

## 1 Matrix calculus

### Задача №1

**Find**  $\nabla f(x)$ ,  $f(x) = \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$

Функцию можно переписать в виде:

$$f(x) = \frac{1}{2} (Ax - b)^T (Ax - b)$$

Воспользуемся свойством, что  $d \langle x, x \rangle = 2 \langle x, dx \rangle$ , тогда:

$$\begin{aligned} df(x) &= \frac{1}{2} d(\langle Ax - b, Ax - b \rangle) = \frac{1}{2} 2 \langle Ax - b, d(Ax - b) \rangle = \langle Ax - b, A dx \rangle = \langle A^T (Ax - b), dx \rangle \\ \Rightarrow \nabla f(x) &= A^T (Ax - b) \end{aligned}$$

### Задача №2

**Find**  $\nabla f(X)$ , if  $f(X) = \langle x, x \rangle^{\langle x, x \rangle}$ ,  $x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$

Сделаем замену  $g(x) = \langle x, x \rangle$ , тогда можно переписать функцию  $f(x) = g(x)^{g(x)}$ . Можем взять градиент от функции и умножить на градиент по самой функции,  $d \langle x, x \rangle = 2 \langle x, dx \rangle$ , тогда:

### Задача №3

**Calculate the Frobenious norm derivative:**  $\frac{\partial}{\partial X} \|X\|_F^2$

По свойству нормы Фробениуса верно, что  $\|X\|_F^2 = \text{tr}(X^T X) = \text{tr}(X X^T) = \langle X, X \rangle$ , тогда:

$$\frac{\partial}{\partial X} \|X\|_F^2 = \frac{\partial}{\partial X} \langle X, X \rangle$$

По определению производной скалярного произведения:

$$d\|X\|_F^2 = 2\langle X, dX \rangle \Rightarrow \frac{\partial}{\partial X} \|X\|_F^2 = 2X$$

### Задача №4

**Calculate the first and the second derivative of the following function**  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$

$$f(t) = \det(A - tI_n),$$

**where**  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $S := \{t \in \mathbb{R} : \det(A - tI_n) \neq 0\}$ .

Из свойств дифференцирования:

$$\begin{aligned} f(t) &= \det(A - tI_n) \Rightarrow df(t) = \det(A - tI_n) \langle (A - tI_n)^{-T}, d(A - tI_n) \rangle = \\ &= \det(A - tI_n) \langle (A - tI_n)^{-T}(-I_n)^T, dt \rangle \Rightarrow \\ &\Rightarrow f'(t) = \det(A - tI_n)(-I_n)^T(A - tI_n)^{-T} \end{aligned}$$

### Задача №5

Смотри файл autograd.py

## 2 Convex sets

### Задача №1

**Prove that the set of square symmetric positive definite matrices is convex.**

Докажем, что множество является выпуклым конусом. По определению:  $\forall \theta_1, \theta_2 \geq 0$  и  $\forall A, B \in \mathbb{S}_+^n$

$$\theta_1 A + \theta_2 B \in \mathbb{S}_+^n$$

Матрица, которая получена с помощью такой линейной комбинации остаётся квадратной и симметричной (сумма одинаковых чисел, домноженных на одинаковые константы).

Матрица положительно определена, по определению  $\forall x \in \mathbb{R}^n$ :

$$x^T (\theta_1 A + \theta_2 B) x = \theta_1 x^T A x + \theta_2 x^T B x \geq 0$$

так как  $A \succeq 0 \rightarrow x^T A x \geq 0, B \succeq 0 \rightarrow x^T B x \geq 0$  и  $\theta_1, \theta_2 \geq 0$

По определению - выпуклый конус  $\Rightarrow$  выпуклое.

### Задача №2

**Show, that  $\text{conv}\{xx^T : x \in \mathbb{R}^n, \|x\| = 1\} = \{A \in \mathbb{S}_+^n : \text{tr}(A) = 1\}$ .**

### Задача №3

**Show that the hyperbolic set of  $x \in \mathbb{R}_+^n \mid \prod_{i=1}^n x_i \geq 1$  is convex. Hint: For  $0 \leq \theta \leq 1$  it is valid, that  $a^\theta b^{1-\theta} \leq \theta a + (1-\theta)b$  with non-negative  $a, b$ .**

Возьмём такие  $a$  и  $b$ , чтобы они принадлежали множеству по определению:  $a = \prod_i x_i \geq 1$  и  $b = \prod_i y_i \geq 1$ . Подставляем в неравенство:

$$\prod_i (\theta x_i + (1-\theta)y_i) = \theta \prod_i x_i + (1-\theta) \prod_i y_i \geq \prod_i x_i^\theta y_i^{1-\theta} = \left( \prod_i x_i \right)^\theta \left( \prod_i y_i \right)^{1-\theta} \geq 1$$

По определению выпуклого множества,  $0 \leq \theta \leq 1$  и  $\forall a, b \in S$ , где  $S$  наше множество, выполнено, что  $\theta a + (1-\theta)b \in S \Rightarrow$  показали выпуклость.

