

# Bayes Linear Classification 03 Prediction & Conclusion

Chen Gong

06 November 2019

根据上一节中提到的 Inference，我们已经成功的推断出了  $p(w|Data)$  的分布。表述如下所示：

$$p(w|X, Y) \sim \mathcal{N}(\mu_w, \Sigma_w) \quad (1)$$

其中，

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

而我们的 Prediction 过程，可以被描述为，给定一个  $x^*$  如果计算得到  $y^*$ 。而我们的模型建立如下所示：

$$\begin{cases} f(x) = w^T x = x^T w \\ y = f(x) + \varepsilon \end{cases} \quad \varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (3)$$

## 1 Prediction

模型预测的第一步为，

$$f(x^*) = x^{*T} w \quad (4)$$

而在 Inference 部分，我们得到了  $p(w|Data) = \mathcal{N}(\mu_w, \Sigma_w)$ 。所以，我们可以推断出，

$$f(x^*) = x^{*T} w \sim \mathcal{N}(x^{*T} \mu_w, x^{*T} \Sigma_w x^*) \quad (5)$$

那么公式 (5) 我们可以写作：

$$p(f(x^*)|Data, x^*) \sim \mathcal{N}(x^{*T} \mu_w, x^{*T} \Sigma_w x^*) \quad (6)$$

又因为  $y = f(x) + \varepsilon$ ，所以

$$p(y^*|Data, x^*) \sim \mathcal{N}(x^{*T} \mu_w, x^{*T} \Sigma_w x^* + \sigma^2) \quad (7)$$

那么计算到这里，我们的模型预测也算是完成了。

## 2 Conclusion

Data:  $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ ，其中  $x_i \in \mathbb{R}^p$ ， $y_i \in \mathbb{R}$ 。

Model:

$$\begin{cases} f(x) = w^T X = x^T w \\ y = f(x) + \varepsilon \end{cases} \quad \varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (8)$$

Bayesian Method:  $w$  不在是一个未知的常数,  $w$  而是一个概率分布。贝叶斯线性分类可以被分成两个部分, Inference 和 Prediction。

1. Inference:  $p(w|Data)$  是一个 posterior 分布, 假定  $p(w|Data) = \mathcal{N}(\mu_w, \Sigma_w) \propto likelihood \times prior$ 。这里使用了共轭的小技巧, 得到 posterior 一定是一个 Gaussian Distribution。在这一步中, 我们的关键是求出  $\mu_w$  和  $\Sigma_w$ 。

2. Prediction: 这个问题实际上也就是, 给定一个  $x^*$  如果计算得到  $y^*$ 。我们可以描述为:

$$p(y^*|Data, x^*) = \int_w p(y^*|w, Data, x^*)p(w|Data, x^*)dw \quad (9)$$

又因为,  $y^*$  只依赖于  $w$  和  $x^*$ , 不依赖于历史数据, 所以  $p(y^*|w, Data, x^*) = p(y^*|w, x^*)$ 。并且,  $w$  的获得与  $x^*$  没有关系, 所以  $p(w|Data)$ 。所以:

$$p(y^*|Data, x^*) = \int_w p(y^*|w, x^*)p(w|Data)dw = \mathbb{E}_{w \sim p(w|Data)}[p(y^*|w, x^*)] \quad (10)$$

之后通过自共轭特性不用计算积分即可得到服从的正态分布。