

集成学习

Ensemble Learning



我们之前讨论的学习器都是单一的，独立的。

整体表现比较差的学习器，在一些样本上的表现是否有可能超过“最好”的学习器。



当做重要决定时，大家可能都会考虑吸取多个专家而不只是一个人的意见。集成学习也是如此。

集成学习就是组合多个学习器，最后可以得到一个更好的学习器。

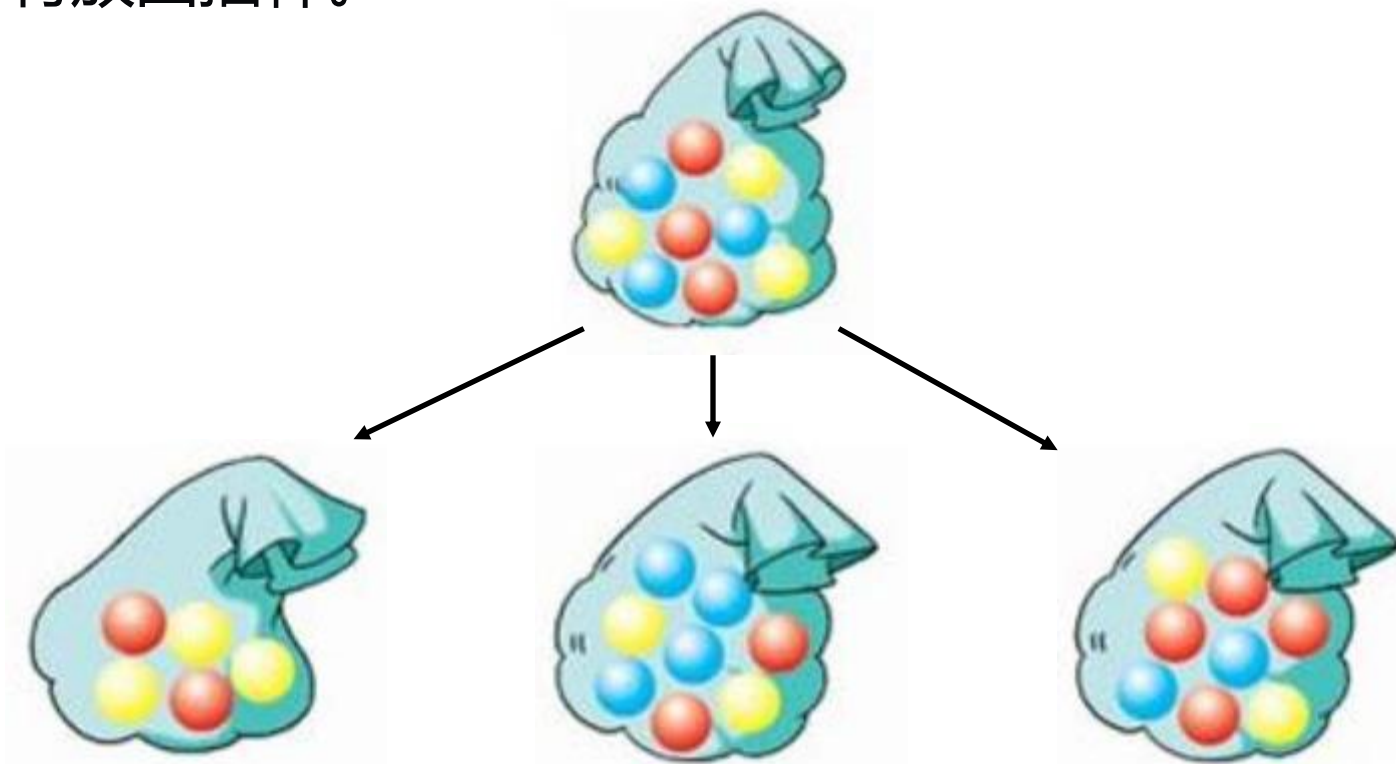
集成学习算法：

- 1.个体学习器之间不存在强依赖关系，装袋（bagging）
- 2.随机森林（Random Forest）
- 3.个体学习器之间存在强依赖关系，提升（boosting）
- 4.Stacking

bagging



直觉：数据量越大，学习器性能越好。
bagging也叫做bootstrap aggregating，是在原始数据集选择 S 次后得到 S 个新数据集的一种技术。是一种有放回抽样。