## Задача №4

**Prove, that the set  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  is convex if and only if  $(\alpha + \beta)S = \alpha S + \beta S$  for all non-negative  $\alpha, \beta$**

►⇒ Если  $(\alpha + \beta)S = \alpha S + \beta S$  - множество  $S$  выпуклое.

- 1) По определению,  $\forall x_1, x_2 \in S$  и  $\forall \theta \in [0, 1] \Rightarrow \theta x_1 + (1 - \theta)x_2 \in S \quad \forall x \in \alpha S + \beta S$ .

Представим в виде:  $x = \alpha z_1 + \beta z_2$ , где  $z_1 \in S$  и  $z_2 \in S$

- 2)  $x = (\alpha + \beta)z_3$ , где  $z_3 \in S$  (так как  $(\alpha + \beta)S = \alpha S + \beta S$ )

Выносим  $\alpha + \beta$  из первого представления:

$$x = (\alpha + \beta) \left( \frac{\alpha}{\alpha + \beta} z_1 + \frac{\beta}{\alpha + \beta} z_2 \right) \in S$$

- 3) Получили  $z_3 = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} z_1 + \frac{\beta}{\alpha + \beta} z_2 \in S$

Заметим, что  $\frac{\alpha}{\alpha + \beta} + \frac{\beta}{\alpha + \beta} = 1$ . Пусть  $\theta = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \Rightarrow \frac{\beta}{\alpha + \beta} = 1 - \theta$ , следовательно:

$z_3 = \theta z_1 + (1 - \theta)z_2 \in S$  Так как  $(\alpha + \beta)S = \alpha S + \beta S$  верно для произвольных неотрицательных  $\alpha$  и  $\beta$ , то  $\theta = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \in [0, 1]$ . ◀

►⇐  $S$  - выпуклое множество, доказываем, что  $(\alpha + \beta)S = \alpha S + \beta S$ . Доказываем два включения:

- 1)  $(\alpha + \beta)S \subseteq \alpha S + \beta S$

Возьмём  $z \in (\alpha + \beta)S \Rightarrow z = (\alpha + \beta)x = \alpha x + \beta x$ , где  $x \in S$ . Тогда  $\forall z \in S$  представим как  $z = \alpha x + \beta x$ . Это и есть наше включение:  $(\alpha + \beta)S \subseteq \alpha S + \beta S$

- 2)  $\alpha S + \beta S \subseteq (\alpha + \beta)S$

$z \in \alpha S + \beta S$ , можно представить как:  $z = \alpha z_1 + \beta z_2$ , где  $z_1, z_2 \in S$ , можно записать, как  $z = (\alpha + \beta)z_3$ , где  $z_3 \in S$ .

Как и в доказательстве в другую сторону вынесем скобку  $(\alpha + \beta)$ . Получим:

$$z = (\alpha + \beta) \left( \frac{\alpha}{\alpha + \beta} z_1 + \frac{\beta}{\alpha + \beta} z_2 \right)$$

Снова берём  $\theta = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \Rightarrow \frac{\beta}{\alpha + \beta} = 1 - \theta \Rightarrow z = (\alpha + \beta)(\theta z_1 + (1 - \theta)z_2)$

$S$  - выпуклое множество, значит  $(\theta z_1 + (1 - \theta)z_2) = z_3 \in S, \forall \theta$

Тогда,  $z = (\alpha + \beta)z_3 \in S$ , то есть мы показали обратное включение.

Доказано, что  $S$ -выпуклая  $\Rightarrow (\alpha + \beta)S = \alpha S + \beta S$  ◀

## Задача №5

Let  $x \in \mathbb{R}$  is a random variable with a given probability distribution of  $\mathbb{P}(x = a_i) = p_i$ , where  $i = 1, \dots, n, a_1 < \dots < a_n$ . It is said that the probability vector of outcomes of  $p \in \mathbb{R}^n$  belongs to the probabilistic simplex, i.e.  $P = p \mid \mathbf{1}^T p = 1, p \succeq 0 = p \mid p_1 + \dots + p_n = 1, p_i \geq 0$ . Determine if the following sets of  $p$  are convex:

1)  $\mathbb{P}(x > \alpha) \leq \beta$

В первых трёх пунктах можем сводить к ограничениям на  $p$ , как ограничения на полупространство из чего будет следовать, что множество выпуклое.

По определению:  $\mathbb{P}(x > \alpha) = \sum_{i: a_i \geq \alpha} p_i$ , следовательно

$$\mathbb{P}(x > \alpha) \leq \beta \Leftrightarrow \sum_{i: a_i \geq \alpha} p_i \leq \beta$$

Геометрически это полупространство и оно выпуклое, значит, наше множество тоже выпуклое.

