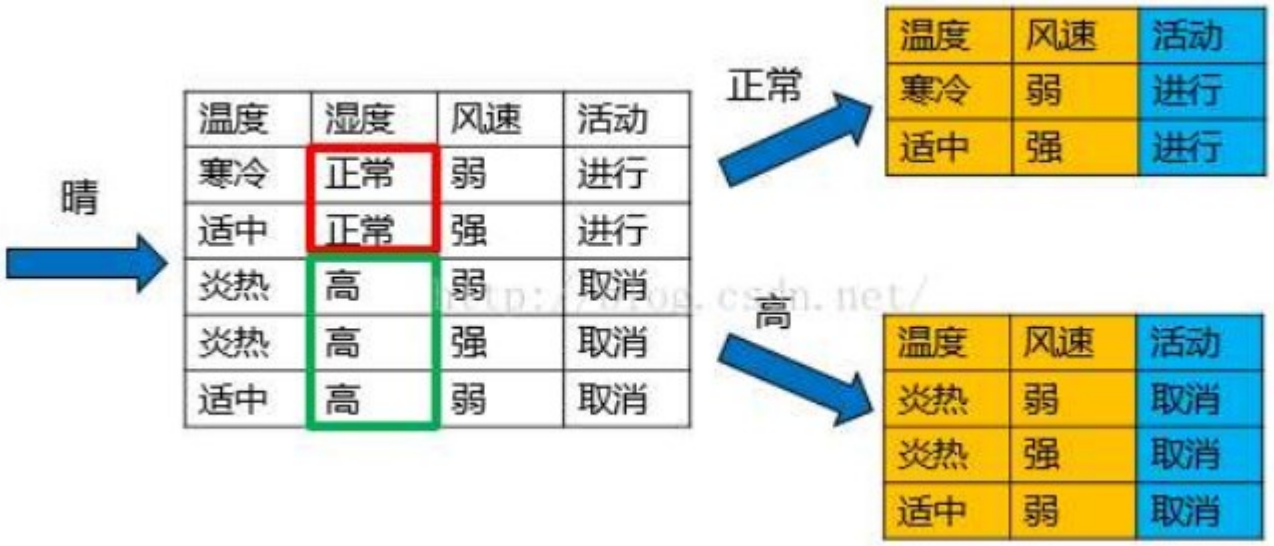
2. 生成决策树

- 决策树的最终目标，在于使每个节点所对应的样本类别均为“纯”的
- 以C4.5算法为例，当某个节点对应的样本集合“不纯”时
  - 计算当前节点的类别信息熵
  - 计算当前节点各个特征的信息熵，并进而计算得到该特征对应的信息增益率
  - 基于最大信息增益率的特征，对节点对应的样本集合进行分类
  - 重复上述过程，直至节点对应的样本集合为“纯”的集合（即样本类别统一）
- 其他决策树生成算法过程类似，区别在于准则不同
  - ID3采用信息增益，而CART采用基尼指数

决策树算法有很多，如ID3, C4.5, CART等，核心区别在特征选择准则不同，具体算法请大家课后查阅学习

决策树生成过程

- **2. 生成决策树**：树停止分裂条件
  - 停止分裂直到所有节点属于同一类
  - 停止分裂当所有记录有相同的属性值
  - 早停策略



按湿度特征划分，发现两个节点均属于同一类，即停止

决策树剪枝

3. 决策树剪枝

- 在生成决策树之后，我们还将根据实际情况，对决策树进行剪枝
  - 剪枝的原因在于训练过程的“过拟合”问题
  - 如果训练集与测试集效果都不好，说明出现“欠拟合”
  - 如果训练集效果好，而测试集效果不好，说明出现“过拟合”