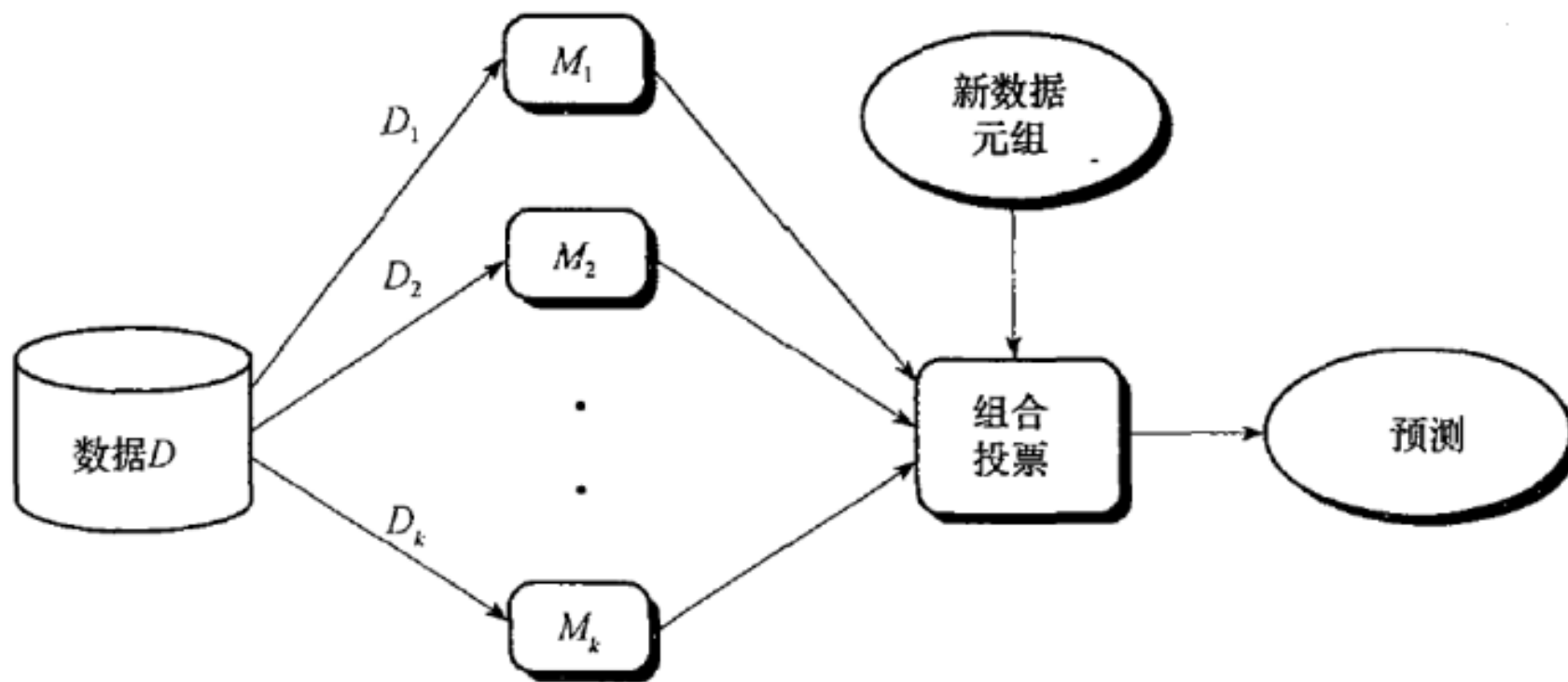
原始训练数据集

{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9}

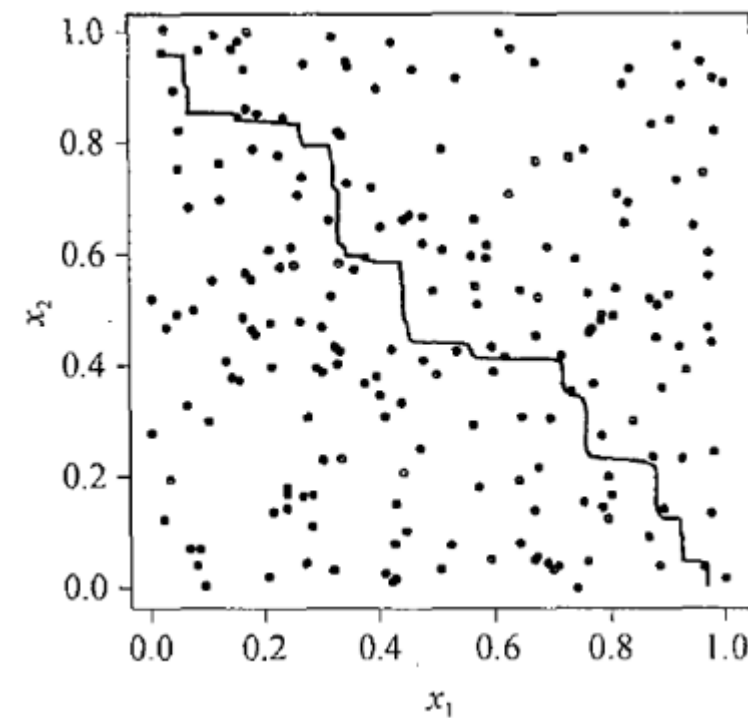
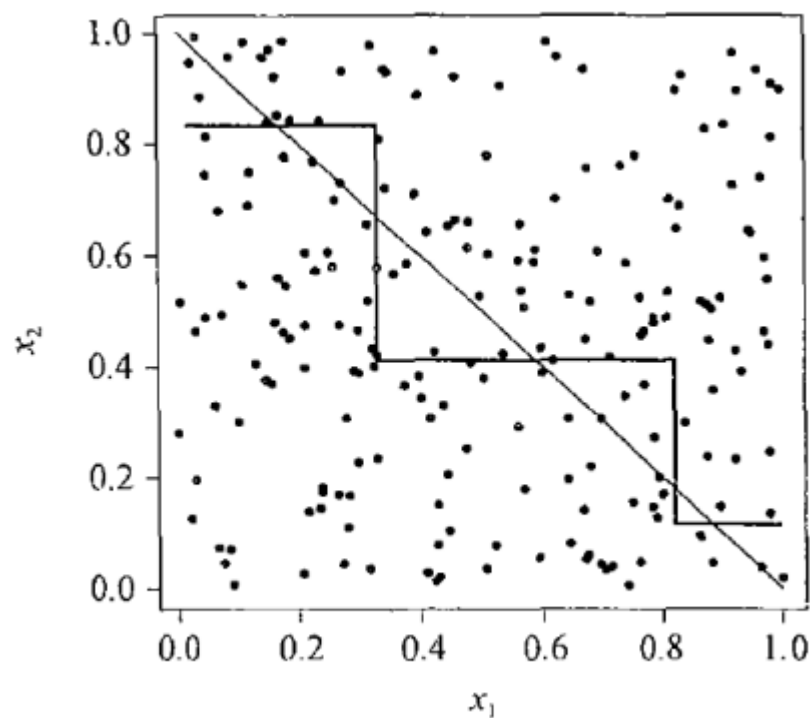
Bootstrap采样

