

# Gaussian Process 03 Function View

Chen Gong

15 December 2019

在上一小节中，我们从 Weight-Space View 来看 Gaussian Process Regression，好像和 Gaussian Process 并没有什么关系。但是这一小节，我们从函数的角度来看就可以看到了。

## 1 Recall Gaussian Process

对于一组随机变量  $\{\xi_t\}_{t \in T}$ ,  $T$ : continuous space or time. If:  $\forall n \in N^+ (n \geq 1)$ , Index:  $\{t_1, t_2, \dots, t_n\} \rightarrow$  random variable:  $\{\xi_{t_1}, \xi_{t_2}, \dots, \xi_{t_n}\}$ . 令  $\xi_{1:n} = \{\xi_{t_1}, \xi_{t_2}, \dots, \xi_{t_n}\}^T$ . If  $\xi_{1:n} \sim \mathcal{N}(\mu_{1:n}, \Sigma_{1:n})$ , 那么我们称  $\{\xi_t\}_{t \in T}$  is a Gaussian Distribution. 并且,  $\xi_t \sim GP(m(t), k(t, s))$ ,  $m(t)$  为 mean function,  $k(t, s)$  为 covariance function. 下面我们回到 Weight-Space View 中。

## 2 Weight-Space view to Function-Space view

在这里  $w$  是一个先验分布,  $f(x)$  是一个随机变量。  $f(x) = \phi(x)^T w$ ,  $y = f(x) + \epsilon$ ,  $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 。在 Bayesian 的方法中，对于给定的先验信息 (prior):  $w \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_p)$ 。因为,  $f(x) = \phi(x)^T w$ , 所以可以得到:

$$\mathbb{E}_w[f(x)] = \mathbb{E}_w[\phi(x)^T w] = \phi(x)^T \mathbb{E}_w[w] = 0 \quad (1)$$

那么对于  $\forall x, x' \in \mathbb{R}^p$ ,

$$\begin{aligned} cov(f(x), f(x')) &= \mathbb{E}[(f(x) - \mathbb{E}[f(x)])(f(x') - \mathbb{E}[f(x')]))] \\ &= \mathbb{E}[f(x)f(x')] \\ &= \mathbb{E}[\phi(x)^T w \phi(x')^T w] \\ &= \mathbb{E}[\phi(x)^T w w^T \phi(x')] \end{aligned} \quad (2)$$

因为  $\phi(x')^T w$  的结果是一个实数，所以它的转置就等于它自己。又因为  $w \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_p)$ , 均值为 0, 协方差为  $\Sigma_p$ 。并且有  $\mathbb{E}[w w^T] = \mathbb{E}[(w - 0)(w^T - 0)]$ , 这个东西不就是协方差矩阵  $cov(w) = \Sigma_p$ 。

而  $\phi(x)^T \Sigma_p \phi(x')$  是一个 kernel function, 前面我们已经证明过了,  $\varphi(x) = \Sigma_p^{\frac{1}{2}}$ 。而  $\phi(x) \Sigma_p \phi(x') = \langle \varphi(x), \varphi(x') \rangle = K(x, x')$ 。

推导进行到了这里，我们就知道了  $f(x)$  的期望为 0, 协方差矩阵为一个核函数  $K(x, x')$ 。那么我们是不是惊奇的发现，这个和我们高斯过程的定义:  $\xi_t \sim GP(m(t), K(t, s))$ , 是多么惊人的相似呀。所以，这里可以启发我们:  $f(x)$  的组成是否可以看成一个 GP, 而  $\{f(x)\}_{x \in \mathbb{R}^p}$ 。那么，首先  $f(x)$  是一个

function，而且  $f(x)$  还是一个服从高斯分布的随机变量， $m(t)$  是一个 mean function， $K(t, s)$  是一个 covariance function。为了加深大家的理解，我们做进一步清晰的对比：

$$\begin{cases} t \longrightarrow \xi_t, \{\xi_t\}_{t \in T} \sim GP \\ x \longrightarrow f(x), \{f(x)\}_{x \in \mathbb{R}^p} \sim GP \end{cases} \quad (3)$$

其实，我这样一对比，就非常的清晰了。在 GPR 的算法中，

1. Weight-Space view 中关注的是  $w$ ，即为：

$$x^* \longrightarrow y^* \quad p(y^* | Data, x^*) = \int p(y^* | Data, x^*, w) p(w) dw \quad (4)$$

又因为  $w$  本身就是从 Data 中，推导得到的，所以  $p(y^* | Data, x^*, w) = p(y^* | x^*, w)$ 。

2. Function-Space view 中关注的是  $f(x)$ ，即为：

$$p(y^* | Data, x^*) = \int p(y^* | f(x), x^*) p(f(x)) df(x) \quad (5)$$

写到了这里，不知道大家有没有一定感觉了，这里就是把  $f(x)$  当成了一个随机变量来看的。这里也就是通过  $f(x)$  来直接推导出  $y^*$ 。在 Weight-Space View 中，我们没有明确的提到 GP，但是在 Weight-Space view 中， $f(x)$  是符合 GP 的，只不过是没显性的表示出来而已。我们可以用一个不是很恰当的例子来表述一个，Weight-Space view 就是两个情侣之间，什么都有了，孩子都有了，但是就是没有领结婚证，那么他们两个之间的关系就会比较复杂。而 Function-Space view 就是两个情侣之间先领结婚证，在有了孩子，按部就班的来进行，所以他们之间的关系就会比较简单。

