

# Гауссові випадкові вектори.

## 1 Теоретичні відомості

Надалі позначимо  $\|x\| := \sqrt{\langle x, x \rangle}$ ,  $\langle x, y \rangle = x^T y$ , де  $x, y \in \mathbb{R}^n$  є вектор-стовпчиками.

**Трохи про математичне сподівання та коваріацію випадкового вектора.**

Математичним сподіванням випадкового вектора  $\vec{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_n)^T \in \mathbb{R}^n$  є вектор математичних сподівань координат:

$$E[\vec{\xi}] = (E[\xi_1], \dots, E[\xi_n])^T$$

Зокрема лінійність математичного сподівання тут узагальнюється на рівні лінійних перетворень:  $E[A\vec{\xi}] = AE[\vec{\xi}]$  для довільної матриці  $A \in \mathbb{R}^{d \times n}$ .

Нагадаємо, що коваріацією випадкового вектора  $\vec{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_n)^T \in \mathbb{R}^n$  є матриця попарних коваріацій координат:

$$\Sigma := \text{Cov}(\vec{\xi}) = E[(\vec{\xi} - E[\vec{\xi}])(\vec{\xi} - E[\vec{\xi}])^T] = (\text{cov}(\xi_i, \xi_j))_{i,j=1}^n.$$

Очевидно,  $\Sigma^T = \Sigma$  (тобто є симетричною). Зокрема  $\Sigma$  є невід'ємно напіввизначеною: для всіх  $\vec{u} \in \mathbb{R}^n$

$$\vec{u}^T \Sigma \vec{u} = \vec{u}^T [(\vec{\xi} - E[\vec{\xi}])(\vec{\xi} - E[\vec{\xi}])^T] \vec{u} = E[\vec{u}^T (\vec{\xi} - E[\vec{\xi}])(\vec{\xi} - E[\vec{\xi}])^T \vec{u}] = E[\langle \vec{u}, (\vec{\xi} - E[\vec{\xi}]) \rangle^2] \geq 0$$

**Гауссові вектори.**

Попередньо ми мали справу з нормальними випадковими величинами. Це поняття можна узагальнити до випадкових векторів.

Розглянемо деякий вектор  $\mu \in \mathbb{R}^n$  та *невироджену* симетричну невід'ємно напіввизначену матрицю  $\Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

Чому такий вибір параметрів?

Випадковий вектор  $\vec{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_n)^T$  називають гауссовим (або нормальним) вектором з вектором середніх  $\mu$  та коваріаційною матрицею  $\Sigma$ , якщо він має щільність розподілу

$$\begin{aligned} f_{\vec{\xi}}(\vec{x}) &= \frac{(\det(\Sigma^{-1}))^{1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp \left( -\frac{1}{2}((\vec{x} - \mu)^T \Sigma^{-1}(\vec{x} - \mu)) \right) = \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{n/2}(\det(\Sigma))^{1/2}} \exp \left( -\frac{1}{2}((\vec{x} - \mu)^T \Sigma^{-1}(\vec{x} - \mu)) \right), \quad \vec{x} \in \mathbb{R}^n. \end{aligned}$$

Позначення:  $\vec{\xi} \sim N(\mu, \Sigma)$ .

Насправді поняття випадкового вектора на випадок виродженої коваріаційної матриці  $\Sigma$ , в термінах *характеристичної функції*  $\varphi_{\vec{\xi}}(\vec{x}) := E[e^{i\langle \vec{x}, \vec{\xi} \rangle}] = \exp(i\langle \vec{x}, \vec{\mu} \rangle - \frac{1}{2}\vec{x}^T \Sigma \vec{x})$ . Але тут не піде мова про характеристичні функції, це згодом.

Гауссів вектор  $\vec{\xi}$  називають стандартним гауссовим, якщо  $\mu = \vec{0}$  та  $\Sigma = I_n$ , де  $I_n$  – одинична матриця.

Взагалі розрізняють випадкові вектори на ізотропні та анізотропні. Випадковий вектор  $\vec{\eta} \in \mathbb{R}^n$  називають ізотропним, якщо  $\text{Cov}(\vec{\eta}) = \sigma^2 I_n$  для деякого  $\sigma > 0$ . Інакше випадковий вектор називають анізотропним.