{7, 2, 6, 7, 5, 4, 8, 8, 1, 0} —— 未采样3, 9
{1, 3, 8, 0, 3, 5, 8, 0, 1, 9} —— 未采样2, 4, 6, 7
{2, 9, 4, 2, 7, 9, 3, 0, 1, 0} —— 未采样3, 5, 6, 8

bagging



bagging



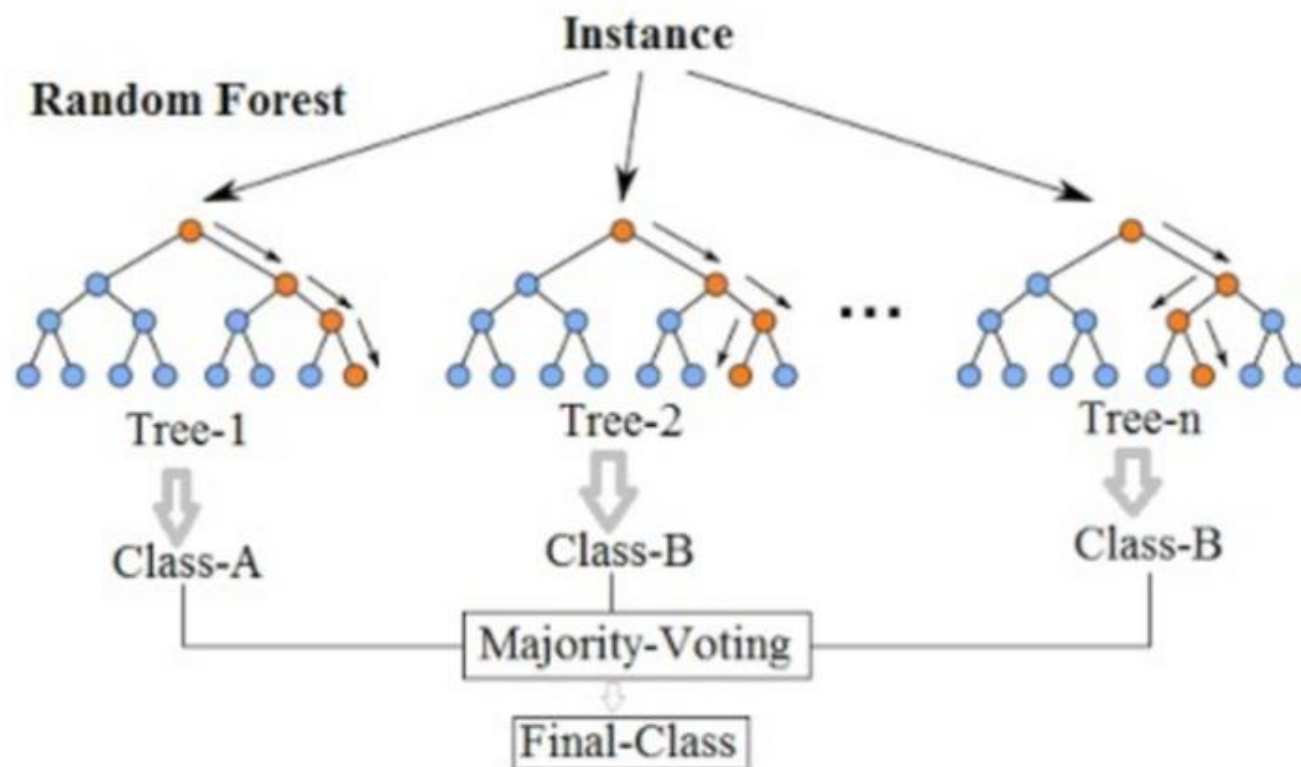
Bagging



随机森林(Random Forest)