- 过拟合出现的原因：训练过程中过度迁就训练数据特性，而导致构造出过于复杂、过于细枝末节的决策树，泛化能力较差

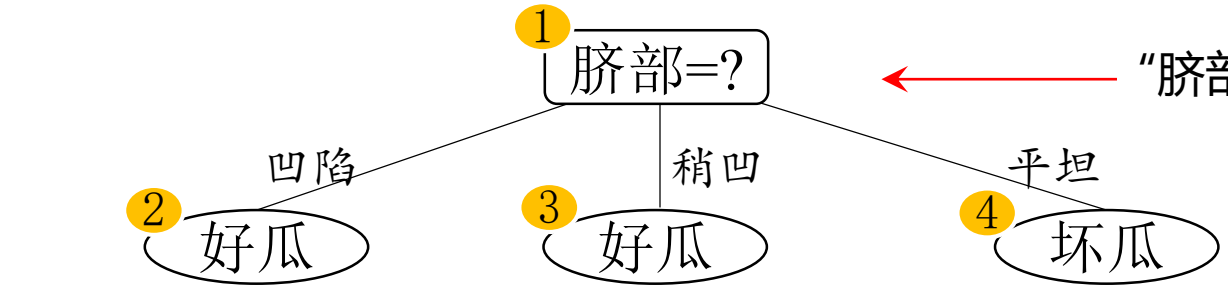
- 解决这一问题的办法在于对已生成的决策树进行简化，即“剪枝”

- 包括两种策略：预剪枝、后剪枝

决策树剪枝

3. 决策树剪枝：预剪枝

- 在生成决策树的过程中即进行剪枝，称作“预剪枝”
  - 每个节点划分前，衡量当前节点的划分能否提高决策树的泛化能力
  - 通过提前停止生成分枝对决策树进行剪枝，可以利用信息增益等测度来对分枝生成情况（优劣）进行评估



“脐部=?”

验证集精度

划分前: 42.9%

划分后: 71.4%

预剪枝决策: 划分

“色泽=?”

验证集精度

划分前: 71.4%

划分后: 57.1%

预剪枝决策: 禁止划分

“根蒂=?”

验证集精度

划分前: 71.4%

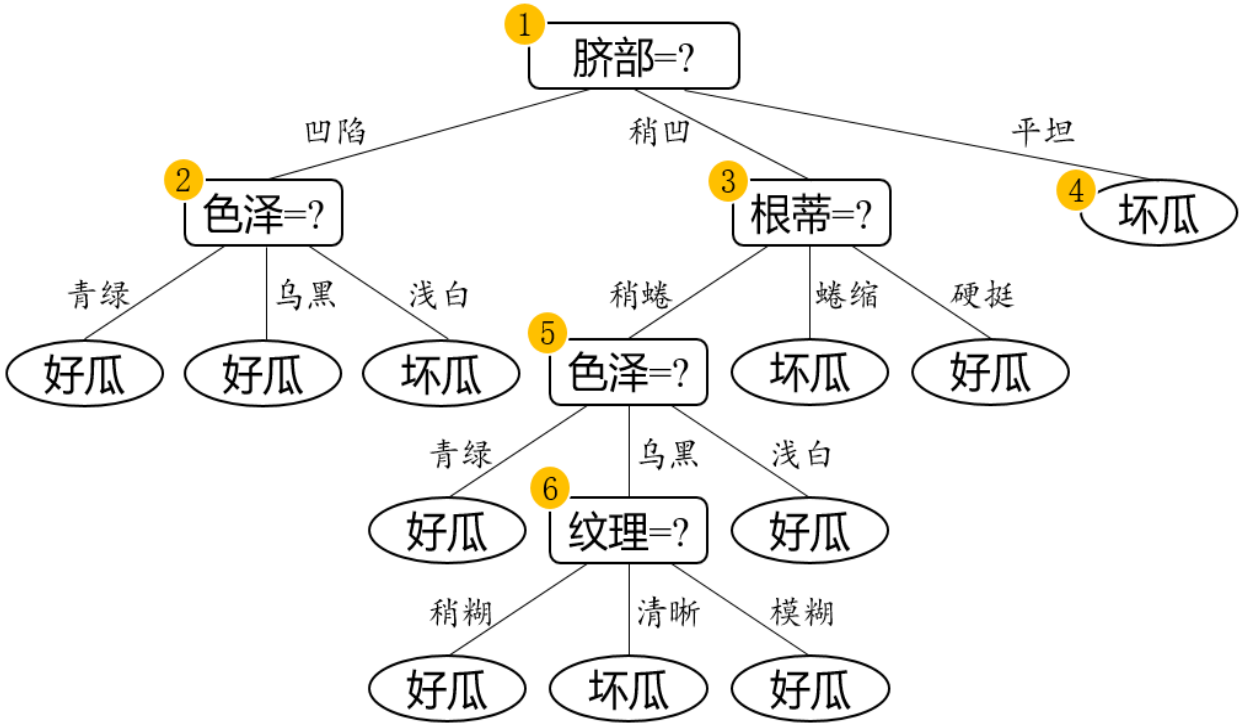
划分后: 71.4%

预剪枝决策: 禁止划分

决策树剪枝

- **3. 决策树剪枝：后剪枝**
  - 在生成决策树之后再进行剪枝，称作“后剪枝”
  - 自底向上 考察每个非叶子节点，考虑将该节点替换成叶子节点后能否提高泛化性能

