

# 集成学习

杜逆索

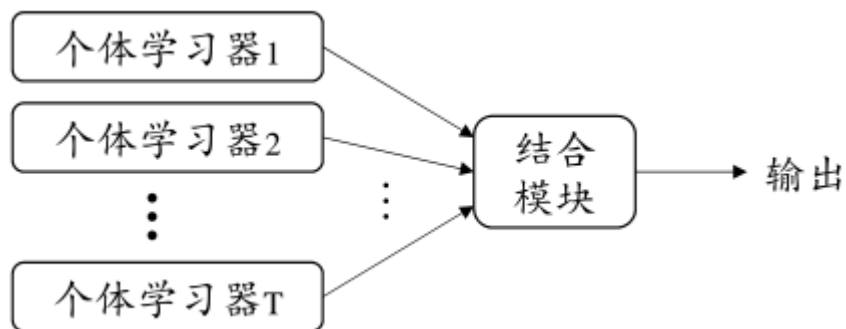
# 集成学习

---

- 个体与集成
- Boosting
  - Adaboost
- Bagging与随机森林
- 结合策略
  - 平均法
  - 投票法
  - 学习法
- 多样性
  - 误差-分歧分解
  - 多样性度量
  - 多样性扰动

# 个体与集成

- 集成学习(ensemble learning)通过构建并结合多个学习器来提升性能



# 个体与集成

- 考虑一个简单的例子，在二分类问题中，假定3个分类器在三个样本中的表现如下图所示，其中√表示分类正确，X号表示分类错误，集成的结果通过投票产生。

测试例1  测试例2  测试例3				测试例1  测试例2  测试例3				测试例1  测试例2  测试例3			
$h_1$	✓	✓	×	$h_1$	✓	✓	×	$h_1$	✓	×	×
$h_2$	×	✓	✓	$h_2$	✓	✓	×	$h_2$	×	✓	×
$h_3$	✓	×	✓	$h_3$	✓	✓	×	$h_3$	×	×	✓
集群	✓	✓	✓	集群	✓	✓	×	集群	×	×	×
(a) 集群提升性能				(b) 集群不起作用				(c) 集群起负作用			

- 集成个体应：好而不同

# 个体与集成 - 简单分析

---

- 考虑二分类问题，假设基分类器的错误率为：

$$P(h_i(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x})) = \epsilon$$

- 假设集成通过简单投票法结合 $T$ 个分类器，若有超过半数的基分类器正确则分类就正确

$$H(\mathbf{x}) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T h_i(\mathbf{x}) \right)$$

# 个体与集成 – 简单分析

- 假设基分类器的错误率相互独立，则由Hoeffding不等式可得集成的错误率为：

$$\begin{aligned} P(H(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x})) &= \sum_{k=0}^{\lfloor T/2 \rfloor} \binom{T}{k} (1-\epsilon)^k \epsilon^{T-k} \\ &\leq \exp\left(-\frac{1}{2}T(1-2\epsilon)^2\right) \end{aligned}$$

- 上式显示，在一定条件下，随着集成分类器数目的增加，集成的错误率将指数级下降，最终趋向于0

# 个体与集成 – 简单分析

---

- 上面的分析有一个关键假设：基学习器的误差相互独立
- 现实任务中，个体学习器是为解决同一个问题训练出来的，显然不可能互相独立
- 事实上，个体学习器的“准确性”和“多样性”本身就存在冲突
- 如何产生“好而不同”的个体学习器是集成学习研究的核心
- 集成学习大致可分为两大类
  - 个体学习器间存在强依赖关系
  - 个体学习器间不存在强依赖关系

# 集成学习

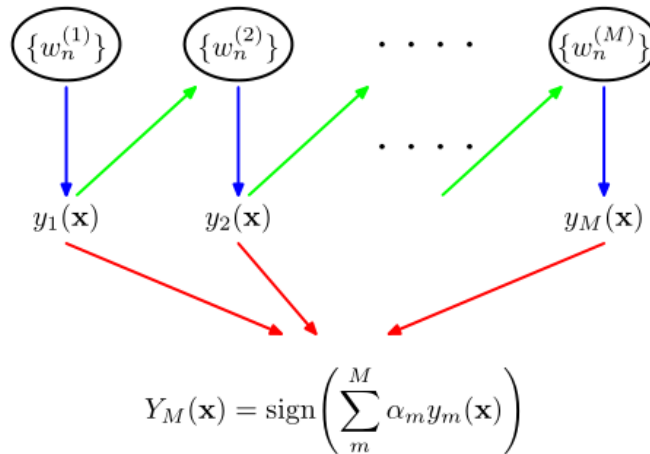
---

- 个体与集成
- Boosting
  - Adaboost
- Bagging与随机森林
- 结合策略
  - 平均法
  - 投票法
  - 学习法
- 多样性
  - 误差-分歧分解
  - 多样性度量
  - 多样性扰动



# Boosting

- 个体学习器存在强依赖关系,
- 串行生成
- 每次调整训练数据的样本分布



# Boosting - Boosting算法

---

**Input:** Sample distribution  $\mathcal{D}$ ;  
Base learning algorithm  $\mathcal{L}$ ;  
Number of learning rounds  $T$ .