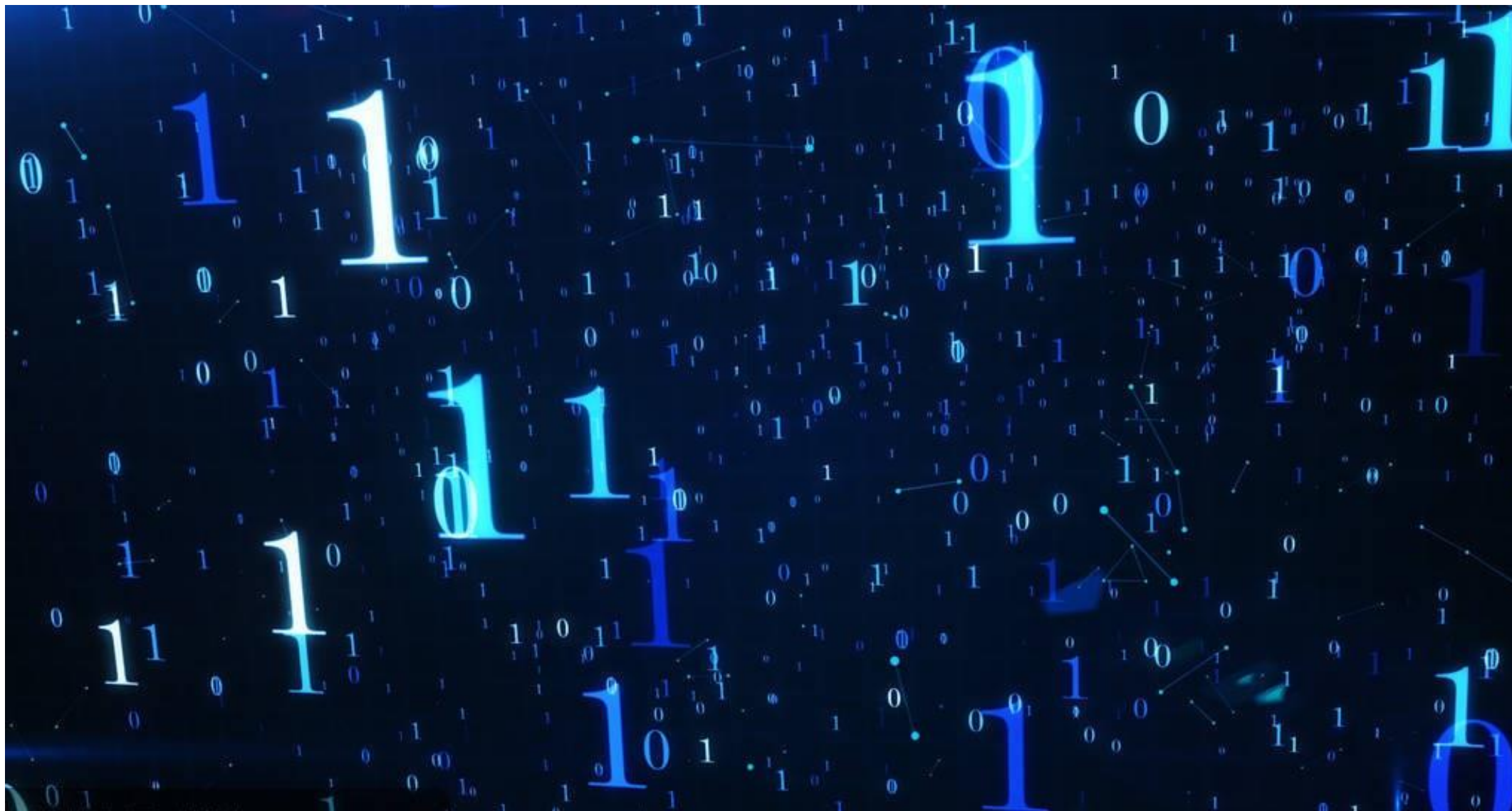
RF = 决策树+Bagging+随机属性选择





1. 样本的随机：从样本集中用bagging的方式，随机选择 n 个样本。
2. 特征的随机：从所有属性 d 中随机选择 k 个属性($k < d$)，然后从 k 个属性中选择最佳分割属性作为节点建立CART决策树。
3. 重复以上两个步骤 m 次，建立 m 棵CART决策树。
4. 这 m 棵CART决策树形成随机森林，通过投票表决结果，决定数据属于哪一类。

随机森林





AdaBoost是英文 “Adaptive Boosting” （自适应增强）的缩写，它的自适应在于：前一个基本分类器被错误分类的样本的权值会增大，而正确分类的样本的权值会减小，并再次用来训练下一个基本分类器。同时，在每一轮迭代中，加入一个新的弱分类器，直到达到某个预定的足够小的错误率或达到预先指定的最大迭代次数才确定最终的强分类器。



直觉：将学习器的重点放在“容易”出错的样本上。可以提升学习器的性能。

原始训练数据集

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Boosting采样

Iteration 1:

7	2	6	7	5	4	8	8	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Iteration 2:

1	3	8	4	3	5	4	0	1	4
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Iteration 3:

