

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Факультет вычислительной математики и кибернетики

# Второе теоретическое задание: Матричные вычисления

Каратыщев Дмитрий Иванович, 417 группа

Дата выполнения работы:  
6 ноября 2024 г.

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:**

Преобразуем правую часть равенства. Пользуемся тем, что  $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$

$$\begin{aligned} A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1} &= A^{-1} - A^{-1}((C^{-1} + VA^{-1}U)U^{-1})^{-1}VA^{-1} = \\ &= A^{-1} - A^{-1}(C^{-1}U^{-1} + VA^{-1})^{-1}VA^{-1} = A^{-1} - A^{-1}(V^{-1}(C^{-1}U^{-1} + VA^{-1}))^{-1}A^{-1} = \\ &= A^{-1} - A^{-1}(V^{-1}C^{-1}U^{-1} + A^{-1})^{-1}A^{-1} = A^{-1} - ((UCV)^{-1}A + I)^{-1}A^{-1} = \\ &= A^{-1} - [(UCV)^{-1}(A + UCV)]^{-1}A^{-1} = A^{-1} - (A + UCV)^{-1}UCVA^{-1} = \\ &= (A + UCV)^{-1}[(A + UCV)A^{-1} - UCVA^{-1}] = (A + UCV)^{-1}(I + UCVA^{-1} - UCVA^{-1}) = \\ &= (A + UCV)^{-1}I = (A + UCV)^{-1}, \text{ что и требовалось доказать} \end{aligned}$$

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

**Решение:**

$$\begin{aligned} \text{По теореме Байеса, получим, что } p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) &= \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x})}{\int p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x}} = \\ &= \frac{1}{\int p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x}} \frac{\exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})) \exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - A\mathbf{x})^T \Gamma^{-1}(\mathbf{y} - A\mathbf{x}))}{(\sqrt{2\pi})^n \sqrt{\det \Sigma} (\sqrt{2\pi})^m \sqrt{\det \Gamma}} \propto \\ &\propto \exp(-\frac{1}{2}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) - (\mathbf{y} - A\mathbf{x})^T \Gamma^{-1}(\mathbf{y} - A\mathbf{x})]) \propto \\ &\propto \exp(-\frac{1}{2}[\mathbf{x}^T(\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1} A)\mathbf{x} - 2(\Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} + A^T \Gamma^{-1} \mathbf{y})^T \mathbf{x}]) + C \end{aligned}$$

Отсюда делаем вывод, что в результате у нас тоже нормальное распределение с ковариационной матрицей  $\hat{\Sigma} = (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1} A)^{-1}$  и средним значением  $\hat{\boldsymbol{\mu}} = \hat{\Sigma}(\Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} + A^T \Gamma^{-1} \mathbf{y})$

**Ответ:**  $p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = \mathcal{N}(\mathbf{x} | (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1} A)^{-1}(\Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} + A^T \Gamma^{-1} \mathbf{y}), (\Sigma^{-1} + A^T \Gamma^{-1} A)^{-1})$

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

**Доказательство:** Нормальность распределения на  $\mathbf{y}$  следует из того, что  $p(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  - это нормальное распределение, а маргинальные распределения нормального тоже являются нормальными. Теперь найдём среднее значение и ковариационную матрицу рассматриваемого распределения. Представим  $\mathbf{y}$  как  $A\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}$ , где  $p(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\varepsilon} | 0, \Gamma)$

$$\mathbb{E}\mathbf{y} = \mathbb{E}(\mathbb{E}\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \mathbb{E}[A\mathbf{x}] = A\mathbb{E}\mathbf{x} = A\boldsymbol{\mu}$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\mathbf{y}) &= \mathbb{E}[(\mathbf{y} - \mathbb{E}\mathbf{y})(\mathbf{y} - \mathbb{E}\mathbf{y})^T] = \mathbb{E}[(A\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} - \mathbb{E}(A\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}))(A\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} - \mathbb{E}(A\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}))^T] = \\ &= \mathbb{E}[(A(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) + \boldsymbol{\varepsilon})(A(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) + \boldsymbol{\varepsilon})^T] = A\mathbb{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T] A^T + \mathbb{E}[\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T] + 2A\mathbb{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\boldsymbol{\varepsilon}^T] = A\Sigma A^T + \Gamma \end{aligned}$$

