

Теория 2. Матричные вычисления

Дятлова Дарья

1. Доказать тождество Вудбери:

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

Здесь $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $C \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $U \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $V \in \mathbb{R}^{m \times n}$.

Доказательство:

- (а) по определению, если $A^{-1} = B$, то $A \cdot A^{-1} = A \cdot B = I$;
 (б) $(A + UCV) \cdot (A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}) =$
 $I + UCV A^{-1} - (U + UCV A^{-1}U) \cdot (C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1} =$
 $I + UCV A^{-1} - (UC)(C^{-1} + VA^{-1}U)(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1} =$
 $I + UCV A^{-1} - (UC)VA^{-1} = I.$

2. Пусть $p(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$, $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{y}|\mathbf{Ax}, \Gamma)$, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$. Найти распределение $p(\mathbf{x}|\mathbf{y})$.

Решение: $p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{\int p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})d(\mathbf{x})}$

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) = \int \frac{\exp((\mathbf{y}-\mathbf{Ax})^T(\mathbf{y}-\mathbf{Ax}) \cdot (2\Gamma)^{-1})}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\Gamma|^{\frac{1}{2}}} \cdot \frac{\exp((\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}) \cdot (2\Sigma)^{-1})}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} =$$

$$\frac{\exp((\mathbf{y}-\mathbf{Ax})^T(\mathbf{y}-\mathbf{Ax}) \cdot (2\Gamma)^{-1} + (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}) \cdot (2\Sigma)^{-1})}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\Gamma|^{\frac{1}{2}} \cdot 2\pi^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} =$$

раскроем скобки в показателе экспоненты:

$$\frac{\exp(\mathbf{y}^T \mathbf{y} \cdot (2\Gamma)^{-1} - \mathbf{y}^T \mathbf{Ax} \cdot (2\Gamma)^{-1} - (\mathbf{Ax})^T \mathbf{y} \cdot (2\Gamma)^{-1} - (\mathbf{Ax})^T \mathbf{Ax} \cdot (2\Gamma)^{-1} + \mathbf{x}^T \mathbf{x} \cdot (2\Sigma)^{-1} - \mathbf{x}^T \boldsymbol{\mu} \cdot (2\Sigma)^{-1} - \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{x} \cdot (2\Sigma)^{-1} + \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu} \cdot (2\Sigma)^{-1})}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\Gamma|^{\frac{1}{2}} \cdot 2\pi^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} =$$

сгруппируем подобные слагаемые в показателе экспоненты:

$$\frac{\exp(2^{-1} \cdot (\mathbf{x}^T (\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1}) \mathbf{x} - 2\mathbf{x}^T (y^T A \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1}) + y^T y \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1}))}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\Gamma|^{\frac{1}{2}} \cdot 2\pi^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}};$$

проведем замену переменных: пусть $H = \Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1}$, $K = y^T A \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1}$, $C = y^T y \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1}$, тогда интеграл в знаменателе можно переписать следующим образом:

$$\int p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})d(\mathbf{x}) = 2^{-1} \int \exp(\mathbf{x}^T H \mathbf{x} - 2\mathbf{x} K + C) d\mathbf{x} =$$

можем воспользоваться формулой для вычисления интеграла плотности гауссианы:

$$= e^C \cdot \left(\frac{(2\pi)^n}{|H|}\right)^{\frac{1}{2}} \cdot e^{\frac{1}{2} K^T H^{-1} K} =$$

$$= e^{(y^T y \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1})} \cdot \left(\frac{(2\pi)^n}{|\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1}|}\right)^{\frac{1}{2}} \cdot e^{\frac{1}{2} (y^T A \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1})^T (\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1})^{-1} (y^T A \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1})},$$

обозначим получившуюся нормировочную константу z .