4	9	4	2	4	4	3	0	1	4
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---



Adaboost算法可以简述为三个步骤：

(1) 首先，是初始化训练数据的权值分布 D_1 。假设有 N 个训练样本数据，则每一个训练样本最开始时，都被赋予相同的权值： $w_1 = 1/N$ 。

(2) 然后，训练弱分类器 h_j 。具体训练过程中是：如果某个训练样本点，被弱分类器 h_j 准确地分类，那么在构造下一个训练集中，它对应的权值要减小；相反，如果某个训练样本点被错误分类，那么它的权值就应该增大。权值更新过的样本集被用于训练下一个分类器，整个训练过程如此迭代地进行下去。



(3) 最后，将各个训练得到的弱分类器组合成一个强分类器。各个弱分类器的训练过程结束后，加大分类误差率小的弱分类器的权重，使其在最终的分类函数中起着较大的决定作用，而降低分类误差率大的弱分类器的权重，使其在最终的分类函数中起着较小的决定作用。

换言之，误差率低的弱分类器在最终分类器中占的权重较大，否则较小。

Adaboost训练过程



算法: Adaboost. 一种提升算法——创建分类器的组合。每个给出一个加权投票。

输入:

- D : 类标记的训练元组集。
- k : 轮数 (每轮产生一个分类器)。
- 一种分类学习方案。

输出: 一个复合模型。

方法:

- (1) 将 D 中每个元组的权重初始化为 $1/d$;
- (2) **for** $i = 1$ **to** k **do** // 对于每一轮
- (3) 根据元组的权重从 D 中有放回抽样, 得到 D_i ;
- (4) 使用训练集 D_i 导出模型 M_i ;
- (5) 计算 M_i 的错误率 $\text{error}(M_i)$ (8.34式)
- (6) **if** $\text{error}(M_i) > 0.5$ **then** - -
- (7) 转步骤 (3) 重试;
- (8) **endif**
- (9) **for** D_i 的每个被正确分类的元组 **do**
- (10) 元组的权重乘以 $\text{error}(M_i) / (1 - \text{error}(M_i))$; // 更新权重
- (11) 规范化每个元组的权重;
- (12) **endfor**

Adaboost判断过程



使用组合分类器对元组 \mathbf{x} 分类:

- (1) 将每个类的权重初始化为0;
- (2) **for** $i = 1$ to k **do** // 对于每个分类器
- (3) $w_i = \log \frac{1 - \text{error}(M_i)}{\text{error}(M_i)}$; // 分类器的投票权重
- (4) $c = M_i(\mathbf{x})$; // 从 M_i 得到 \mathbf{x} 的类预测
- (5) 将 w_i 加到类 c 的权重;
- (6) **endfor**
- (7) 返回具有最大权重的类;

Adaboost算法流程2



输入: 训练集 $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\}$;

基学习算法 \mathcal{L} ; 可以是各种机器学习算法

训练轮数 T . T 轮可以得到 T 个基学习器

过程:

1: $\mathcal{D}_1(\mathbf{x}) = 1/m$. 训练集刚开始是均匀分布, 初始化权值都是 $1/m$

2: for $t = 1, 2, \dots, T$ do

3: $h_t = \mathcal{L}(D, \mathcal{D}_t)$; 机器学习算法在 D 训练集基于 \mathcal{D}_t 分布下训练得到 h_t 基学习器

4: $\epsilon_t = P_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t}(h_t(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x}))$; 计算 h_t 基学习器在训练集 \mathcal{D}_t 分布下的错误率 ϵ_t