Последнее слагаемое  $2A\mathbb{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\boldsymbol{\varepsilon}^T]$  равно нулю в силу того, что  $\mathbf{x}$  и  $\boldsymbol{\varepsilon}$  независимы, а также  $\mathbb{E}\boldsymbol{\varepsilon} = 0$ . Получили, что  $\mathbb{E}\mathbf{y} = A\boldsymbol{\mu}$ ,  $\text{Cov}(\mathbf{y}) = A\Sigma A^T + \Gamma$ , что и требовалось доказать.

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

**Решение:** Сначала выведем  $\frac{\partial}{\partial A} \det(A)$ . Разложим по теореме Лапласа  $\det(A)$  по  $i$  строке:  $\det(A) = \sum_j a_{ij} [\text{adj}(A)]_{ji}$ . Здесь  $\text{adj}(A)$  - это присоединённая матрица к  $A$ , которая является транспонированной матрицей алгебраических дополнений. Тогда  $\frac{\partial}{\partial a_{ij}} \det(A) = [\text{adj}(A)]_{ji}$ . Известно, что  $\text{adj}(A) = \det(A)A^{-1}$ . Отсюда получаем, что  $\frac{\partial}{\partial A} \det(A) = \det(A)A^{-T}$ . Из этого также следует, что  $d \det(A)[H] = \langle \det(A)A^{-T}, H \rangle$ .

Теперь рассмотрим  $\frac{\partial}{\partial A} A^{-1}$ . В явном виде данная производная является тензором 4-го порядка, поэтому проще записать её дифференциал.  $AA^{-1} = I \Rightarrow d(AA) = dI \Rightarrow dAA^{-1} + AdA^{-1} = 0 \Rightarrow dA^{-1} = -A^{-1}dAA^{-1}$

$$\begin{aligned} \text{Теперь приступим к основному заданию. Запишем дифференциал: } d \det(X^{-1} + A) &= \det(X^{-1} + A) \text{tr}((X^{-1} + A)^{-1} d(X^{-1} + A)) = \det(X^{-1} + A) \text{tr}((X^{-1} + A)^{-1}(-X^{-1}dXX^{-1})) = \\ &= -\det(X^{-1} + A) \text{tr}((X^{-1} + A)^{-1}X^{-1}dXX^{-1}) = -\det(X^{-1} + A) \text{tr}(X^{-1}(X^{-1} + A)^{-1}X^{-1}dX) = \\ &= -\det(X^{-1} + A) \text{tr}((I + AX)^{-1}X^{-1}dX) = -\det(X^{-1} + A) \text{tr}((X + XAX)^{-1}dX) = \\ &= \langle -\det(X^{-1} + A)(X + XAX)^{-T}, dX \rangle \Rightarrow \frac{\partial}{\partial X} \det(X^{-1} + A) = -\det(X^{-1} + A)(X + XAX)^{-T} \end{aligned}$$

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

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

**Решение:**  $d \text{tr}(AX^{-T}BXC) = \text{tr}(d(AX^{-T}BXC)) = \text{tr}(d(AX^{-T})BXC + AX^{-T}d(BXC)) =$   
 $= -\text{tr}(AX^{-T}(dX)^T X^{-T}BXC) + \text{tr}(AX^{-T}BdXC) = -\text{tr}((dX)^T X^{-T}BXCAX^{-T}) + \text{tr}(CAX^{-T}BdX) =$   
 $= -\text{tr}((X^{-T}BXCAX^{-T})^T dX) + \text{tr}((B^T X^{-1}A^T C^T)^T dX) = \langle -X^{-T}BXCAX^{-T} + B^T X^{-1}A^T C^T, dX \rangle$ . Отсюда получаем, что  $\frac{\partial}{\partial X} \text{tr}(AX^{-T}BXC) = B^T X^{-1}A^T C^T - X^{-T}BXCAX^{-T}$

**Ответ:**  $\frac{\partial}{\partial X} \text{tr}(AX^{-T}BXC) = B^T X^{-1}A^T C^T - X^{-T}BXCAX^{-T}$