в числителе выделим полный квадрат под экспонентой, получим:

$$\boldsymbol{\mu}' = (\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1})^{-1} \cdot (y^T A \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1}), \Sigma' = (\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1})^{-1} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}', \Sigma') = N(\mathbf{x}|(\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1})^{-1} \cdot (y^T A \Gamma^{-1} + \boldsymbol{\mu} \Sigma^{-1}), (\Sigma^{-1} - A^T A \Gamma^{-1})^{-1}).$$

3. Пусть $p(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$, $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{y}|\mathbf{Ax}, \Gamma)$. Доказать, что $p(\mathbf{y}) = \mathcal{N}(\mathbf{y}|\mathbf{A}\boldsymbol{\mu}, \Gamma + A\Sigma A^T)$.

$p(\mathbf{y}) = p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{x})$ — два нормальных распределения, которые между собой сопрягаются. Найдем дисперсию и математическое ожидание, чтобы восстановить плотность для \mathbf{y} .

$$\mathbf{y} = \mathbf{Ax} + \epsilon, \text{ где } \epsilon \sim N(0, \Gamma).$$

$$E\mathbf{y} = \mathbf{A}\boldsymbol{\mu}$$

$$D\mathbf{y} = [(y - A\boldsymbol{\mu})(y - A\boldsymbol{\mu})^T] = E[(A(x - \boldsymbol{\mu}) + \epsilon)(A(x - \boldsymbol{\mu}) + \epsilon)^T] = A \cdot E[(x - \boldsymbol{\mu})(x - \boldsymbol{\mu})^T]^T \cdot A^T + E(\epsilon\epsilon^T) = A\Sigma A^T + \Gamma.$$

4. Вычислить $\frac{\partial}{\partial X} \det(X^{-1} + A)$ (все матрицы не являются симметричными);

$$\begin{aligned} d(\det(X^{-1} + A)) &= \det(X^{-1} + A) < (X^{-1} + A)^{-T}, d(X^{-1} + A) > = \\ &= \det(X^{-1} + A) < (X^{-1} + A)^{-T}, -X^{-1}(dX)X^{-1} > = \\ &= \det(X^{-1} + A) < -X^{-T}(X^{-1} + A)^{-T}(dX)X^{-T} >. \end{aligned}$$

$$\frac{\partial}{\partial X} \det(X^{-1} + A) = \det(X^{-1} + A)(-X^{-T}(X^{-1} + A)^{-T}X^{-T})$$

5. Вычислить $\frac{\partial}{\partial X} \text{tr}(AX^{-T}BXC)$ (все матрицы не являются симметричными, матрицы A, C не являются квадратными).

Пусть размерности матриц: $A : [m, n]; X, B : [n, n]; C : [n, m]$.

$$\frac{\partial}{\partial X} \text{tr}(AX^{-T}BXC) = \frac{\partial}{\partial X} \text{tr}(A^T C^T, X^{-T}BX) = < A^T C^T, d(X^{-T}BX) >$$

$$\begin{aligned} d(X^{-T}BX) &= d(X^{-T}B)X + X^{-T}B(dX) = d(X^{-T})BX + X^{-T}B(dX) = -X^{-T}(dX^T)X^{-T}BX + X^{-T}B(dX) = \\ &= -X^{-T}((dx^T)x^{-T}BX - (dx^T B^T)^T) = -X^{-T}((X^T B^T X^{-1}(dx))^T - B(dx)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial X} \text{tr}(AX^{-T}BXC) &= < A^T C^T, -X^{-T}(X^T B^T X^{-1}(dx))^T > + < A^T C^T, +X^{-T}B(dx) > = \\ &= < A^T C^T X^T B^T X^{-1}dx, -X^{-T} > + < B^T X^{-1}A^T C^T, (dx) > = \\ &< -X^{-T}XBCAX^{-T}, dx > + < B^T X^{-1}A^T C^T, (dx) > = < B^T X^{-1}A^T C^T - X^{-T}XBCAX^{-T}, dx > = \\ &= B^T X^{-1}A^T C^T - X^{-T}XBCAX^{-T}. \end{aligned}$$