Ізотропний гауссів вектор  $\vec{\xi} \sim N(\mu, \sigma^2 I_n)$  має щільність:

$$f_{\vec{\xi}}(\vec{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma} \cdot \|\vec{x}\|^2\right)$$

Ізотропні гауссові вектори хороші тим, що їх розподіл є інваріантним відносно ортогональних перетворень (зокрема поворотів на площині / у просторі). А також відмітимо те, що координати ізотропного гауссового вектора є незалежними в сукупності.

## Рекламна пауза у перетворення випадкових векторів.

Для розв'язання задач, пов'язаних із гладкими перетвореннями випадкового вектора, стане у нагоді наступна теорема.

**Теорема (про щільність перетвореного вектора).** Нехай  $\xi$  є  $n$ -вимірний абсолютно неперервним випадковим вектором, а функція  $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  кусково взаємно-однозначна та кусково неперервно диференційовна, тобто існує таке розбиття  $\mathbb{R}^n = \cup_{k \geq 1} A_k$ ,  $A_k$  – попарно несумісні, що для довільного  $k \geq 1$   $h \in C^1(A_k)$  та на  $A_k$  існує обернена до  $h$  функція  $g^k = (g_1, \dots, g_n) : h(A_k) \rightarrow A_k$ . Тоді вектор  $\eta = h(\xi)$  має щільність

$$f_{\eta}(\vec{y}) = \sum_{k: \vec{y} \in h(A_k)} f_{\xi}(g^k(\vec{y})) |J_{g^k}(\vec{y})|,$$

де  $J_{g^k}(\vec{y}) = \det \left( \frac{\partial g_i^k}{\partial y_j}(\vec{y}) \right)_{i,j=1}^n$  – якобіан функції  $g^k$ .

Зауваження:  $|J_{g^k}(\vec{y})| = 1/|J_h(g^k(\vec{y}))|$ .

Доведення наведемо далі, а зараз приклад.

**Приклад.** Нехай  $\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2)^T$  – двовимірний випадковий вектор з щільністю  $f(x_1, x_2)$ , а  $(\rho, \varphi)^T \in (0, +\infty) \times [0, 2\pi)$  – його представлення у полярних координатах. Введемо перетворення  $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow (0, +\infty) \times [0, 2\pi)$  з декартових координат у полярні. Для  $g$  відоме обернене перетворення:

$$g^{-1}(r, \theta) = (r \cos(\theta), r \sin(\theta)), (r, \theta) \in (0, +\infty) \times [0, 2\pi).$$

Якобіан  $g^{-1}$  дорівнює  $J_{g^{-1}}(r, \theta) = r > 0$ . Отже, щільність полярних координат  $h$  можна виразити через початкову щільність згідно теореми

$$h(r, \theta) = f(r \cos(\theta), r \sin(\theta))r.$$

## Доведення теореми.

Візьмемо довільну підмножину  $A \in \mathbb{R}^n$ . Тоді

$$\begin{aligned}
P(\eta \in A) &= \sum_{k=1}^{+\infty} P(h(\vec{\xi}) \in A, \xi \in A_k) = \sum_{k=1}^{+\infty} P(\vec{\xi} \in g^k(A), \xi \in A_k) = \\
&= \sum_{k=1}^{+\infty} P(\vec{\xi} \in g^k(A) \cap A_k) = \sum_{k=1}^{+\infty} \int_{g^k(A) \cap A_k} f_{\vec{\xi}}(\vec{u}) d\vec{u} = |\vec{x} = h(\vec{u})| = \\
&= \sum_{k=1}^{+\infty} \int_{A \cap h(A_k)} f_{\vec{\xi}}(g^k(\vec{x})) |J_{g^k}(\vec{x})| d\vec{x} = \int_A \sum_{k=1}^{+\infty} 1\{\vec{x} \in h(A_k)\} f_{\vec{\xi}}(g^k(\vec{x})) |J_{g^k}(\vec{x})| d\vec{x} = \\
&= \int_A \sum_{k \geq 1: \vec{x} \in h(A_k)} f_{\vec{\xi}}(g^k(\vec{x})) |J_{g^k}(\vec{x})| d\vec{x}
\end{aligned}$$

Оскільки  $A$  – довільне, то значить підінтегральна функція в останньому виразі задає щільність розподілу перетвореного вектора  $\eta = h(\xi)$ .