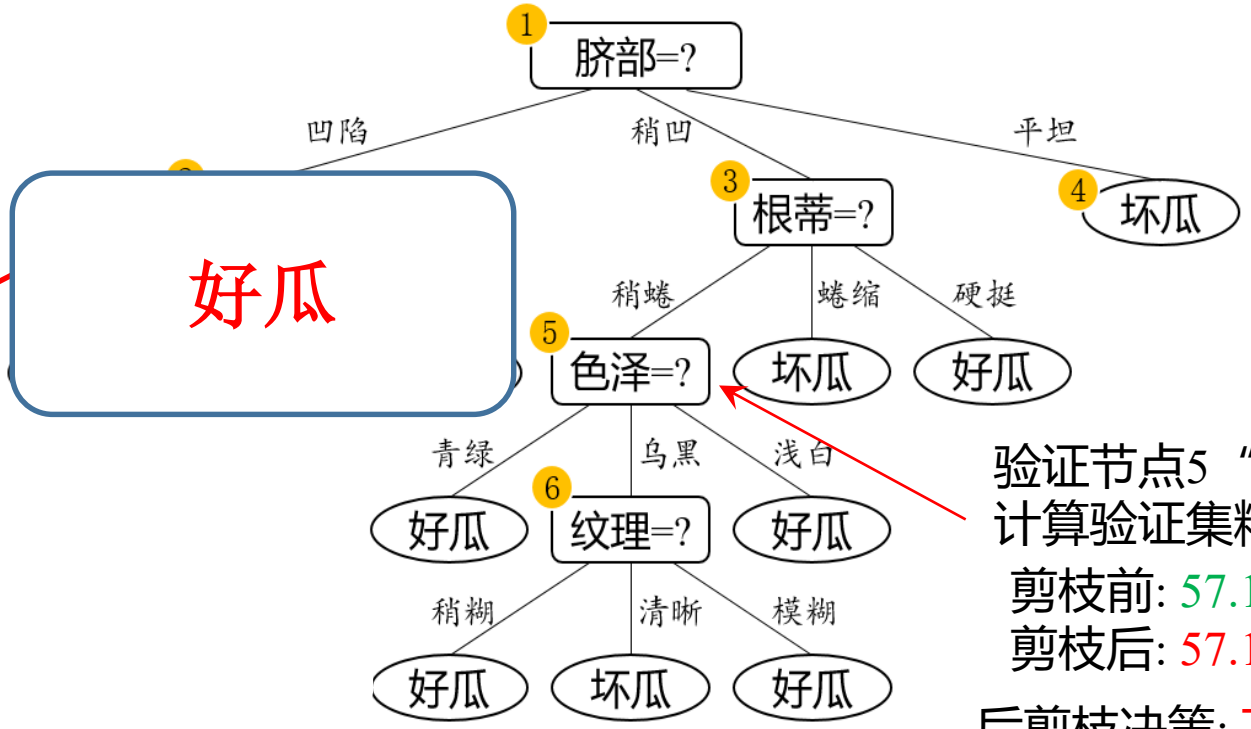
剪枝前



决策树剪枝

- **3. 决策树剪枝：后剪枝**
  - 自底向上 考察每个非叶子节点，考虑将该节点替换成叶子节点后能否提高泛化性能

剪枝后



验证节点2“色泽”计算验证集精度

剪枝前: 57.1%

剪枝后: 71.4%

后剪枝决策: 剪枝

验证节点5“色泽”计算验证集精度

剪枝前: 57.1%

剪枝后: 57.1%

后剪枝决策: 不剪枝

决策树剪枝

- **3. 决策树剪枝**：比较两种剪枝策略
  - 从过程上看，后剪枝方法经过了“构建”到“剪枝”这样的过程，显然它要比事前剪枝需要更多的计算时间
  - 对应的，后剪枝可以获得更可靠的决策树
  - 实际使用时：先剪枝可以与后剪枝方法相结合，从而构成一个混合的剪枝方法