**Process:**

1.  $\mathcal{D}_1 = \mathcal{D}$ .     % Initialize distribution
2. **for**  $t = 1, \dots, T$ :
3.      $h_t = \mathcal{L}(\mathcal{D}_t)$ ;     % Train a weak learner from distribution  $\mathcal{D}_t$
4.      $\epsilon_t = P_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t}(h_t(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x}))$ ;     % Evaluate the error of  $h_t$
5.      $\mathcal{D}_{t+1} = \text{Adjust\_Distribution}(\mathcal{D}_t, \epsilon_t)$
6. **end**

**Output:**  $H(\mathbf{x}) = \text{Combine\_Outputs}(\{h_1(\mathbf{x}), \dots, h_t(\mathbf{x})\})$

---

□ Boosting族算法最著名的代表是AdaBoost

# Boosting – AdaBoost算法

---

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  $\mathcal{L}$ ;  
训练轮数  $T$ .

过程:

- 1:  $\mathcal{D}_1(\mathbf{x}) = 1/m$ .
- 2: **for**  $t = 1, 2, \dots, T$  **do**
- 3:    $h_t = \mathcal{L}(D, \mathcal{D}_t)$ ;
- 4:    $\epsilon_t = P_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t}(h_t(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x}))$ ;
- 5:   **if**  $\epsilon_t > 0.5$  **then break**
- 6:    $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$ ;
- 7:   
$$\mathcal{D}_{t+1}(\mathbf{x}) = \frac{\mathcal{D}_t(\mathbf{x})}{Z_t} \times \begin{cases} \exp(-\alpha_t), & \text{if } h_t(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) \\ \exp(\alpha_t), & \text{if } h_t(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x}) \end{cases}$$
$$= \frac{\mathcal{D}_t(\mathbf{x}) \exp(-\alpha_t f(\mathbf{x}) h_t(\mathbf{x}))}{Z_t}$$
- 8: **end for**

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

---

# Boosting – AdaBoost推导

---

## □ 基学习器的线性组合

$$H(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(\mathbf{x})$$

## □ 最小化指数损失函数

$$\ell_{\text{exp}}(H \mid \mathcal{D}) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})H(\mathbf{x})}]$$

# Boosting – AdaBoost推导

□ 若 $H(x)$ 能令指数损失函数最小化，则上式对 $H(x)$ 的偏导值为0，即

$$\frac{\partial \ell_{\text{exp}}(H \mid \mathcal{D})}{\partial H(\mathbf{x})} = -e^{-H(\mathbf{x})} P(f(\mathbf{x}) = 1 \mid \mathbf{x}) + e^{H(\mathbf{x})} P(f(\mathbf{x}) = -1 \mid \mathbf{x})$$

$$\begin{aligned} \text{sign}(H(\mathbf{x})) &= \text{sign}\left(\frac{1}{2} \ln \frac{P(f(\mathbf{x}) = 1 \mid \mathbf{x})}{P(f(\mathbf{x}) = -1 \mid \mathbf{x})}\right) & H(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} \ln \frac{P(f(\mathbf{x}) = 1 \mid \mathbf{x})}{P(f(\mathbf{x}) = -1 \mid \mathbf{x})} \\ &= \begin{cases} 1, & P(f(\mathbf{x}) = 1 \mid \mathbf{x}) > P(f(\mathbf{x}) = -1 \mid \mathbf{x}) \\ -1, & P(f(\mathbf{x}) = 1 \mid \mathbf{x}) < P(f(\mathbf{x}) = -1 \mid \mathbf{x}) \end{cases} \\ &= \arg \max_{y \in \{-1, 1\}} P(f(\mathbf{x}) = y \mid \mathbf{x}), \end{aligned}$$

$\text{sign}(H(x))$ 达到了贝叶斯最优错误率，  
说明指数损失函数是分类任务原来0/1  
损失函数的一致的替代函数。

# Boosting – AdaBoost推导

- 当基分类器 $h_t$ 基于分布 $D_t$ 产生后, 该基分类器的权重 $\alpha_t$ 应使得 $\alpha_t h_t$ 最小化指数损失函数

$$\begin{aligned}\ell_{\text{exp}}(\alpha_t h_t \mid \mathcal{D}_t) &= \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t} \left[ e^{-f(\mathbf{x}) \alpha_t h_t(\mathbf{x})} \right] \\&= \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t} \left[ e^{-\alpha_t} \mathbb{I}(f(\mathbf{x}) = h_t(\mathbf{x})) + e^{\alpha_t} \mathbb{I}(f(\mathbf{x}) \neq h_t(\mathbf{x})) \right] \\&= e^{-\alpha_t} P_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t}(f(\mathbf{x}) = h_t(\mathbf{x})) + e^{\alpha_t} P_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t}(f(\mathbf{x}) \neq h_t(\mathbf{x})) \\&= e^{-\alpha_t} (1 - \epsilon_t) + e^{\alpha_t} \epsilon_t \quad \epsilon_t = P_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t}(h_t(\mathbf{x}) \neq f(\mathbf{x}))\end{aligned}$$

- 令指数损失函数的导数为0, 即

$$\frac{\partial \ell_{\text{exp}}(\alpha_t h_t \mid \mathcal{D}_t)}{\partial \alpha_t} = -e^{-\alpha_t} (1 - \epsilon_t) + e^{\alpha_t} \epsilon_t \quad \alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$$