2)  $\mathbb{E}|x^{201}| \leq \alpha \mathbb{E}|x|$  По определению матожидания:

$$\sum_{i=1}^n p_i (|a_i^{201}| - \alpha |a_i|) \leq 0$$

Не важно, какой коэффициент, главное, чтобы относительно  $p$  было линейное выражение. Можно переписать как  $\sum_{i=1}^n c_i p_i$ , где  $c_i = (|a_i^{201}| - \alpha |a_i|)$  - некоторые числовые коэффициенты. Значит, геометрически оно задаёт полупространство, а оно выпуклое.

3)  $\mathbb{E}|x^2| \geq \alpha$

По определению матожидания:

$$\sum_i p_i a_i^2 \geq \alpha$$

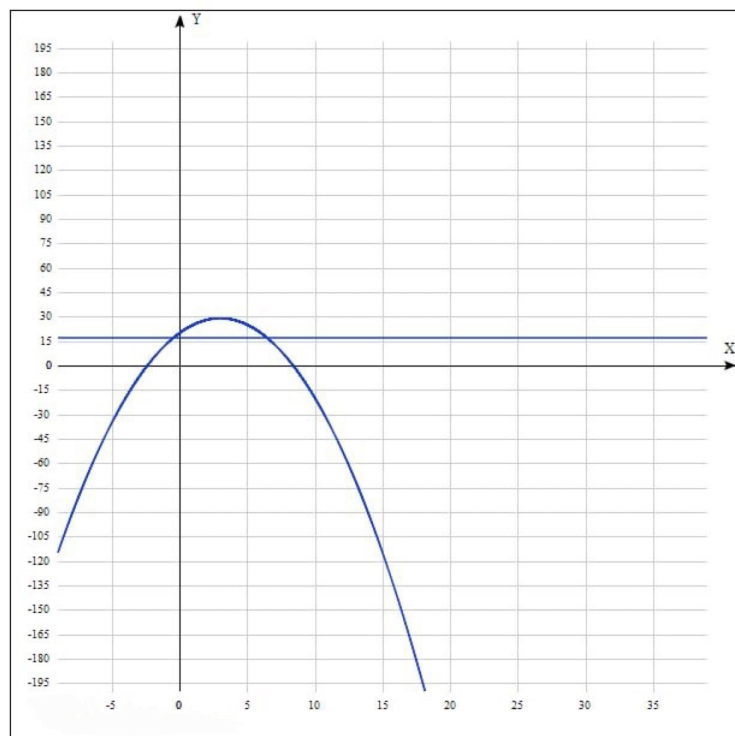
Тогда из прошлых примеров можем сказать, что оно выпуклое.

4)  $\mathbb{V}x \geq \alpha$

По определению дисперсии:

$$\mathbb{V}x = \mathbb{E}x^2 - (\mathbb{E}x)^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2 p_i - \left( \sum_{i=1}^n a_i p_i \right)^2 = b^T p - p^T A p \geq \alpha$$

где  $b_i = a_i^2$  и  $A = aa^T$  - положительно определённая матрица. Заметим, что такое выражение геометрически задаёт параболу, ветви которой направлены вниз



и гиперплоскость  $\alpha$ . Нашему множеству принадлежат точки, ограниченные этой гиперплоскостью. Можно утверждать о выпуклости через понятие надграфика: если надграфик функции является выпуклой фигурой, то функция - выпуклая, если выпуклым является подграфик, то функция вогнутая. Перевернутая парабола - вогнутое  $\Rightarrow$  подграфик выпуклое множество.

### 3 Convex functions

#### Задача №1

**Prove, that function  $f(X) = \text{tr}(X^{-1})$ ,  $X \in S_{++}^n$  is convex, while  $g(X) = (\det X)^{1/n}$ ,  $X \in S_{++}^n$  is concave.**

► Начнем с доказательства, что  $g(x)$  вогнутая.

Функция возвращает скаляр  $\Rightarrow$  можем представить как:

$$g(t) = f(Z + tV), \text{ где } Z \succ 0 \text{ и } V \in \mathbb{S}^n$$

Получили функцию от скалярной переменной  $t$ , которая принимает значения, что  $\{t \mid Z + tV \succ 0\}$ .

$$\begin{aligned} g(t) &= (\det(Z + tV))^{1/n} \\ &= (\det Z^{1/2} \det(I + tZ^{-1/2}VZ^{-1/2}) \det Z^{1/2})^{1/n} \\ &= (\det Z)^{1/n} \left( \prod_{i=1}^n (1 + t\lambda_i) \right)^{1/n} \end{aligned}$$

Где  $\lambda_i$  - собственные числа матрицы  $Z^{-1/2}VZ^{-1/2}$ .