## 2 Задачі

### 2.1 Задача 1 (позбуваємося залежності)

Нехай  $\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2)^T \sim N((0, 0)^T, A)$ , де  $A = \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}$ ,  $|\rho| < 1$ .

1. Довести, що вектор  $\vec{\eta} = (\xi_1, \xi_2 - a\xi_1)^T$  є гауссовим вектором.
2. При яких  $a \in \mathbb{R}$  координати вектора з попереднього пункту є некорельованими? Незалежними?

**Розв'язання.**

По суті  $\vec{\eta} = A\vec{\xi}$ , де  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -a & 1 \end{pmatrix}$ .

А довільне лінійне перетворення нормального вектора є нормальним вектором. Залишається визначити параметри перетвореного вектора:

$$\begin{aligned} E[\vec{\eta}] &= E[A\vec{\xi}] = AE[\vec{\xi}] = A\vec{0} = \vec{0}, \\ \text{Cov}(\vec{\eta}) &= E[(\vec{\eta} - E[\vec{\eta}])(\vec{\eta} - E[\vec{\eta}])^T] = E[A\vec{\xi}(A\vec{\xi})^T] = AE[\xi\xi^T]A^T = A\text{Cov}(\vec{\xi})A^T = \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -a & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -a \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \rho - a \\ \rho - a & 1 - 2a\rho + a^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Тобто  $\text{Var}[\eta_1] = 1$ ,  $\text{Var}[\eta_2] = 1 - 2a\rho + a^2$  та  $\text{cov}(\eta_1, \eta_2) = \rho - a$ . Для того, щоб  $\eta_1$  та  $\eta_2$  були некорельованими, неважко побачити що  $a = \rho$ . Зокрема, за цієї умови ці координати є незалежними, оскільки тоді  $\Sigma := \text{Cov}(\vec{\eta}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - \rho^2 \end{pmatrix}$ , і звідси  $\det \Sigma = (1 - \rho^2)$  та

$$f_{\vec{\eta}}(u_1, u_2) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1 - \rho^2}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(u_1^2 + u_2^2/(1 - \rho^2))\right) = \varphi(u_1) \cdot \frac{\varphi(u_2/\sqrt{1 - \rho^2})}{\sqrt{1 - \rho^2}},$$

тобто сумісна щільність розпадається на добуток щільностей розподілів координат. В записі вище  $\varphi(t)$  є щільністю стандартного нормального розподілу.

*Коментар.* В принципі умови на  $a$  досить і витягти без протягування за собою усіх параметрів перетвореного вектора. Досить розглянути коваріацію координат:

$$\text{cov}(\eta_1, \eta_2) = \text{cov}(\xi_1, \xi_2 - a\xi_1) = \text{cov}(\xi_1, \xi_2) - a\text{cov}(\xi_1, \xi_1) = \rho - a\text{Var}[\xi_1] = \rho - a.$$

## 2.2 Задача 2 (перетворення Бокса-Мюллера)

Нехай  $\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2)^T \sim N((0, 0)^T, I_2)$ , де  $I_2$  – одинична матриця.

1. Знайдіть розподіл полярних координат  $\vec{\nu} = (\rho, \varphi)^T$  вектора  $\vec{\xi}$ .
2. Нехай  $u_1, u_2 \sim U(0, 1)$  – незалежні випадкові величини та введемо  $R = \sqrt{-2 \ln(u_1)}$ ,  $A = 2\pi \cdot u_2$ . Довести, що  $(R \cdot \cos(A), R \cdot \sin(A))^T = {}^d \vec{\xi}$ .

### Розв’язання.

Спочатку запишемо щільність розподілу випадкового вектора  $\vec{\xi}$ :

$$f_{\vec{\xi}}(u, v) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(u^2 + v^2)\right) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(u^2 + v^2)\right) \cdot 1_{\mathbb{R}^2}((u, v)).$$

Знайдемо представлення вектора  $\vec{\xi}$  у полярних координатах. Нехай  $g: \mathbb{R}^2 \rightarrow (0, +\infty) \times [0, 2\pi)$  є переходом з декартової системи координат в полярну. Неважко пригадати (переконатися), що обернене перетворення має вигляд:

$$g^{-1}(r, \theta) = (r \cos(\theta), r \sin(\theta))^T, \quad (r, \theta)^T \in (0, +\infty) \times [0, 2\pi).$$