# Boosting – AdaBoost推导

- 在获得 $H_{t-1}$ 之后的样本分布进行调整, 使得下一轮的基学习器 $h_t$ 能纠正 $H_{t-1}$ 的一些错误, 理想的 $h_t$ 能纠正全部错误

$$\begin{aligned}\ell_{\text{exp}}(H_{t-1} + h_t \mid \mathcal{D}) &= \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})(H_{t-1}(\mathbf{x}) + h_t(\mathbf{x}))}] \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})} e^{-f(\mathbf{x})h_t(\mathbf{x})}]\end{aligned}$$

- 泰勒展开近似为

$$\begin{aligned}\ell_{\text{exp}}(H_{t-1} + h_t \mid \mathcal{D}) &\simeq \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[ e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})} \left( 1 - f(\mathbf{x})h_t(\mathbf{x}) + \frac{f^2(\mathbf{x})h_t^2(\mathbf{x})}{2} \right) \right] \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[ e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})} \left( 1 - f(\mathbf{x})h_t(\mathbf{x}) + \frac{1}{2} \right) \right]\end{aligned}$$

# Boosting – AdaBoost推导

□ 于是，理想的基学习器：

$$\begin{aligned}h_t(\mathbf{x}) &= \arg \min_h \ell_{\text{exp}}(H_{t-1} + h \mid \mathcal{D}) \\&= \arg \min_h \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[ e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})} \left( 1 - f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}) + \frac{1}{2} \right) \right] \\&= \arg \max_h \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[ e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})} f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}) \right] \\&= \arg \max_h \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[ \frac{e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}}{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}]} f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}) \right],\end{aligned}$$

□ 注意到  $\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}]$  是一个常数，令  $\mathcal{D}_t$  表示一个分布：

$$\mathcal{D}_t(\mathbf{x}) = \frac{\mathcal{D}(\mathbf{x})e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}}{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}]}$$



# Boosting – AdaBoost推导

□ 根据数学期望的定义，这等价于令：

$$\begin{aligned} h_t(\mathbf{x}) &= \arg \max_h \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[ \frac{e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}}{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}}[e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}]} f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}) \right] \\ &= \arg \max_h \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t} [f(\mathbf{x})h(\mathbf{x})] . \end{aligned}$$

□ 由 $f(x), h(x) \in \{-1, +1\}$ 有：

$$f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}) = 1 - 2 \mathbb{I}(f(\mathbf{x}) \neq h(\mathbf{x}))$$

# Boosting – AdaBoost推导

□ 则理想的基学习器

$$h_t(\mathbf{x}) = \arg \min_h \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}_t} [\mathbb{I}(f(\mathbf{x}) \neq h(\mathbf{x}))]$$

□ 最终的样本分布更新公式

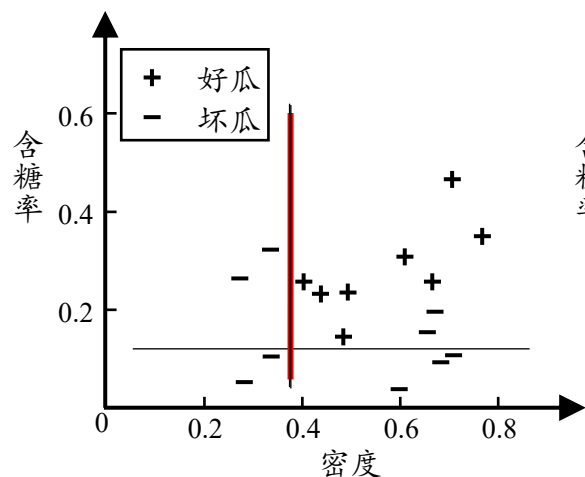
$$\begin{aligned} \mathcal{D}_{t+1}(\mathbf{x}) &= \frac{\mathcal{D}(\mathbf{x}) e^{-f(\mathbf{x})H_t(\mathbf{x})}}{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} [e^{-f(\mathbf{x})H_t(\mathbf{x})}]} \\ &= \frac{\mathcal{D}(\mathbf{x}) e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})} e^{-f(\mathbf{x})\alpha_t h_t(\mathbf{x})}}{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} [e^{-f(\mathbf{x})H_t(\mathbf{x})}]} \\ &= \mathcal{D}_t(\mathbf{x}) \cdot e^{-f(\mathbf{x})\alpha_t h_t(\mathbf{x})} \frac{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} [e^{-f(\mathbf{x})H_{t-1}(\mathbf{x})}]}{\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} [e^{-f(\mathbf{x})H_t(\mathbf{x})}]} \end{aligned}$$