Из последнего равенства наша функция  $g(t)$  - вогнута на множестве  $\{t \mid Z + tV \succ 0\}$ , так как  $\det Z > 0$ ,  $Z \succ 0$  и геометрическое среднее  $\prod_{i=1}^n (x_i)^{1/n}$  - вогнуто, а  $1 + t\lambda_i$  - вогнутая функция, то в силу линейности можно говорить, что  $g(X)$  - вогнуто.

Для  $f(X) = \text{tr}(X^{-1})$ ,  $X \in S_{++}^n$ . Также представим в виде:  $S(t) = Z + tV$ , где  $Z \in S_{++}^n$  и  $V$  - симметрична. Теперь рассматриваем функцию от скалярной переменной  $t$ . Достаточно показать (по дифференциальному критерию второго порядка), что для  $t = 0$

$$\frac{d^2}{dt^2} \text{tr}(S(t)^{-1})|_{t=0} \geq 0$$

Матричное разложение в ряд Тейлора в  $t = 0$

$$S(t)^{-1} = (Z(I + tZ^{-1}V))^{-1} = Z^{-1} - tZ^{-1}VZ^{-1} + t^2Z^{-1}VZ^{-1}VZ^{-1} + \dots$$

поэтому

$$\frac{d^2}{dt^2} \text{tr}(S(t)^{-1}) \Big|_{t=0} = 2\text{tr}(Z^{-1}VZ^{-1}VZ^{-1})$$

Но  $Z^{-1}VZ^{-1}VZ^{-1} = UZ^{-1}U^T$ , где  $U = Z^{-1}V$  и  $Z^{-1}$  положительно определены (так как  $Z \in S_{++}^n$  и  $V$  - симметрична), поэтому  $UZ^{-1}U^T$  положительно полуопределена, а значит  $\text{tr}(UZ^{-1}U^T) \geq 0$ .

Следовательно доказали, что  $f(X) = \text{tr}(X^{-1})$  - выпуклая функция. ◀

## Задача №2

**Kullback–Leibler divergence between  $p, q \in \mathbb{R}_{++}^n$ :**

$$D(p, q) = \sum_{i=1}^n (p_i \log(p_i/q_i) - p_i + q_i)$$

**Prove, that  $D(p, q) \geq 0 \forall p, q \in \mathbb{R}_{++}^n$ ,  $D(p, q) = 0 \leftrightarrow p = q$**

**Hint:**  $D(p, q) = f(p) - f(q) - \nabla f(q)^T(p - q)$ ,  $f(p) = \sum_{i=1}^n p_i \log p_i$

► По определению дивергенция Кульбака-Лейблера:

$$D(p, q) = \sum_{i=1}^n (p_i \log(p_i/q_i) - p_i + q_i)$$

$$D(p, q) = f(p) - f(q) - \nabla f(q)^T(p - q), \quad f(p) = \sum_{i=1}^n p_i \log p_i$$

Тогда:

$$\frac{\partial f}{\partial p_i} = \log p_i + 1$$

$\nabla f(p) = \log p + 1$ , где  $p$  - вектор. Значит:

$$\begin{aligned} D(p, q) &= f(p) - f(q) - \nabla f(q)^T(p - q) = \sum_{i=1}^n p_i \log p_i - q_i \log q_i - (p_i - q_i) \log q_i - p_i + q_i \\ &= \sum_{i=1}^n (p_i \log p_i/q_i - p_i + q_i) \end{aligned}$$

Получается определение дивергенции Кульбака-Лейблера. По дифференциальному критерию первого порядка функция выпуклая тогда и только тогда, когда

$$f(p) \geq f(q) + \nabla f(q)^T(p - q) \Leftrightarrow D(p, q) = f(p) - f(q) - \nabla f(q)^T(p - q) \geq 0$$

Но функция  $f(p) = \sum_{i=1}^n p_i \log p_i$  - выпуклая, так как это неотрицательная сумма функций  $x \log x$  (задача №6)  $\Rightarrow D(p, q) \geq 0$ .

Если  $p = q$ , то подставив получим  $D(p, q) = 0$  ◀

## Задача №3

**Let  $x$  be a real variable with the values  $a_1 < a_2 < \dots < a_n$  with probabilities  $\mathbb{P}(x = a_i) = p_i$ . Derive the convexity or concavity of the following functions from  $p$  on the set of  $\left(p \mid \sum_{i=1}^n p_i = 1, p_i \geq 0\right)$**



1)  $\mathbb{E}x$ 

Линейная функция вида  $f(x)c^T x + b$  - выпуклая и вогнутая одновременно (доказывается по определению). По определению матожидания:

$$\mathbb{E}x = \sum_{i=1}^n a_i p_i.$$

Получили линейную функцию, следовательно, матожидание - выпуклая и вогнутая функция.