5: if $\epsilon_t > 0.5$ then break

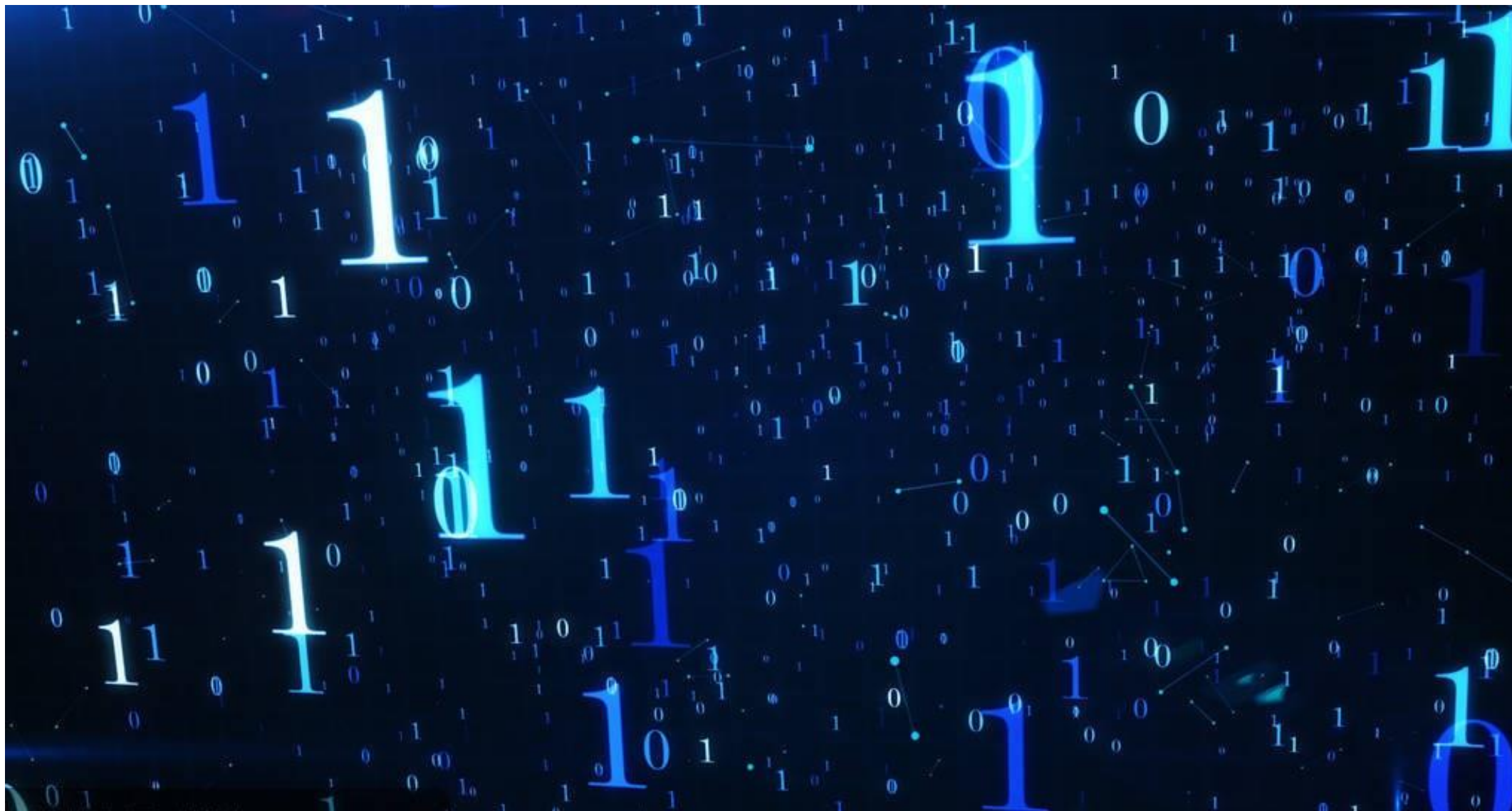
6: $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$; 由错误率得到一个权重 α_t , 错误率越低, 权值越大, $\alpha_t \geq 0$

7:
$$\mathcal{D}_{t+1}(\mathbf{x}) = \frac{\mathcal{D}_t(\mathbf{x})}{Z_t} \times \begin{cases} \exp(-\alpha_t), & \leq 1 \text{ if } h_t(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) \text{ 分类正确, 权重变小} \\ \exp(\alpha_t), & \geq 1 \text{ if } h_t(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x}) \text{ 分类错误, 权重变大} \end{cases}$$
$$= \frac{\mathcal{D}_t(\mathbf{x}) \exp(-\alpha_t f(\mathbf{x}) h_t(\mathbf{x}))}{Z_t}$$
$$Z_t \text{ 归一化}$$

8: end for

输出: $H(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(\mathbf{x}) \right)$