# Boosting – AdaBoost注意事项

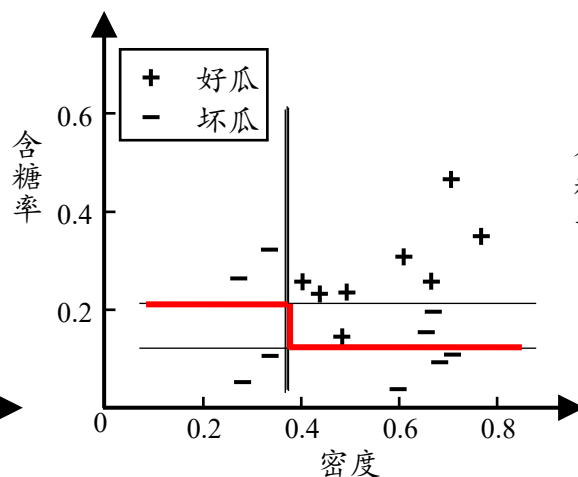
---

- 数据分布的学习
  - 重赋权法
  - 重采样法
  
- 重启动，避免训练过程过早停止

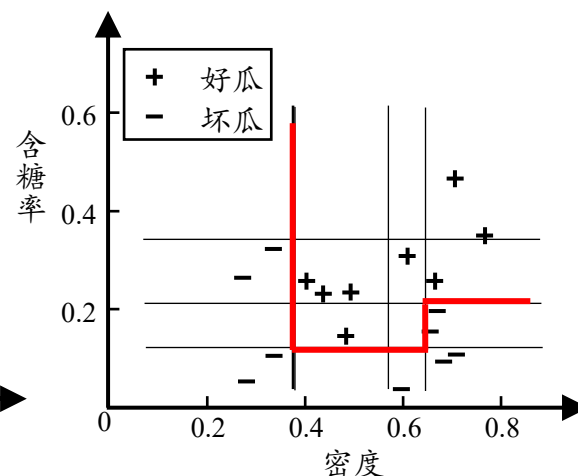
# Boosting – AdaBoost实验



(a) 3个基学习器



(b) 5个基学习器



(c) 11个基学习器

□ 从偏差-方差的角度：降低偏差，可对泛化性能相当弱的学习器构造出很强的集成

# 集成学习

---

- 个体与集成
- Boosting
  - Adaboost
- Bagging与随机森林
- 结合策略
  - 平均法
  - 投票法
  - 学习法
- 多样性
  - 误差-分歧分解
  - 多样性度量
  - 多样性扰动

# Bagging与随机森林

---

- 个体学习器不存在强依赖关系
- 并行化生成
- 自助采样法

# Bagging与随机森林 - Bagging算法

---

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  $\mathcal{L}$ ;  
训练轮数  $T$ .

过程:

```
1: for  $t = 1, 2, \dots, T$  do  
2:    $h_t = \mathcal{L}(D, \mathcal{D}_{bs})$   
3: end for
```

输出:  $H(\mathbf{x}) = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \sum_{t=1}^T \mathbb{I}(h_t(\mathbf{x}) = y)$

---

# Bagging与随机森林 - Bagging算法特点

---

## □ 时间复杂度低

- 假定基学习器的计算复杂度为 $O(m)$ ，采样与投票/平均过程的复杂度为 $O(s)$ ，则bagging的复杂度大致为 $T(O(m)+O(s))$
- 由于 $O(s)$ 很小且 $T$ 是一个不大的常数
- 因此训练一个bagging集成与直接使用基学习器的复杂度同阶

## □ 可使用包外估计



# Bagging与随机森林 - 包外估计

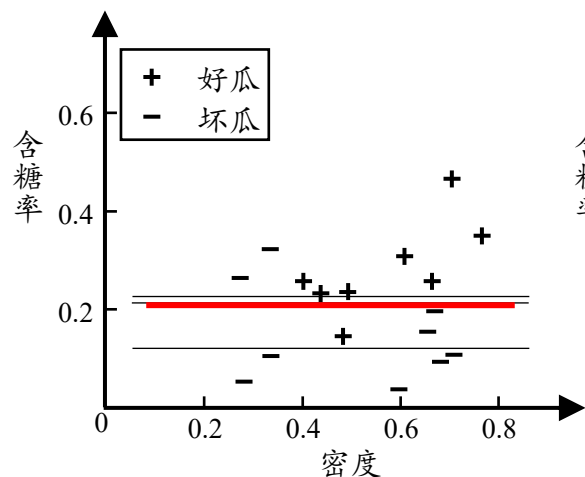
- $H^{oob}(x)$ 表示对样本 $x$ 的包外预测，即仅考虑那些未使用样本 $x$ 训练的基学习器在 $x$ 上的预测

$$H^{oob}(\mathbf{x}) = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \sum_{t=1}^T \mathbb{I}(h_t(\mathbf{x}) = y) \cdot \mathbb{I}(\mathbf{x} \notin D_t)$$

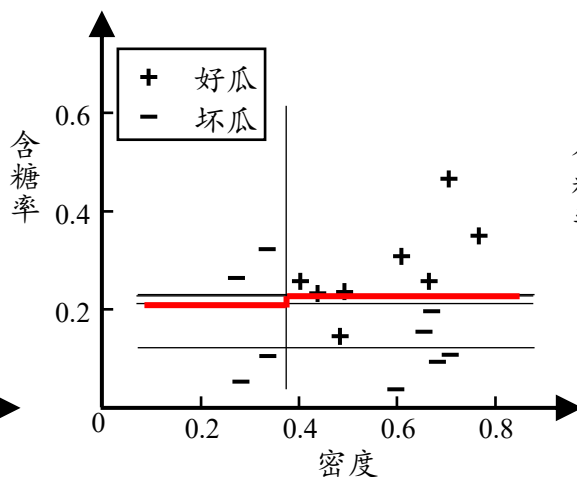
- Bagging泛化误差的包外估计为：

$$\epsilon^{oob} = \frac{1}{|D|} \sum_{(\mathbf{x}, y) \in D} \mathbb{I}(H^{oob}(\mathbf{x}) \neq y)$$

