

Московский Государственный Университет

Матричные вычисления

Выполнил: Курцев Д.В.

Группа: 417

Факультет Вычислительной математики и кибернетики

Кафедра Математических методов прогнозирования

Октябрь 2022

Задача 1

Докажем тождество Вудбери $(A + UCV)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}$

Воспользуемся Теоремой. Если A - квадратная матрица и $AB = I$, то $B = A^{-1}$.

Несложно увидеть, что $(A + UCV) \subset \mathbb{R}^{n \times n}$ Т.е. достаточно доказать, что $(A + UCV)(A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}) = I$.

Обозначим $M = U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}$

$$(A + UCV)(A^{-1} - A^{-1}MVA^{-1}) = I - MVA^{-1} + UCV A^{-1} - UCV A^{-1}MVA^{-1}$$

Таким образом, достаточно показать, что $UCVA^{-1} = MVA^{-1} + UCV A^{-1}MVA^{-1}$

$$\text{Но } MVA^{-1} + UCV A^{-1}MVA^{-1} = (I + UCV A^{-1})MVA^{-1}$$

То есть, достаточно показать, что $UC = (I + UCV A^{-1})M$

$$(I + UCV A^{-1})M = (I + UCV A^{-1})(U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}) = (U + UCV A^{-1}U)(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1} = U(I + CVA^{-1}U)(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1} = UC(C^{-1} + VA^{-1}U)(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1} = UC.$$

Ч.т.д.

Задача 2

$$p(x) \sim \mathcal{N}(x|\mu, \Sigma), \quad p(y|x) \sim \mathcal{N}(y|Ax, \Gamma)$$

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{\int p(y|x)p(x)dx} = \frac{1}{Z}p(y|x)p(x)$$

Так как $p(x)$ и $p(y|x)$ оказываются сопряжёнными, то $p(x|y)$ тоже будет из нормального распределения $\Rightarrow p(x|y) \sim \mathcal{N}(x|m, C)$. Най-

дём его мат ожидание и дисперсию:

$$\begin{aligned}
p(y|x)p(x) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}}} \frac{1}{\sqrt{\det \Gamma}} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} \frac{1}{\sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu) - \right. \\
&\quad \left. -\frac{1}{2}(y-Ax)^T \Gamma^{-1}(y-Ax)\right) = \text{const} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^T \Sigma^{-1}x - 2x^T \Sigma^{-1}\mu + \mu^T \Sigma^{-1}\mu + \right. \\
&\quad \left. + y^T \Gamma^{-1}y - 2x^T A^T \Gamma^{-1}y + x^T A^T \Gamma^{-1}Ax)\right) = \\
&= \text{const} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^T (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1}A)x - 2x^T (\Sigma^{-1}\mu + A^T \Gamma^{-1}y) + \mu^T \Sigma^{-1}\mu + \right. \\
&\quad \left. + y^T \Gamma^{-1}y)\right)
\end{aligned}$$

Коэффициент при $x^T x$ соответствует обратной ковариационной матрице $\Rightarrow C = (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1}A)^{-1}$

Так как мат ожидание нормальной случайной величины совпадает с её модой, то достаточно найти аргмаксимум плотности. Для этого приравняем производную выражения, стоящего под экспонентой, к нулю. ($\arg \max_x e^{f(x)} = \arg \max_x f(x)$).

$$\begin{aligned}
\frac{\partial}{\partial x} \left(-\frac{1}{2}(x^T (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1}A)x - 2x^T (\Sigma^{-1}\mu + A^T \Gamma^{-1}y) + \mu^T \Sigma^{-1}\mu + y^T \Gamma^{-1}y) \right) &= \\
&= -(\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1}A)x + \Sigma^{-1}\mu + A^T \Gamma^{-1}y = 0 \\
\Rightarrow m &= (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1}A)^{-1}(\Sigma^{-1}\mu + A^T \Gamma^{-1}y) = C(\Sigma^{-1}\mu + A^T \Gamma^{-1}y)
\end{aligned}$$

Таким образом получим:

$$p(x|y) \sim \mathcal{N}(x|C(\Sigma^{-1}\mu + A^T \Gamma^{-1}y), C), C = (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1}A)^{-1}$$

Задача 3

$$p(x) \sim \mathcal{N}(x|\mu, \Sigma), \quad p(y|x) \sim \mathcal{N}(y|Ax, \Gamma)$$

$$p(y) \sim \mathcal{N}(y|A\mu, \Gamma + A\Sigma A^T) - ?$$

$$p(y) = \int_{\mathbb{R}} p(x, y) dx = \int_{\mathbb{R}} p(y|x)p(x) dx$$

Так как $p(x)$ и $p(y|x)$ оба из нормального распределения, то в интеграле будут стоять экспоненты, которые квадратично зависят от x и y . После перемножения их аргументы сложатся, следовательно останется квадратичная зависимость от y . Таким образом, можно утверждать, что $p(y)$ также из нормального распределения.

Тогда из вида $p(y|x)$ при фиксированном x , y можно представить следующим образом: $y = Ax + \varepsilon$, $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \Gamma)$. Тогда для $p(y)$ x является случайной величиной. Получим в силу независимости x и ε :

$$\mathbb{E} y = \mathbb{E} Ax + \mathbb{E} \varepsilon = A\mathbb{E} x + 0 = A\mu$$

$$\mathbb{D} y = \mathbb{D} Ax + \mathbb{D} \varepsilon = A\mathbb{D} x A^T + \Gamma = A\Sigma A^T + \Gamma$$

Задача 4

$f(X) = \det(X^{-1} + A)$. Будем пользоваться стандартными формулами дифференциалов:

$$dtr(X) = tr(dX); \quad d \det X = \det X tr(X^{-1} dX); \quad dX^{-1} = -X^{-1} dX X^{-1}$$

$$\begin{aligned} df(x) &= d \det(X^{-1} + A) = \det(X^{-1} + A) tr[(X^{-1} + A)^{-1} d(X^{-1} + A)] = \\ &= \det(X^{-1} + A) tr[(X^{-1} + A)^{-1} dX^{-1}] = \\ &= -\det(X^{-1} + A) tr[(X^{-1} + A)^{-1} X^{-1} dX X^{-1}] = \\ &= -\det(X^{-1} + A) tr[X^{-1} (X^{-1} + A)^{-1} X^{-1} dX] \Rightarrow \\ &\Rightarrow \nabla f(x) = -\det(X^{-1} + A) X^{-T} (X^{-1} + A)^{-T} X^{-T} \end{aligned}$$

Задача 5

$$f(X) = tr(AX^{-T}BXC)$$

$$\begin{aligned} df(x) &= d tr(AX^{-T}BXC) = tr d(AX^{-T}BXC) = tr[AdX^{-T}BXC + \\ &+ AX^{-T}BdX C] = trAX^{-T}BdX C - trAX^{-T}(dX)^T X^{-T}BXC = \\ &= tr CAX^{-T}BdX - tr X^{-T}BXCAX^{-T}(dX)^T = \\ &\langle (CA X^{-T} B)^T, dX \rangle - \langle X^{-T} BXCAX^{-T}, dX \rangle \Rightarrow \\ &\Rightarrow \nabla f(x) = B^T X^{-1} A^T C^T - X^{-T} BXCAX^{-T} \end{aligned}$$