Якобіан оберненого перетворення дорівнює  $J_{g^{-1}}(r, \theta) = r > 0$  при всіх  $(r, \theta)$ . Відображення є неперервно диференційовним та взаємно однозначним, що дозволяє скористатися теоремою про щільність перетвореного вектора:

$$\begin{aligned} f_{\vec{\nu}}(r, \theta) &= f_{\vec{\xi}}(r \cos(\theta), r \sin(\theta)) |r| = \frac{r}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}((r \cos(\theta))^2 + (r \sin(\theta))^2)\right) 1_{(0, +\infty) \times [0, 2\pi)}((r, \theta)) \\ &= 1_{[0, 2\pi)}(\theta) \frac{1}{2\pi} \cdot 1_{(0, +\infty)}(r) r \exp(-r^2/2), \end{aligned}$$

оскільки  $(\sin(x))^2 + (\cos(x))^2 = 1$  та  $1_{\mathbb{R}^2}(g^{-1}(r, \theta)) = 1_{g(\mathbb{R}^2)}((r, \theta)) = 1_{(0, +\infty) \times [0, 2\pi)}((r, \theta))$ .

Отже, полярні координати вектора  $\vec{\xi}$  є незалежними, зокрема радіус  $\rho$  має розподіл Релея:

$$f_{\rho}(r) = 1_{(0, +\infty)}(r) r e^{-r^2/2},$$

а кут  $\varphi$  має рівномірний розподіл на  $[0, 2\pi)$ :  $f_{\varphi}(\theta) = 1_{[0, 2\pi)}(\theta) \frac{1}{2\pi}$ .

Тепер доведемо другий пункт задачі. Неважко помітити, що  $A \sim U(0, 2\pi)$ , а  $R$  має розподіл Релея (переконайтеся самостійно, або подивіться матеріали занять з випадкових величин). Зокрема  $R$  та  $A$  незалежні. Сумісна щільність матиме вигляд

$$f_{(R, A)}(r, a) = f_R(r) f_A(a) = 1_{(0, 2\pi)}(a) \frac{1}{2\pi} \cdot 1_{(0, +\infty)}(r) r \exp(-r^2/2)$$

Так це ж по суті майже скрізь є сумісним розподілом стандартного нормального вектора в полярних координатах, тобто  $(R, A)^T = {}^d \vec{\nu}$ . А  $(R \cdot \cos(A), R \cdot \sin(A))^T = g^{-1}(R, A)$ , отже має місце твердження другого пункту задачі.

*Коментар.* Умова незалежності координат  $u_1, u_2$  вагома. Інакше ми би не могли запросто взяти і подати сумісний розподіл  $(u_1, u_2)$  добутком щільностей координат, у вихідному сумісному розподілі вийшла б 'нероздільна' частина.

## 2.3 Задача 3 (про добуток корельованих координат)

Нехай  $\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2)^T \sim N((0, 0)^T, A)$ , де  $A = \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}$ ,  $|\rho| < 1$ .

1. Нехай  $\vec{\eta} = (\eta_1, \eta_2)^T \sim N((0, 0)^T, I_2)$ , де  $I_2$  – одинична матриця. Показати наступне:

$$P(\xi_1 > 0, \xi_2 > 0) = P(\eta_1, \eta_2 > -\rho/\sqrt{1-\rho^2} \cdot \eta_1) = \frac{1}{2\pi} \cdot \left( \frac{\pi}{2} + \arcsin(\rho) \right)$$

2. Скористатися попереднім пунктом задачі, щоб отримати

$$P(\xi_1 \cdot \xi_2 < 0) = \frac{\arccos(\rho)}{\pi}$$

### Розв'язання.

Спочатку покажемо, що з анізотропного вектора  $\vec{\xi}$  можна отримати ізотропний  $\vec{\eta}$ . Пригадаємо, що таку процедуру можна отримати завдяки лінійному перетворенню, як показано в першій задачі: для  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\rho & 1 \end{pmatrix}$  маємо

$$A\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2 - \rho\xi_1)^T \sim N\left(\vec{0}, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - \rho^2 \end{pmatrix}\right).$$