2)  $\mathbb{P}\{x \geq \alpha\}$ 

Аналогично задаче на множества:

$$\mathbb{P}\{x \geq \alpha\} = \sum_{i: a_i \geq \alpha} p_i$$

Получили линейную функцию, следовательно - выпуклая и вогнутая функция.

3)  $\mathbb{P}\{\alpha \leq x \leq \beta\}$ 

Рассматриваем прошлый пункт для другого диапазона:

$$\mathbb{P}\{\alpha \leq x \leq \beta\} = \sum_{i: \alpha \leq a_i \leq \beta} p_i$$

Получили линейную функцию, следовательно - выпуклая и вогнутая функция.

4)  $\sum_{i=1}^n p_i \log p_i$ 

В задаче 6 показали, что функция  $x \ln x$  - выпуклая. Тогда наша функция - неотрицательная сумма выпуклых, сепарабельных функций. Тогда получили выпуклую функцию, ведь неотрицательная сумма сохраняет выпуклость.

5)  $\mathbb{V}x = \mathbb{E}(x - \mathbb{E}x)^2 = \mathbb{E}x^2 - (\mathbb{E}x)^2$ 

Выпуклая функция:

$$f(\theta x + (1 - \theta)y) \leq \theta f(x) + (1 - \theta)f(y)$$

Существует контрпример  $n = 2, a_1 = 0, a_2 = 1, p_1 = (1, 0), p_2 = (0, 1), \theta = \frac{1}{2}$ .

$$\mathbb{V}(p_1) = \mathbb{E}p_1^2 - (\mathbb{E}p_1)^2 = 0$$

$$\mathbb{V}(p_2) = \mathbb{E}p_2^2 - (\mathbb{E}p_2)^2 = 1 - 1 = 0$$

$$\mathbb{V}(p = (\frac{1}{2}, \frac{1}{2})) = \frac{1}{2} - \frac{1}{4} = \frac{1}{4}$$

$\frac{1}{4} \not\leq 0 \Rightarrow$  дисперсия - вогнутая функция.

6) **quartile**( $x$ ) =  $\inf(\beta | \mathbb{P}\{x \leq \beta\} \geq 0.25)$

**quartile**( $x$ ) не является непрерывной функцией, так как  $x$  может принимать только дискретные значения  $a_1 < a_2 < \dots < a_n \Rightarrow$  она определена на дискретном множестве точек, которое не является выпуклым. Значит, она не является ни выпуклой, ни вогнутой.

## Задача №4

Is the function returning the arithmetic mean of vector coordinates is a convex one:

$$a(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \text{ what about geometric mean: } g(x) = \prod_{i=1}^n (x_i)^{1/n}?$$

$a(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  - выпуклая функция. По дифференциальному критерию первого порядка:

$$a(x + \Delta x) \geq a(x) + \nabla a^T(x) \Delta x$$

Градиент берем по координатно, получаем:  $\nabla a^T(x) = (\frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n})$ . Подставляем в критерий:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta x_i \geq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i + \frac{1}{n} \sum_{i=s}^n \Delta x_i$$

Это неравенство верно, следовательно, среднее арифметическое - выпуклая функция.

Геометрическое среднее, которое определяется как:

$$g(x) = \prod_{i=1}^n (x_i)^{1/n}$$

является вогнутой функцией. Воспользуемся дифференциальным критерием второго порядка, который звучит так: если мы покажем  $\nabla^2 f(x) \preceq 0$ , то  $f(x)$  - вогнутая.

Если матрица гессиана отрицательно определена  $\Rightarrow$  для любого вектора  $v$ , верно

$$v^T \nabla^2 f(x) v \leq 0$$

Для начала подсчитаем гессиан. Подсчитаю сначала поэлементно, затем перепису в матричном виде.

Певая производная:

$$\frac{\partial}{\partial x_k} f(x) = \frac{1}{n} \left( \prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}-1} \cdot \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n x_i$$

Вторая производная, по этому же элементу:

$$\frac{\partial^2}{\partial x_k^2} f(x) = -\frac{n-1}{n^2} \left( \prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}-2} \cdot \left( \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n x_i \right)^2 = -\frac{n-1}{n^2} \times x_k^{\frac{1-2n}{n}} \left( \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}} =$$

$$= -\frac{n-1}{n^2 x_k^2} \left( \prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}}$$

Получаем, что

$$\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_k^2} = -(n-1) \frac{(\prod_{i=1}^n x_i)^{1/n}}{n^2 x_k^2}$$

