

$$X - \text{data} \rightarrow X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T_{n \times p}$$

$$\theta: \text{parameter} = \begin{pmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \dots & \theta_{1p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \theta_{n1} & \theta_{n2} & \dots & \theta_{np} \end{pmatrix}_{n \times p}$$

$$X \sim p(x|\theta).$$

- 频率派: θ 未知的常量, x 随机变量.

$$\text{MLE: } \theta_{\text{MLE}} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \log p(x|\theta).$$

- 贝叶斯派 x 随机变量, $\theta \sim p(\theta)$ 先验

$$p(\theta|x) = \frac{p(x|\theta)p(\theta)}{p(x)} \rightarrow \int_{\theta} p(x|\theta)p(\theta)d\theta.$$

$$\text{MAP} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} p(\theta|x) = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} p(x|\theta) \cdot p(\theta).$$

- 贝叶斯预测: $x \rightarrow \tilde{x}$

$$p(\tilde{x}|x) = \int_{\theta} p(\tilde{x}|\theta)p(\theta|x)d\theta$$

$$= \int_{\theta} p(\tilde{x}|\theta)p(\theta|x)d\theta$$

- 贝叶斯 \rightarrow 根号问题.

求积分 \rightarrow MCMC.

当降维 \rightarrow 统计机器学习

↓
优化.

① 模型

② loss function

③ 优化算法.

- 频率派:

- 把 model 的参数看成未知的常数, 通过训练 data 和 准则来估计参数

- 最大似然估计

- 是一个优化问题.

- 贝叶斯 model.

- 参数有先验 $P(\theta)$.

- 有似然 $P(y|\theta)$.

- 求后验 $P(\theta|y)$

- $$P(\theta|y) = \frac{P(\theta) \cdot P(y|\theta)}{P(y)}$$
 贝叶斯.

↑

(通过蒙特卡洛法抽样)

- 两者区别

$$L(y, f(\theta)) + \lambda P(\theta) \quad \text{利用优化.}$$

$$e^{-\lambda P(-L(y, f(\theta)))} \cdot e^{-\lambda P(\theta)}$$

↑
似然

↓
先验

这样是等价的.

但若采用抽样法确定 $P(\theta)$, 则不同