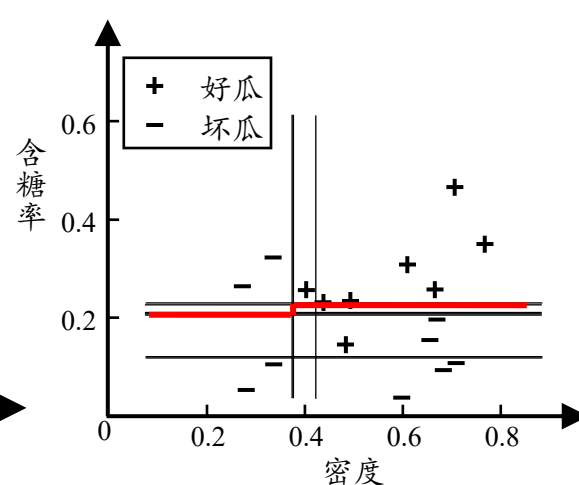
# Bagging与随机森林- Bagging实验



(a) 3个基学习器



(b) 5个基学习器



(c) 11个基学习器

□ 从偏差-方差的角度：降低方差，在不剪枝的决策树、神经网络等易受样本影响的学习器上效果更好

# Bagging与随机森林-随机森林

---

- 随机森林(Random Forest, 简称RF)是bagging的一个扩展变种
- 采样的随机性
- 属性选择的随机性

# Bagging与随机森林 – 随机森林算法

## □ 随机森林算法

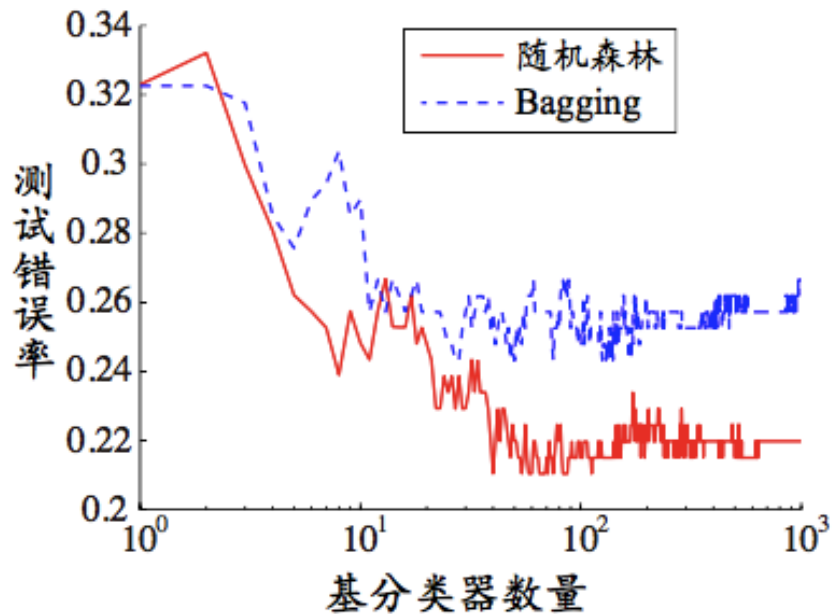
**Input:** Data set  $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\}$ ;  
Feature subset size  $K$ .

**Process:**

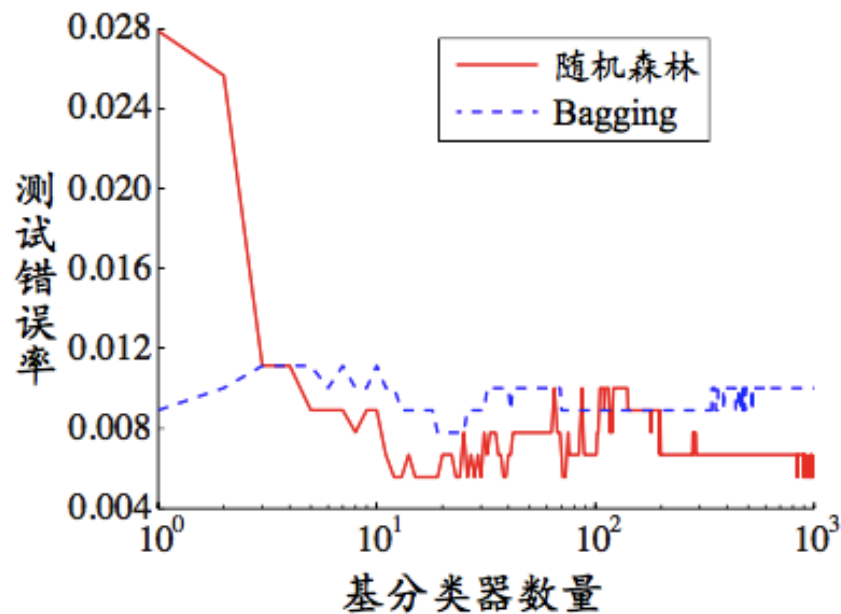
1.  $N \leftarrow$  create a tree node based on  $D$ ;
2. **if** *all instances in the same class* **then return**  $N$
3.  $\mathcal{F} \leftarrow$  the set of features that can be split further;
4. **if**  $\mathcal{F}$  *is empty* **then return**  $N$
5.  $\tilde{\mathcal{F}} \leftarrow$  select  $K$  features from  $\mathcal{F}$  randomly;
6.  $N.f \leftarrow$  the feature which has the best split point in  $\tilde{\mathcal{F}}$ ;
7.  $N.p \leftarrow$  the best split point on  $N.f$ ;
8.  $D_l \leftarrow$  subset of  $D$  with values on  $N.f$  smaller than  $N.p$ ;
9.  $D_r \leftarrow$  subset of  $D$  with values on  $N.f$  no smaller than  $N.p$ ;
10.  $N_l \leftarrow$  call the process with parameters  $(D_l, K)$ ;
11.  $N_r \leftarrow$  call the process with parameters  $(D_r, K)$ ;
12. **return**  $N$