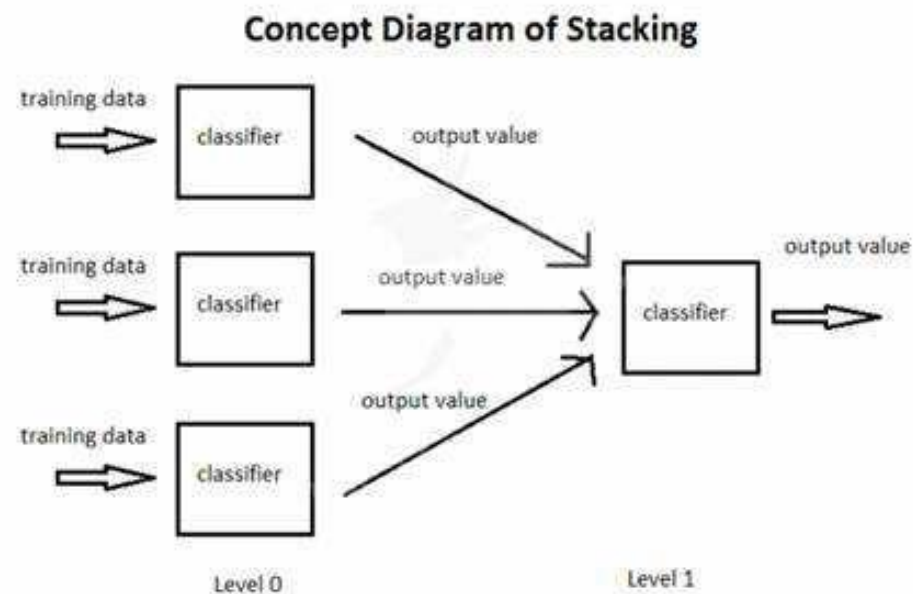
Adaboost



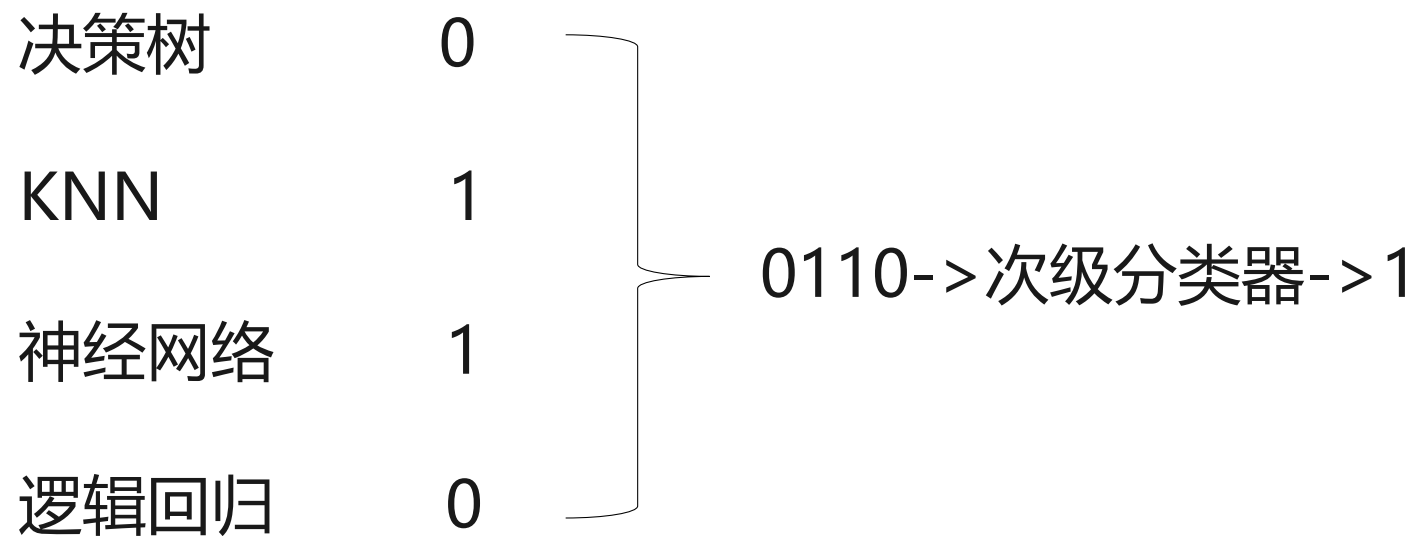
Stacking



使用多个不同的分类器对训练集进行预测，把预测得到的结果作为一个次级分类器的输入。次级分类器的输出是整个模型的预测结果。



Stacking



Stacking





“人多力量大”
好的集成学习：多样性+准确性

	测试例1	测试例2	测试例3
h_1	✓	✓	×
h_2	×	✓	✓
h_3	✓	×	✓
集成	✓	✓	✓

(a) 集成提升性能

	测试例1	测试例2	测试例3
h_1	✓	✓	×
h_2	✓	✓	×
h_3	✓	✓	×
集成	✓	✓	×

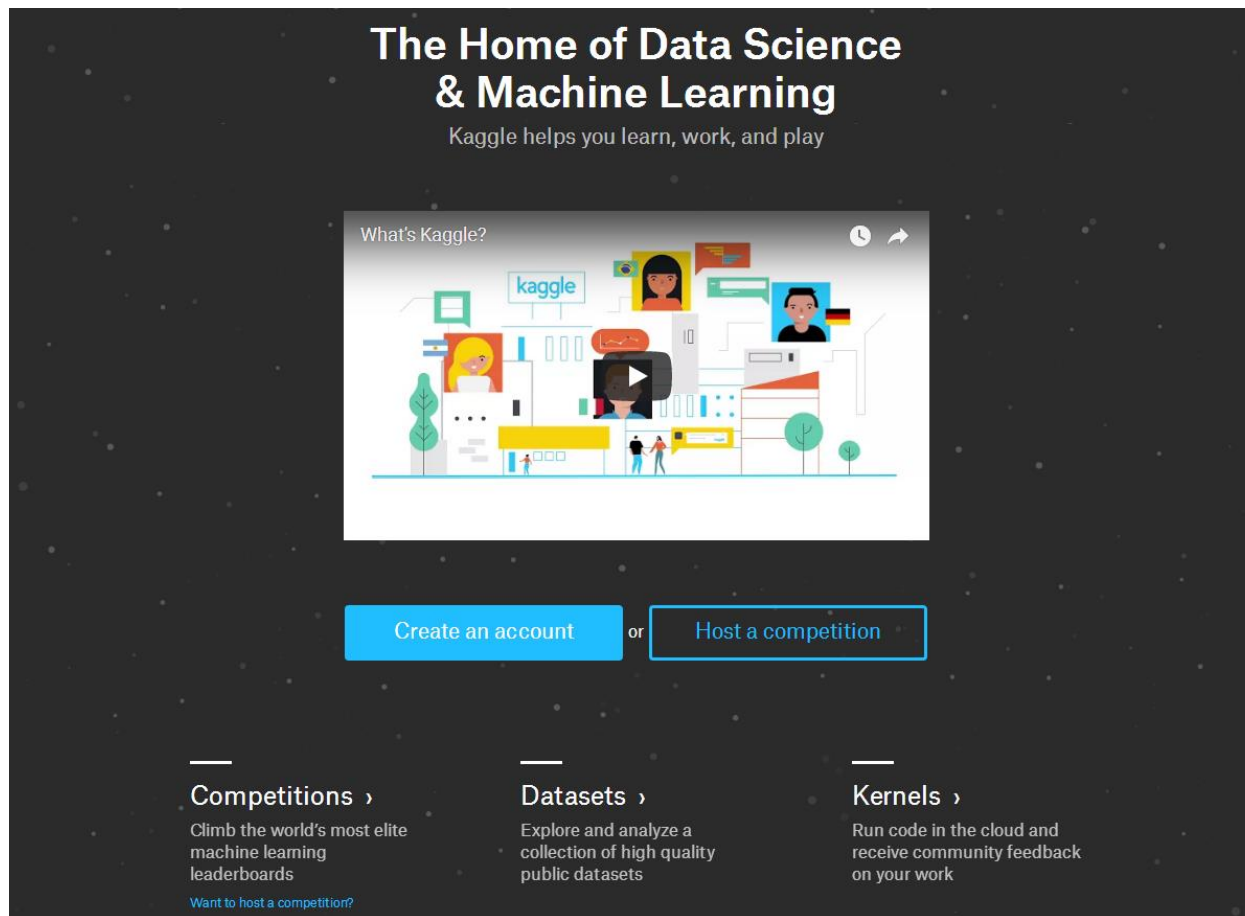
