

贝叶斯线性回归

我们知道，线性回归当噪声为高斯分布的时候，最小二乘损失导出的结果相当于对概率模型应用 MLE，引入参数的先验时，先验分布是高斯分布，那么 MAP 的结果相当于岭回归的正则化，如果先验是拉普拉斯分布，那么相当于 Lasso 的正则化。这两种方案都是点估计方法。我们希望利用贝叶斯方法来求解参数的后验分布。

线性回归的模型假设为：

$$f(x) = w^T x \quad (1)$$

$$y = f(x) + \varepsilon \quad (2)$$

$$\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (3)$$

在贝叶斯方法中，需要解决推断和预测两个问题。

推断

引入高斯先验：

$$p(w) = \mathcal{N}(0, \Sigma_p) \quad (4)$$

对参数的后验分布进行推断：

$$p(w|X, Y) = \frac{p(w, Y|X)}{p(Y|X)} = \frac{p(Y|w, X)p(w|X)}{\int p(Y|w, X)p(w|X)dw} \quad (5)$$

分母和参数无关，由于 $p(w|X) = p(w)$ ，代入先验得到：

$$p(w|X, Y) \propto \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(y_i | w^T x_i, \sigma^2) \cdot \mathcal{N}(0, \Sigma_p) \quad (6)$$

高斯分布取高斯先验的共轭分布依然是高斯分布，于是可以得到后验分布也是一个高斯分布。第一项：

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(y_i | w^T x_i, \sigma^2) &= \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sigma^N} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N (y_i - w^T x_i)^2\right) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sigma^N} \exp\left(-\frac{1}{2} (Y - Xw)^T (\sigma^{-2} \mathbb{I}) (Y - Xw)\right) \\ &= \mathcal{N}(Xw, \sigma^2 \mathbb{I}) \end{aligned} \quad (7)$$

代入上面的式子：

$$p(w|X, Y) \propto \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (Y - Xw)^T \sigma^{-2} \mathbb{I} (Y - Xw) - \frac{1}{2} w^T \Sigma_p^{-1} w\right) \quad (8)$$

假定最后得到的高斯分布为： $\mathcal{N}(\mu_w, \Sigma_w)$ 。对于上面的分布，采用配方的方式来得到最终的分布，指数上面的二次项为：

$$-\frac{1}{2\sigma^2} w^T X^T X w - \frac{1}{2} w^T \Sigma_p^{-1} w \quad (9)$$

于是：

$$\Sigma_w^{-1} = \sigma^{-2} X^T X + \Sigma_p^{-1} = A \quad (10)$$

一次项：

$$\frac{1}{2\sigma^2} 2Y^T X w = \sigma^{-2} Y^T X w \quad (11)$$

于是：

$$\mu_w^T \Sigma_w^{-1} = \sigma^{-2} Y^T X \Rightarrow \mu_w = \sigma^{-2} A^{-1} X^T Y \quad (12)$$

预测

给定一个 x^* ，求解 y^* ，所以 $f(x^*) = x^{*T} w$ ，代入参数后验，有 $x^{*T} w \sim \mathcal{N}(x^{*T} \mu_w, x^{*T} \Sigma_w x^*)$ ，添上噪声项：

$$\begin{aligned} p(y^* | X, Y, x^*) &= \int_w p(y^* | w, X, Y, x^*) p(w | X, Y, x^*) dw = \int_w p(y^* | w, x^*) p(w | X, Y) dw \quad (13) \\ &= \mathcal{N}(x^{*T} \mu_w, x^{*T} \Sigma_w x^* + \sigma^2) \end{aligned}$$