**Output:** A random decision tree

# Bagging与随机森林 - 随机森林实验



(a) glass 数据集



(b) auto-mpg 数据集

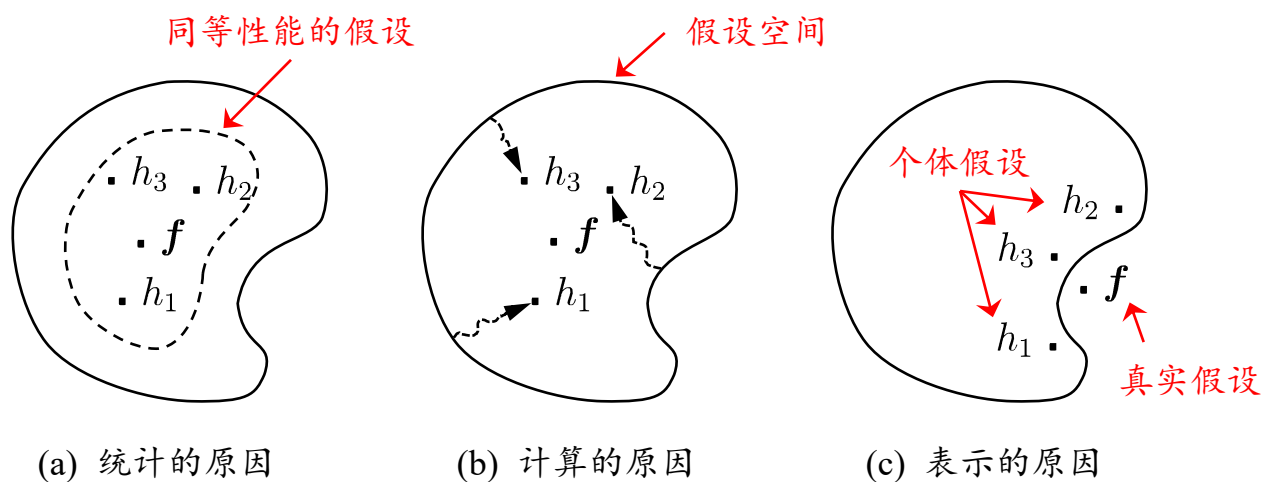
# 集成学习

---

- 个体与集成
- Boosting
  - Adaboost
- Bagging与随机森林
- 结合策略
  - 平均法
  - 投票法
  - 学习法
- 多样性
  - 误差-分歧分解
  - 多样性度量
  - 多样性扰动

# 结合策略

□ 学习器的组合可以从三个方面带来好处



# 结合策略 - 平均法

---

## □ 简单平均法

$$H(\mathbf{x}) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T h_i(\mathbf{x}).$$

## □ 加权平均法

$$H(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^T w_i h_i(\mathbf{x}), \quad w_i \geq 0 \quad \text{and} \quad \sum_{i=1}^T w_i = 1.$$



# 结合策略 - 平均法

---

- 简单平均法是加权平均法的特例
- 加权平均法在二十世纪五十年代被广泛使用
- 集成学习中的各种结合方法都可以看成是加权平均法的变种或特例
- 加权平均法可认为是集成学习研究的基本出发点
- 加权平均法未必一定优于简单平均法

# 结合策略 - 投票法

---

## □ 绝对多数投票法 (majority voting)

$$H(\mathbf{x}) = \begin{cases} c_j & \text{if } \sum_{i=1}^T h_i^j(\mathbf{x}) > \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \sum_{i=1}^T h_i^k(\mathbf{x}) \\ \text{rejection} & \text{otherwise.} \end{cases}$$

## □ 相对多数投票法 (plurality voting)

$$H(\mathbf{x}) = c_{\arg \max_j \sum_{i=1}^T h_i^j(\mathbf{x})}$$

## □ 加权投票法 (weighted voting)

$$H(\mathbf{x}) = c_{\arg \max_j \sum_{i=1}^T w_i h_i^j(\mathbf{x})}$$

# 结合策略 - 学习法

## □ Stacking是学习法的典型代表

**Input:** Data set  $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\}$ ;  
First-level learning algorithms  $\mathcal{L}_1, \dots, \mathcal{L}_T$ ;  
Second-level learning algorithm  $\mathcal{L}$ .

**Process:**

1. **for**  $t = 1, \dots, T$ :   % Train a first-level learner by applying the
2.      $h_t = \mathcal{L}_t(D)$ ;   % first-level learning algorithm  $\mathcal{L}_t$
3. **end**
4.  $D' = \emptyset$ ;           % Generate a new data set
5. **for**  $i = 1, \dots, m$ :
6.     **for**  $t = 1, \dots, T$ :
7.          $z_{it} = h_t(\mathbf{x}_i)$ ;
8.     **end**
9.      $D' = D' \cup ((z_{i1}, \dots, z_{iT}), y_i)$ ;
10. **end**
11.  $h' = \mathcal{L}(D')$ ;       % Train the second-level learner  $h'$  by applying  
                              % the second-level learning algorithm  $\mathcal{L}$  to the  
                              % new data set  $D'$ .