Але це ще не відповідає розподілу  $\vec{\eta}$ : треба підкоригувати дисперсію другої координати. Домножимо другий рядок матриці  $A$  на  $\sqrt{\text{Var}[\xi_2 - \rho\xi_1]}$ :  $A_* = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\rho/\sqrt{1-\rho^2} & 1/\sqrt{1-\rho^2} \end{pmatrix}$ , тоді вже  $A_*\vec{\xi} = (\xi_1, (\xi_2 - \rho\xi_1)/\sqrt{1-\rho^2})^T$  матиме такий самий розподіл, що і  $\vec{\eta}$ . Звідси

$$P(\xi_1 > 0, \xi_2 > 0) = P(\eta_1 > 0, \sqrt{1-\rho^2}\eta_2 + \rho\eta_1 > 0) = P(\eta_1 > 0, \eta_2 > -\rho/\sqrt{1-\rho^2}\eta_1)$$

Залишається обчислити останню імовірність шляхом інтегрування. Менш болючим підходом, напевно, буде перехід до полярних координат. Спочатку зауважимо, що ми інтегруємо на множині  $A = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid x > 0, y > -\rho/\sqrt{1-\rho^2}x\}$ .

$$\begin{aligned} P(\eta_1 > 0, \eta_2 > -\rho/\sqrt{1-\rho^2}\eta_1) &= \int_A f_{\vec{\eta}}(\vec{u}) d\vec{u} = \int_0^{+\infty} \int_{-\rho/\sqrt{1-\rho^2}u_1}^{+\infty} \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(u_1^2 + u_2^2)\right) du_2 du_1 = \\ &= \int_0^{+\infty} \int_{\arctan(-\rho/\sqrt{1-\rho^2})}^{\pi/2} \frac{1}{2\pi} \exp(-r^2/2) da dr = \\ &= \frac{1}{2\pi} \left( \frac{\pi}{2} + \arctan(\rho/\sqrt{1-\rho^2}) \right) \times \underbrace{\int_{-\infty}^{+\infty} 1_{(0,+\infty)}(r) r e^{-r^2/2} dr}_{=1, \text{ як інтеграл по щільності розподілу на } \mathbb{R}} = \frac{1}{2\pi} \left( \frac{\pi}{2} + \arctan(\rho/\sqrt{1-\rho^2}) \right). \end{aligned}$$

Нехай  $|\varphi| < \pi/2$ ,  $\varphi := \arctan(\rho/\sqrt{1-\rho^2})$ . Побачимо так:

$$\tan(\varphi) = \frac{\sin(\varphi)}{\cos(\varphi)} = \frac{\rho}{\sqrt{1-\rho^2}} \Leftrightarrow \sin(\varphi) = \rho \Rightarrow \arctan(\rho/\sqrt{1-\rho^2}) = \arcsin(\rho).$$

Це вже дозволяє отримати результат першої підзадачі:

$$P(\xi_1 > 0, \xi_2 > 0) = \frac{1}{2\pi} \left( \frac{\pi}{2} + \arcsin(\rho) \right).$$

Для розв'язання другої частини задачі, перейдемо до доповнення

$$\begin{aligned} P(\xi_1 \cdot \xi_2 < 0) &= 1 - P(\xi_1 \cdot \xi_2 \geq 0) = 1 - 2P(\xi_1 > 0, \xi_2 > 0) = \\ &= 1 - \frac{1}{\pi} \left( \frac{\pi}{2} + \arcsin(\rho) \right) = \frac{1}{\pi} \left( \frac{\pi}{2} - \arcsin(\rho) \right) = \frac{\arccos(\rho)}{\pi}, \end{aligned}$$

що завершує розв'язок задачі. Зауважимо, ми додатково скористалися наступним:

$$\begin{aligned} P(\xi_1 < 0, \xi_2 < 0) &= P(\eta_1 < 0, \eta_2 < -\rho/\sqrt{1-\rho^2}\eta_1) = P((- \eta_1) < 0, (- \eta_2) < -\rho/\sqrt{1-\rho^2}(- \eta_1)) = \\ &= P(\eta_1 > 0, \eta_2 > -\rho/\sqrt{1-\rho^2}\eta_1) = P(\xi_1 > 0, \xi_2 > 0), \end{aligned}$$

бо  $-\vec{\eta} \stackrel{d}{=} \vec{\eta}$ .