Вторая производная по  $x_l$ , где  $k \neq l$

$$\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_k \partial x_l} = \frac{(\prod_{i=1}^n x_i)^{1/n}}{n^2 x_k x_l}$$

$$\nabla^2 f(x) = -\frac{\prod_{i=1}^n x_i^{1/n}}{n^2} (n \operatorname{diag}(1/x_1^2, \dots, 1/x_n^2) - aa^T)$$

где  $a_i = \frac{1}{x_i}$

Умножаем гессиан слева и справа на вектор  $v$ :

$$v^T \nabla^2 f(x) v = -\frac{\prod_{i=1}^n x_i^{1/n}}{n^2} \left( n \sum_{i=1}^n v_i^2 / x_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n v_i / x_i \right)^2 \right) \leq 0$$

и он  $\leq 0$ . Скобки в конце выражения - неравенство Коши-Буняковского, которое звучит так:

$$\left( \sum_{i=1}^n a_i \right)^2 \leq \left( \sum_{i=1}^n 1 \right) \sum_{i=1}^n a_i^2 = n \sum_{i=1}^n a_i^2$$

Так как  $a_i = \frac{v_i}{x_i} \Rightarrow$  геометрическое среднее - вогнутая функция.

## Задача №5

Is  $f(x) = -x \ln x - (1-x) \ln(1-x)$  **convex**?

Рассмотрим отдельно  $f(x) = x \ln x$ , где  $x$  - скалярная переменная и покажем по дифференциальному критерию второго порядка, что она выпуклая.

$$f'(x) = \ln x + 1, \quad f''(x) = 1/x$$

Так как  $x$  стоит под логарифмом, то  $x > 0$ , следовательно,  $f''(x) > 0$ . Значит  $f(x) = x \ln x$  строго выпуклая функция. Функция  $g(x) = (1-x) \ln(1-x)$  тоже строго выпуклая при  $1-x > 0$ .

Неотрицательная сумма выпуклых функций сохраняет выпуклость, поэтому  $x \ln x + (1-x) \ln(1-x)$  - строго выпуклая функция. Но она стоит с минусом, значит, вогнутая по определению.

**Задача №6**

Let  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  be the following function:

$$f(x) = \sum_{i=1}^k x_{[i]},$$

where  $1 \leq k \leq n$ , while the symbol  $x_{[i]}$  stands for the  $i$ -th component of sorted  $(x_{[1]}$ -maximum component of  $x$  and  $x_{[n]}$ -minimum component of  $x$ )

Show, that  $f$  is a convex function.

Можно рассмотреть как максимум различных сумм:

$$f(x) = \sum_{i=1}^k x_{[i]} = \max\{x_{i_1} + \dots + x_{i_r} \mid 1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_r \leq n\},$$

Тогда можно говорить, что получили поточечный максимум для  $\frac{n!}{r!(n-r)!}$  линейных функций. А так как функции линейны, можем сделать вывод, что функция  $f(x)$  будет выпуклой.

## 4 Conjugate sets

### Задача №1

Let  $\mathbb{A}_n$  be the set of all  $n$  dimensional antisymmetric matrices. Show that  $(\mathbb{A}_n)^* = \mathbb{S}_n$ .

Покажем вложения в обе стороны.

►  $(\mathbb{A}_n)^* \subset \mathbb{S}_n$ . Пусть матрица  $B \in (\mathbb{A}_n)^*$ ,  $\forall A$  - такой, что  $A^T = -A$ .

$$\text{tr}(A^T B) = \text{tr}(AB^T) \geq -1$$

Пользуясь тем, что  $A^T = -A$ :

$$\text{tr}(-AB) \geq -1$$

$$\text{tr}(AB^T) \geq -1$$

Складываем эти 2 неравенства:

$$\text{tr}(A \cdot (B^T - B)) \geq -2$$

$$\text{tr}(A \cdot (B - B^T)) \leq 2$$

Матрица  $B \in \mathbb{S}_n$ , то есть  $B = B^T$ . Доказательство от противного:

Пусть  $B \neq B^T$  диагональ не меняется при транспонировании, значит, если вычесть эти матрицы - получим все 0 и хотя бы один ненулевой элемент. Матрица  $A$  была взята такой, чтобы у нее на диагонали были нули. Выбираем элементы так, чтобы на диагонали у матрицы  $A(B - B^T)$  был хотя бы 1 элемент.

Можем это сделать всегда: пусть ненулевой элемент у матрицы  $(B - B^T)$  будет в первом столбце:  $b_{i1}$  ( $i \neq 1$ ). Тогда в первой строке матрицы  $A$  выбираем  $a_{1i} \neq 0$  а остальные равные нулю. При произведении получим ненулевой элемент на диагонали  $c = b_{i1} \cdot a_{1i}$ .

