## Derivação do método de integração que aproxima pelo quadrado

## Danilo de Freitas Naiff

Idéia (Sampling for Inference in Probabilistic Models with Fast Bayesian Quadrature): Temos uma integral  $\mathbb{E}[l(X)] = \int l(x)p(x)dx$ , que queremos aproximar, sabendo que l'é uma verossimilhança. Assumimos p(x) Gaussiana  $\mathcal{N}(x;\nu,\Lambda)$  (em geral multivariada). Aproximamos então  $\tilde{l}(x) = \sqrt{2l(x)}$  (no paper original tem um parametro  $\alpha$  próximo de zero, mas tiramos por enquanto) por um processo Gaussiano. Logo  $l(x) = \frac{1}{2}\tilde{l}(x)^2$ . Temos então, que dado  $x_{\mathcal{D}}$  pontos onde  $\tilde{l}$  é medido, temos que

$$\tilde{m}_{\mathcal{D}}(x) = \mathbf{k}^{T}(x, x_{\mathcal{D}}) K_{\mathcal{D}}^{-1} \tilde{l}(x_{\mathcal{D}}) \tag{1}$$

. Fazendo uma linearização (um pouco roubada), temos que

$$l(x) \approx \frac{1}{2}\tilde{m}_{\mathcal{D}}(x)^2,\tag{2}$$

De onde podemos integrar. Talvez seja mais fácil pensar na aproximação acima como uma regressão da verossimilhança, que preserva:

- Positividade
- Extrapolação para zero fora da região de amostragem.

Adaptamos essa idéia para a aproximação da marginalização de um Processo Gaussiano, inspirado fortemente em Gaussian Processes for Prediction.

Temos em geral:

$$p(y|\mathcal{D}, I) = \frac{1}{Z} \int p(y|\phi, \mathcal{D}, I) p(\phi|\mathcal{D}, I) p(\phi|I) d\phi$$
 (3)

A partir de agora tiramos a dependência de I por conveniência. Sabemos que, dado  $\phi$ ,  $p(y|\phi,\mathcal{D}) = f_{N(y|\mu_{\phi},\Sigma_{\phi})}(x)$ . Então, dado  $\phi_S$  amostras dos hiperparâmetros, consideramos  $l(\phi) = p(y|\phi,\mathcal{D},I)p(\phi|\mathcal{D},I)$ . Assim (e usamos aqui fortemente o  $Matrix\ Cookbook$ ):

$$\tilde{l}(\phi) = \sqrt{2} (4\pi)^{n/4} |\Sigma_{\phi}|^{1/4} f_{N(\mu_{\phi}, 2\Sigma_{\phi})}(y) \sqrt{a(\phi)}$$
(4)

Onde  $a(\phi) = p(\phi|\mathcal{D}, I)$ . Então, aproximamos (3) por:

$$p(y|\mathcal{D},\phi_s) \approx \frac{1}{Z} \int \frac{1}{2} \tilde{m}_{\phi_s}(\phi) p(\phi) d\phi$$

$$= \frac{1}{2Z} \int \tilde{l}(\phi_s)^T K_{\phi_s}^{-1} \mathbf{k}(\phi,\phi^s) \mathbf{k}(\phi,\phi^s)^T K_{\phi_s}^{-1} \tilde{l}(\phi_s) p(\phi) d\phi$$

$$= \frac{(4\pi)^{n/2}}{Z} \sum_{i,j} \left( M_{i,j} |\Sigma_{(\phi_i)}|^{1/4} |\Sigma_{(\phi_j)}|^{1/4} \sqrt{a(\phi_i)} \sqrt{a(\phi_j)} \right)$$

$$f_{N(\mu_{\phi_i},2\Sigma_{\phi_i})}(y) f_{N(\mu_{\phi_j},2\Sigma_{\phi_j})}(y)$$

$$(5)$$

Onde:

$$M = K_{\phi_s}^{-1} W K_{\phi_s}^{-1}$$

$$W_{i,j} = \int k(\phi, \phi_i) k(\phi, \phi_j) p(\phi) d\phi$$
(6)

Mas temos que:

$$f_{N(\mu_{\phi_{i}},2\Sigma_{\phi_{i}})}(y)f_{N(\mu_{\phi_{j}},2\Sigma_{\phi_{j}})}(y) = C(\phi_{i},\phi_{j})f_{N(\mu_{i,j},\Sigma_{i,j})}(y)$$

$$C(\phi_{i},\phi_{j}) = \frac{1}{(4\pi)^{n/2}|\Sigma_{\phi_{i}} + \Sigma_{\phi_{j}}|} \exp\left(-\frac{1}{4}(\mu_{\phi_{i}} - \mu_{\phi_{j}})^{T}(\Sigma_{\phi_{i}} + \Sigma_{\phi_{j}})^{-1}(\mu_{\phi_{i}} - \mu_{\phi_{j}})\right)$$

$$\mu_{i,j} = (\Sigma_{\phi_{i}}^{-1} + \Sigma_{\phi_{j}}^{-1})^{-1}(\Sigma_{\phi_{i}}^{-1}\mu_{\phi_{j}} + \Sigma_{\phi_{j}}^{-1}\mu_{\phi_{i}})$$

$$\Sigma_{i,j} = 2(\Sigma_{\phi_{i}}^{-1} + \Sigma_{\phi_{i}}^{-1})^{-1}$$
(7)

Juntando os termos constantes em uma nova constante de normalização (também chamada Z), temos então que:

$$p(y|\mathcal{D},\phi_s) \approx \frac{1}{Z} \sum_{i,j} M_{i,j} |\Sigma_{(\phi_i)}|^{1/4} |\Sigma_{(\phi_j)}|^{1/4} \sqrt{a(\phi_i)a(\phi_j)} C(\phi_i,\phi_j) f_{N(\mu_{i,j},\Sigma_{i,j})}(y)$$
(8)

Para calcular W, assumimos que  $k(\phi_1,\phi_2)$  é um squared-exponential, ou seja,  $k(\phi_1,\phi_2)=h^2\exp(-\frac{1}{2}\sum_{k=1}^d(\phi_1^{(k)}-\phi_2^{(k)})^2/l_k^2)$ , e que  $p(\phi)=f_{\mathcal{N}(\nu,diag(\lambda^2))}(\phi)=\prod_{k=1}^d f_{\mathcal{N}(\nu_k,\lambda_k^2}(\phi)$ , temos que:

$$W_{i,j} = h^2 \prod_{k=1}^{d} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_k^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(\phi^{(k)} - \phi_j^{(k)})^2}{l_k^2} + \frac{(\phi^{(k)} - \phi_j^{(k)})^2}{l_k^2} + \frac{(\phi^{(k)} - \nu_k)^2}{\lambda_k^2}\right)\right)$$
(9)

Simplificando a integral acima, temos que, completando quadrado,

$$W_{i,j} = h^2 \prod_{k=1}^{d} \left(\frac{V_k^2}{\lambda_k^2}\right)^{1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}C_k\right)$$

$$V_k^2 = \left(\frac{2}{l_k^2} + \frac{1}{\lambda_k^2}\right)^{-1}$$

$$C_k = \frac{(\phi_i^{(k)})^2 + (\phi_j^{(k)})^2}{l_k^2} + \frac{\nu_k^2}{\lambda_k^2} - \left(\frac{2}{l_k^2} + \frac{1}{\lambda_k^2}\right)^{-1} \left(\frac{\phi_i^{(k)} + \phi_j^{(k)}}{l_k^2} + \frac{\nu_k}{\lambda_k^2}\right)^2$$
(10)