



分享人: zyj 2019/6/20





- 统计学习定义:关于计算机基于数据构建统计模型并运用模型对数据进行预测和分析的学科。
- 统计学习对象:数据
- 统计学习假设:数据具有一定的统计规律性
- 统计学习目的:对数据的预测与分析





• 分类:

- Supervised Learning
- Unsupervised Learning
- Semi-supervised Learning
- Reinforcement Learning



• 监督学习

・训练集

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}\$$

- 输入空间、输出空间
- 假设:
 - □ 训练数据与测试数据依照联合概率分布 P(X,Y) 独立同分布产生的。
- •目的:学习一个输入空间到输出空间的映射,即模型。
- 概率模型 P(y|x) 决策函数 y = f(x)
- 假设空间:即所有模型的集合。



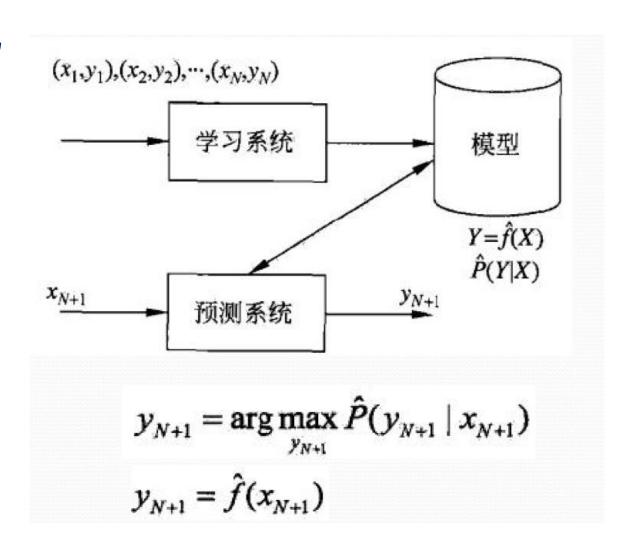


• 监督学习

• 分类问题、回归问题、标注问题。



• 问题形式化







- 统计学习方法=模型+策略+算法
- 模型
 - 决策函数集合 $\mathcal{F} = \{f | f_{\theta}(X), \theta \in \mathbb{R}^n\}$

• 条件概率集合 $\mathcal{F} = \{P|P_{\theta}(Y|X), \theta \in \mathbb{R}^n\}$





• 方法=模型+策略+算法

策略

∞损失函数:一次预测的好坏

∞风险函数: 平均意义下模型预测的好坏

∞o-1损失函数 o-1 loss function

$$L(Y, f(X)) = \begin{cases} 1, & Y \neq f(X) \\ 0, & Y = f(X) \end{cases}$$

∞平方损失函数 quadratic loss function

$$L(Y, f(X)) = (Y - f(X))^2$$

∞绝对损失函数 absolute loss function

$$L(Y, f(X)) = |Y - f(X)|$$





- 方法=模型+策略+算法
- 策略
 - •风险函数 (期望损失)

$$R_{exp}(f) = E_p[L(Y, f(x))] = \int_{X \times Y} L(y, f(x)) P(x, y) dx dy$$

• 经验风险 (经验损失)

$$R_{emp}(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} L(y_i, f(x_i))$$





- 方法=模型+策略+算法
- 策略:经验风险最小化与结构风险最小化
 - 经验风险最小化

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} L(y_i, f(x_i))$$

- □过拟合
- 结构风险最小化

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} L(y_i, f(x_i)) + \lambda J(f)$$

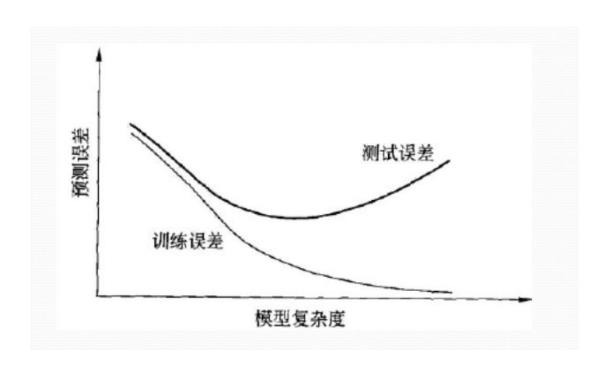




- 方法=模型+策略+算法
- 算法
 - 求解模型即求解最优化问题
 - □ 存在解析解
 - □ 不存在解析解



• 训练误差、测试误差





- 数据集划分
 - 训练集 training set
 - 验证集 validation set
 - 测试集 test set
- 交叉验证
 - 简单交叉验证
 - S折交叉验证
 - 留一交叉验证



泛化误差

$$R_{exp}(f) = E_p[L(Y, f(x))] = \int_{X \times Y} L(y, f(x)) P(x, y) \, dx \, dy$$

• 泛化误差上界定理

• 当假设空间是有限个函数的集合 $\mathcal{F} = \{f_1, f_2, ..., f_d\}$,对任意一个函数 f,至少以概率 $1 - \delta$,以下不等式成立: $R_{exp}(f) \leq R_{emp}(f) + \epsilon(d, N, \delta)$

$$\epsilon(d, N, \delta) = \sqrt{\frac{1}{2N}} (logd + log\frac{1}{\delta})$$



线性可分数据集