След матрицы равен сумме диагональных элементов. Пусть у  $(B - B^T)$  только 1 ненулевой элемент, значит  $\text{tr}(A \cdot (B - B^T)) = c$ . Так как матрица  $A$  произвольная, то можем взять её с элементом  $a_{1i} \cdot \frac{3}{c}$ . Тогда  $\text{tr}(A \cdot (B - B^T)) = 3 > 2$  получаем противоречие, что  $B \in (\mathbb{A}_n)^*$ .

Если в матрице  $(B - B^T) > 1$  ненулевого элемента, нельзя доказать, что след равен 0: матрица  $(B - B^T)$  - антисимметричная, для произвольной антисимметричной матрицы  $B^* = (B - B^T)$  можно подобрать такую антисимметричную  $A$ , что  $\text{tr}(AB^*) \neq 0$ . Просто будем брать такую же и получаем отрицательно определённую (на диагонали будут стоять числа одного знака и след не занулится), применяем рассуждения для одного ненулевого элемента - и получаем противоречие. Значит,  $B = B^T$ ,  $B \in \mathbb{S}_n \rightarrow (\mathbb{A}_n)^* \subset \mathbb{S}_n$  ◀

► Вложение в другую сторону: пусть  $B \in \mathbb{S}_n$ , то есть  $B = B^T$  а  $A$  - произвольная антисимметричная матрица, тогда:

$$\text{tr}(AB^T) = \text{tr}(AB)$$

$$\text{tr}(A^T B) = -\text{tr}(AB)$$

Получается, что  $\text{tr}(AB) = -\text{tr}(AB) \rightarrow \text{tr}(AB) = 0 > -1$ , значит  $B \in (\mathbb{A}_n)^* \rightarrow (\mathbb{A}_n)^* \supseteq \mathbb{S}_n$   
Получаем, что  $(\mathbb{A}_n)^* = \mathbb{S}_n \blacktriangleleft$

## Задача №2

Find the conjugate set to the ellipsoid:

$$S = \left\{ x \in \mathbb{R}^n \mid \sum_{i=1}^n a_i^2 x_i^2 \leq \varepsilon^2 \right\}$$

Определение конуса через матрицу:

$$S = \left\{ x \in \mathbb{R}^n \mid \sum_{i=1}^n \left( \frac{a_i}{\varepsilon} \right)^2 x_i^2 \leq 1 \right\}$$

$A = \text{diag}\left(\frac{a_i}{\varepsilon}\right)$  - диагональная матрица, тогда

$$\|Ax\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{a_i}{\varepsilon} \right)^2 x_i^2$$

Задаем эллипс:

$$S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|Ax\|_2 \leq 1\} = E = \{A^{-1}u \mid \|u\|_2 \leq 1\} \text{ (Бойд)}$$

Где  $A^{-1} = \text{diag}\frac{\varepsilon}{a_i}$ . Что эквивалентно, покажем через вложение множеств одно в другое:  
 $2 \rightarrow 1$ :  $x = A^{-1}u$ , где  $\|u\|_2 \leq 1$ , подставим в  $S$ , тогда  $\|AA^{-1}u\|_2 \leq 1$  - следовательно,  $E \subseteq S$

$2 \rightarrow 1$ :  $\|Ax\|_2 \leq 1$ , обозначим  $y = Ax$ , получается, что  $\|y\|_2 \leq 1$ . Тогда  $x = A^{-1}y$ , где  $\|y\|_2 \leq 1$ , следовательно  $x \in E$  и  $S \subseteq E$

По определению хотим найти все векторы  $p \in E^*$ , что  $\forall x \in E \rightarrow \langle p, x \rangle \geq -1$ . Любой вектор  $x \in E$  представим как  $x = A^{-1}u$ , где  $\|u\|_2 \leq 1$ ,  $\Rightarrow$  для  $p$ :

$$\langle p, A^{-1}u \rangle \geq -1, \text{ где } \|u\|_2 \leq 1$$

$$\langle A^{-T}p, u \rangle \geq -1, \text{ где } \|u\|_2 \leq 1$$

Из неравенства Коши-Буняковского:

$$|\langle A^{-T}p, u \rangle| \leq \|u\|_2 \cdot \|A^{-T}p\|_2 \leq [\|u\|_2 \leq 1] \leq \|A^{-T}p\|_2$$

Так как вектор  $u$  - произвольный, то равенство может достигаться всегда, поэтому нам подходят все  $p$ , для которых выполнено:

$$-1 \leq -\|A^{-T}p\|_2 \Leftrightarrow \|A^{-T}p\|_2 \leq 1$$

Такоенеравенство задает эллипс с другой матрицей  $A^{-T} = \text{diag}(\frac{\varepsilon}{a_i})$ . Или в привычном виде:

$$E^* = \left\{ x \in \mathbb{R}^n \mid \sum_{i=1}^n \left( \frac{\varepsilon}{a_i} \right)^2 x_i^2 \leq 1 \right\}$$