(b) 集成不起作用

	测试例1	测试例2	测试例3
h_1	✓	×	×
h_2	×	✓	×
h_3	×	×	✓
集成	×	×	×

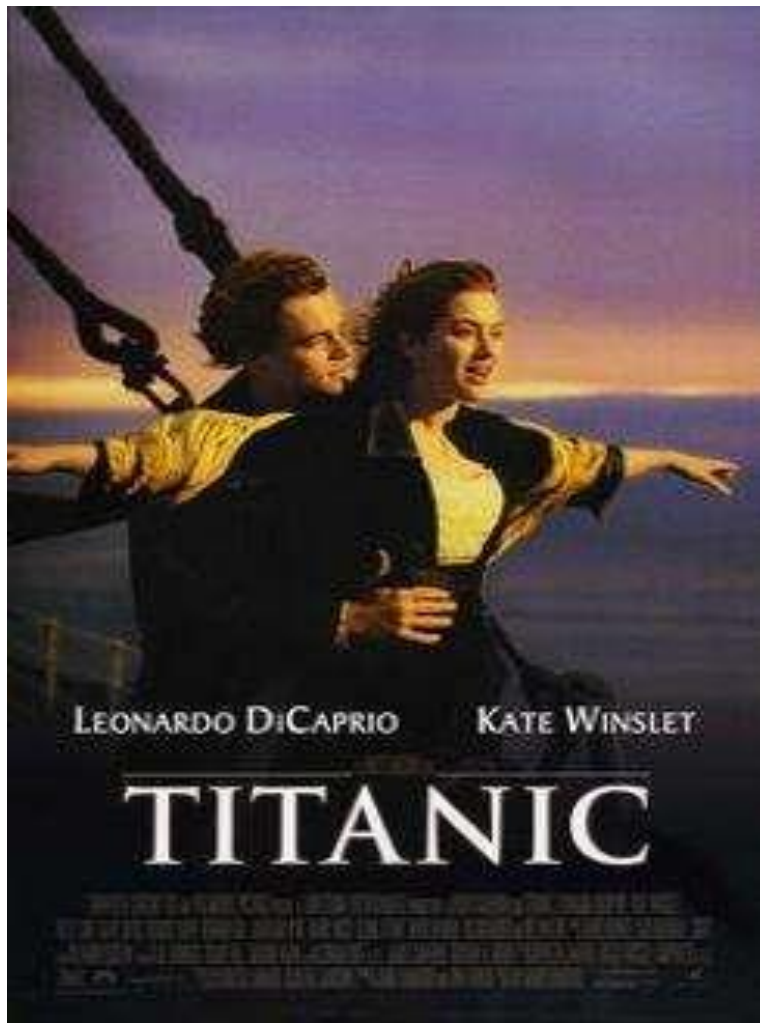
(c) 集成起负作用



<https://www.kaggle.com/>



泰坦尼克号船员获救预测项目



泰坦尼克号船员获救预测



PassengerId: 乘客编号
Survived :存活情况 (存活 : 1 ; 死亡 : 0)
Pclass : 客舱等级
Name : 乘客姓名
Sex : 性别
Age : 年龄
SibSp : 同乘的兄弟姐妹/配偶数
Parch : 同乘的父母/小孩数
Ticket : 船票编号
Fare : 船票价格
Cabin : 客舱号
Embarked : 登船港口