### 3 Function-Space View

上一小节中，我们从 Weight-Space View 过渡到了 Function-Space View，而 Weight 指的就是参数。

$$\begin{aligned} \{f(x)\}_{x \in \mathbb{R}^p} &\sim GP(m(x), K(x, x')) \\ m(x) &= \mathbb{E}[f(x)] \quad K(x, x') = \mathbb{E}[(f(x) - m(x))(f(x') - m(x')))] \end{aligned} \quad (6)$$

Regression 问题被我们描述为：

Data:  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ ,  $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T_{N \times p}$ ,  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)^T_{N \times 1}$ 。又因为  $f(x)$  符合一个 GP，所以， $f(x) \sim \mathcal{N}(\mu(x), K(x, x'))$ 。且  $Y = f(x) + \epsilon$ ，所以  $Y \sim \mathcal{N}(\mu(x), K(x, x') + \sigma^2 I)$ 。那么，给定 new input:  $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_N^*)$ ，我们想要的 Prediction output 为  $Y^* = f(x^*) + \epsilon$ 。那么，我们可以得到  $Y$  和  $f(x^*)$  的联合概率密度分布为：

$$\begin{bmatrix} Y \\ f(x^*) \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left( \begin{bmatrix} \mu(x) \\ \mu(x^*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma^2 I & K(X, X^*) \\ K(X^*, X) & K(X^*, X^*) \end{bmatrix} \right) \quad (7)$$

在这里，我必须要首先列举一下，前面我们曾经提到的更加联合概率密度求边缘概率密度的方法。已知， $X \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$ ,

$$x = \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \end{bmatrix} \quad \mu = \begin{bmatrix} \mu_a \\ \mu_b \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{aa} & \Sigma_{ab} \\ \Sigma_{ba} & \Sigma_{bb} \end{bmatrix} \quad (8)$$

而我们可以得到：

$$\begin{aligned}
p(x_b|x_a) &\sim \mathcal{N}(\mu_{b|a}, \Sigma_{b|a}) \\
\mu_{b|a} &= \Sigma_{ba}\Sigma_{aa}^{-1}(x_a - \mu_a) + \mu_b \\
\Sigma_{b|a} &= \Sigma_{bb} - \Sigma_{ba}\Sigma_{aa}^{-1}\Sigma_{ab}
\end{aligned} \tag{9}$$

我们要求的概率为  $p(f(x^*)|Y, X, x^*)$ ，就是一个我们要求的条件概率，有的同学可能就会有疑惑了，不应该是  $p(f(x^*)|Y)$  吗？为什么这里可以把  $X, x^*$  给忽略掉了？因为  $X$  和  $Y$  相关，因为  $Y = \phi(X)^T w + \epsilon$ 。而  $X^*$  涵盖在了  $f(x^*)$  中，因为  $f(x^*) = \phi(X^*)^T w$ 。

所以，我们的目标也就是求  $p(f(x^*)|Y)$ ，也就是**已知联合概率分布的情况下求条件概率分布**。

我们对比公式 (8) 和公式 (9) 就可以发现， $Y \rightarrow x_a, f(x^*) \rightarrow x_b, K(X, X) + \sigma^2 I \rightarrow \Sigma_{aa}, K(X, X^*) \rightarrow \Sigma_{ba}, K(X^*, X^*) \rightarrow \Sigma_{bb}$ 。那么，我们可以令  $p(f(x^*)|Y, X, x^*) \sim \mathcal{N}(\mu^*, \Sigma^*)$ ，代入之前获得的公式的结果我们就可以得到：

$$\begin{aligned}
\mu^* &= K(X^*, X)(K(X, X) + \sigma^2 I)^{-1}(Y - \mu(X)) + \mu(X^*) \\
\Sigma^* &= K(X^*, X^*) - K(X^*, X)(K(X, X) + \sigma^2 I)^{-1}K(X, X^*)
\end{aligned} \tag{10}$$

并且， $y^* = f(X^*) + \epsilon$ 。那么 noise-free 的形式可以被我们写完： $p(f(x^*)|Y, X, x^*) = \mathcal{N}(\mu^*, \Sigma^*)$ 。而  $p(f(y^*)|Y, X, x^*) = \mathcal{N}(\mu_y^*, \Sigma_y^*)$ ，而  $y^* = f(X^*) + \epsilon$ ，而  $\mu_y^* = \mu^*$ ， $\Sigma_y^* = \Sigma^* + \sigma^2 I$ 。

在 Function-Space View 中， $f(x)$  本身是符合 GP 的，那么我们可以直接写出 *Prediction* 矩阵，并将其转化为已知联合概率密度分布求条件概率密度的问题。Function-Space View 和 Weight-Space View 得到的结果是一样的，但是更加的简单。