**Output:**  $H(\mathbf{x}) = h'(h_1(\mathbf{x}), \dots, h_T(\mathbf{x}))$

多响应线性回归(MLR)作为次级学习器的学习算法 效果较好

## □ 贝叶斯模型平均(BMA)

# 集成学习

---

- 个体与集成
- Boosting
  - Adaboost
- Bagging与随机森林
- 结合策略
  - 平均法
  - 投票法
  - 学习法
- 多样性
  - 误差-分歧分解
  - 多样性度量
  - 多样性扰动

# 多样性 - 误差-分歧分解

---

□ 定义学习器 $h_i$ 的分歧(ambiguity):

$$A(h_i | \mathbf{x}) = (h_i(\mathbf{x}) - H(\mathbf{x}))^2$$

□ 集成的分歧:

$$\begin{aligned}\bar{A}(h | \mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^T w_i A(h_i | \mathbf{x}) \\ &= \sum_{i=1}^T w_i (h_i(\mathbf{x}) - H(\mathbf{x}))^2\end{aligned}$$

# 多样性 - 误差-分歧分解

---

- ❑ 分歧项代表了个体学习器在样本 $x$ 上的不一致性，即在一定程度上反映了个体学习器的多样性，个体学习器 $h_i$ 和集成 $H$ 的平方误差分别为

$$E(h_i \mid \mathbf{x}) = (f(\mathbf{x}) - h_i(\mathbf{x}))^2$$

$$E(H \mid \mathbf{x}) = (f(\mathbf{x}) - H(\mathbf{x}))^2$$

# 多样性 - 误差-分歧分解

□ 令  $\bar{E}(h \mid \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^T w_i \cdot E(h_i \mid \mathbf{x})$  表示个体学习器误差的加权均值，有

$$\begin{aligned}\bar{A}(h \mid \mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^T w_i E(h_i \mid \mathbf{x}) - E(H \mid \mathbf{x}) \\ &= \bar{E}(h \mid \mathbf{x}) - E(H \mid \mathbf{x}) .\end{aligned}$$

□ 上式对所有样本 $\mathbf{x}$ 均成立，令 $p(\mathbf{x})$ 表示样本的概率密度，则在全样本上有

$$\sum_{i=1}^T w_i \int A(h_i \mid \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \sum_{i=1}^T w_i \int E(h_i \mid \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} - \int E(H \mid \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

# 多样性 - 误差-分歧分解

- 个体学习器 $h_i$ 在全样本上的泛化误差和分歧项分别为：

$$E_i = \int E(h_i | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

$$A_i = \int A(h_i | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

- 集成的泛化误差为：

$$E = \int E(H | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

- 令  $\overline{E} = \sum_{i=1}^T w_i E_i$  表示个体学习器泛化误差的加权均值，  
 $\overline{A} = \sum_{i=1}^T w_i A_i$  表示个体学习器的加权分歧值，有

$$E = \overline{E} - \overline{A}$$



# 多样性 - 误差-分歧分解

---

- 这个漂亮的式子显示:个体学习器精确性越高、多样性越大,则集成效果越好。称为误差-分歧分解
- 为什么不能直接把 $\bar{E} - \bar{A}$ 作为优化目标来求解?
  - 现实任务中很难直接对 $\bar{E} - \bar{A}$ 进行优化,
    - 它们定义在整个样本空间上
    - $\bar{A}$ 不是一个可直接操作的多样性度量
    - 上面的推导过程只适用于回归学习,难以直接推广到分类学习任务上去

# 多样性 – 多样性度量

- 多样性度量(diversity measure)用于度量集成中个体学习器的多样性
- 对于二分类问题，分类器 $h_i$ 与 $h_j$ 的预测结果联立表(contingency table)为

	$h_i = +1$	$h_i = -1$
$h_j = +1$	$a$	$c$
$h_j = -1$	$b$	$d$

$$a + b + c + d = m$$

# 多样性 - 多样性度量

---

## □ 常见的多样性度量

- 不合度量 (Disagreement Measure)

$$dis_{ij} = \frac{b + c}{m}$$

- 相关系数 (Correlation Coefficient)

$$\rho_{ij} = \frac{ad - bc}{\sqrt{(a + b)(a + c)(c + d)(b + d)}}$$

# 多样性 - 多样性度量

## □ 常见的多样性度量

- Q-统计量 (Q-Statistic)

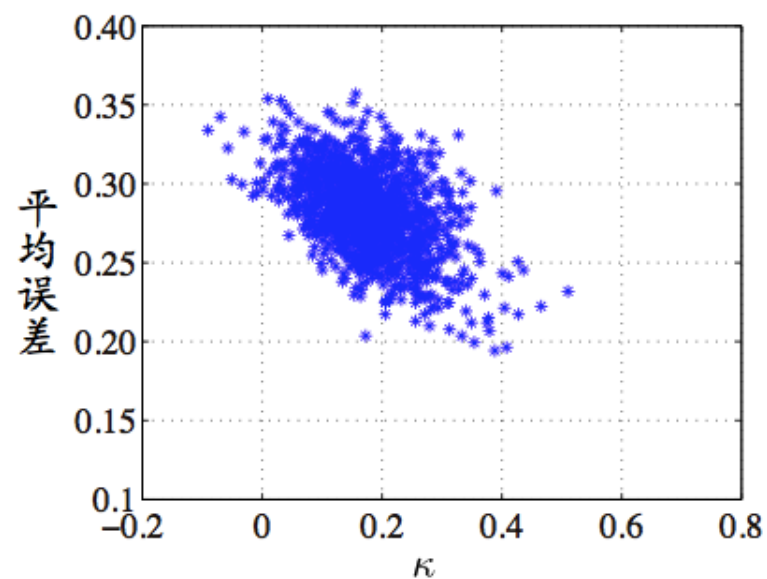
$$Q_{ij} = \frac{ad - bc}{ad + bc} \quad |Q_{ij}| \leq |\rho_{ij}|$$

- K-统计量 (Kappa-Statistic)

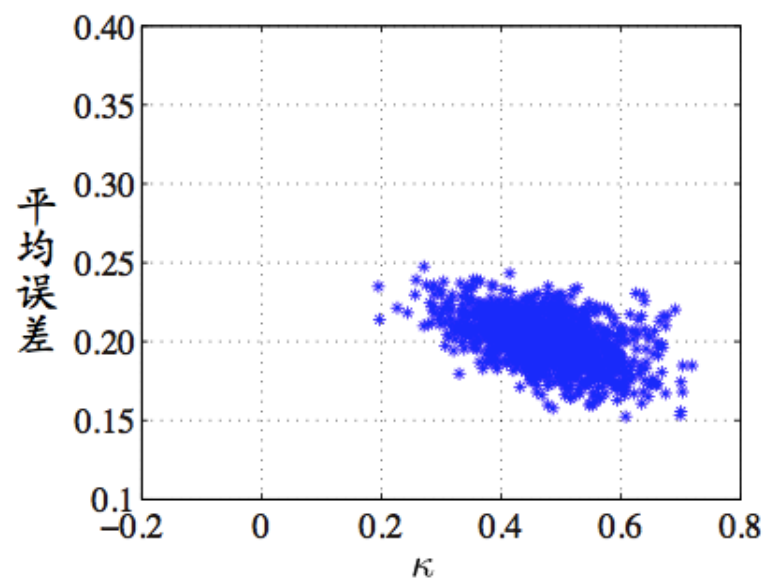
$$\kappa = \frac{p_1 - p_2}{1 - p_2} \quad \begin{aligned} p_1 &= \frac{a + d}{m}, \\ p_2 &= \frac{(a + b)(a + c) + (c + d)(b + d)}{m^2} \end{aligned}$$

# 多样性 - 多样性度量

## □ $k$ -误差图



(a) AdaBoost 集成



(b) Bagging 集成

# 多样性 – 多样性增强

---

## □ 常见的增强个体学习器的多样性的方法

- 数据样本扰动
- 输入属性扰动
- 输出表示扰动
- 算法参数扰动

# 多样性 - 多样性增强 - 数据样本扰动

## □ 数据样本扰动通常是基于采样法

- Bagging中的自助采样法
- Adaboost中的序列采样

数据样本扰动对“不稳定基学习器”很有效

## □ 对数据样本的扰动敏感的基学习器(不稳定基学习器)

- 决策树，神经网络等

## □ 对数据样本的扰动不敏感的基学习器(稳定基学习器)

- 线性学习器，支持向量机，朴素贝叶斯，k近邻等

# 多样性 - 多样性增强 - 输入属性扰动

## □ 随机子空间算法(random subspace)

---

**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  $\mathcal{L}$ ;  
基学习器数  $T$ ;  
子空间属性数  $d'$ .

**过程:**

```
1: for  $t = 1, 2, \dots, T$  do  
2:    $\mathcal{F}_t = \text{RS}(D, d')$   
3:    $D_t = \text{Map}_{\mathcal{F}_t}(D)$   
4:    $h_t = \mathcal{L}(D_t)$   
5: end for
```

**输出:**  $H(\mathbf{x}) = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \sum_{t=1}^T \mathbb{I}(h_t(\text{Map}_{\mathcal{F}_t}(\mathbf{x})) = y)$

---



# 多样性 - 多样性增强 - 输出表示扰动

---

- 翻转法(Flipping Output)
- 输出调剂法(Output Smearing)
- ECOC法

# 多样性 - 多样性增强 - 算法参数扰动

---

- 负相关法
- 不同的多样性增强机制同时使用

# 阅读材料

---

- 集成学习方面的主要推荐读物是[Zhou,2012]，本章提及的所有内容在该书中都有更深入的详细介绍。  
[Kuncheva,2004;Rockach,2010b]可供参考，[Schapire and Freund,2012]则是专门关于Boosting的著作，集成学习方面有一些专门性的会议MCS(International Workshop on Multiple Classifier System).
- Boosting源于[Schapire,1990]对[Kearns and Valiant,1989]提出的“弱分类器是否等价于强学习”这个重要理论问题的构造性证明。最初的Boosting算法仅有理论意义，经数年努力后[Freund and Schapire,1997]提出Adaboost，并因此或得理论计算机科学方面的重要奖项—哥德尔奖。关于Boosting和Bagging已有的很多理论研究成果课参阅[Zhou,2012]第2-3章。