что эквивалентно

$$E^* = \left\{ x \in \mathbb{R}^n \mid \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{a_i} \right)^2 x_i^2 \leq \left( \frac{1}{\varepsilon} \right)^2 \right\}$$

### Задача №3

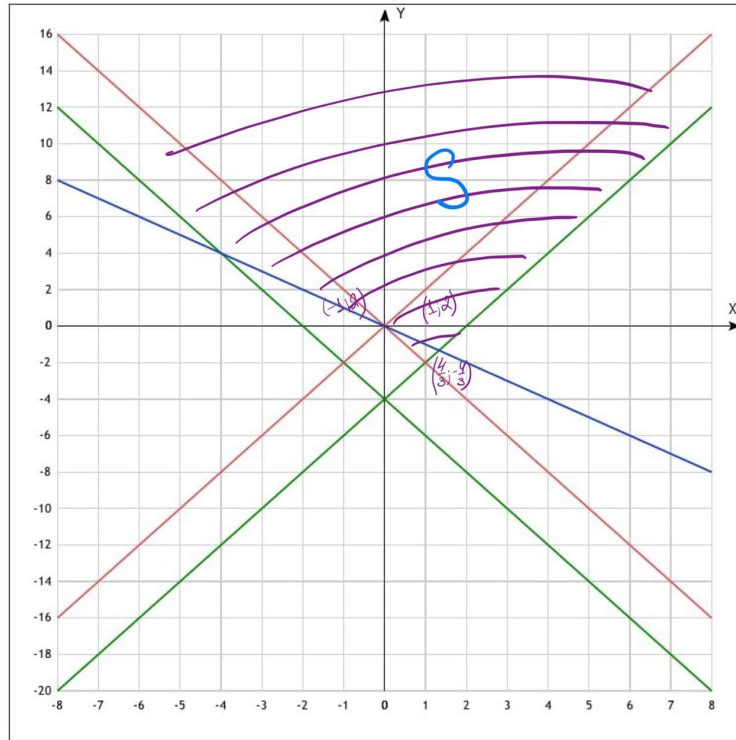
Find the sets  $S^*, S^{**}, S^{***}$ ,

$$S = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid x_1 + x_2 \geq 0, \quad 2x_1 + x_2 \geq -4, \quad -2x_1 + x_2 \geq -4\}$$

$S$  - замкнуто, выпукло и включает 0, то  $S^{**} = S$ ,  $S^{***} = S^*$ . Смотрим на рисунках, что это верно:

Изображаем  $S$ :

$$S = \text{conv} \left( (-4, 4), \left( \frac{4}{3}, -\frac{4}{3} \right) \right) + \text{cone}((1, 2), (-1, 2))$$



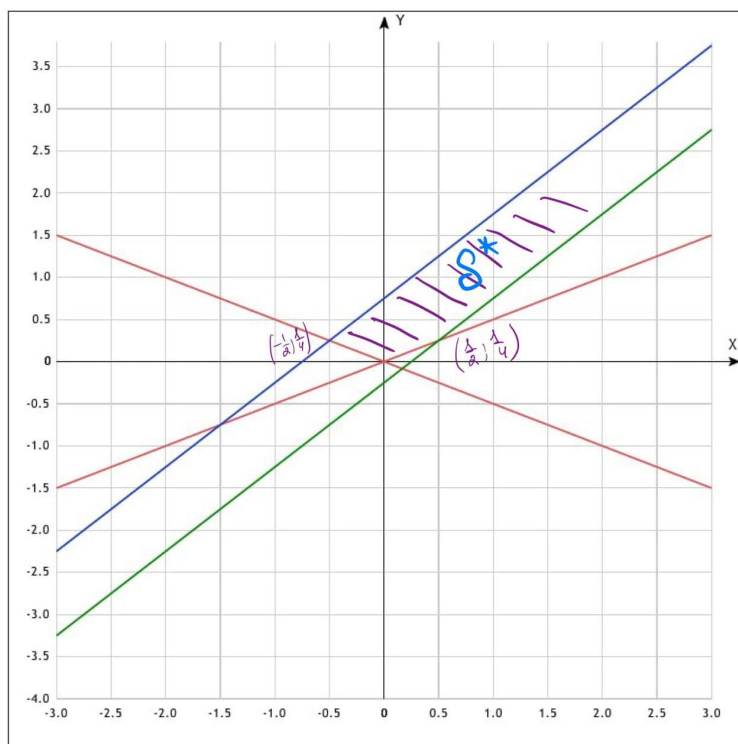
Получаем следующие неравенства:

$$\begin{cases} -4p^1 + 4p^2 \geq -1 \\ 4p^1 - 4p^2 \geq -3 \\ p^1 + 2p^2 \geq 0 \\ -p^1 + 2p^2 \geq 0 \end{cases}$$

Изобразим  $S^*$ :

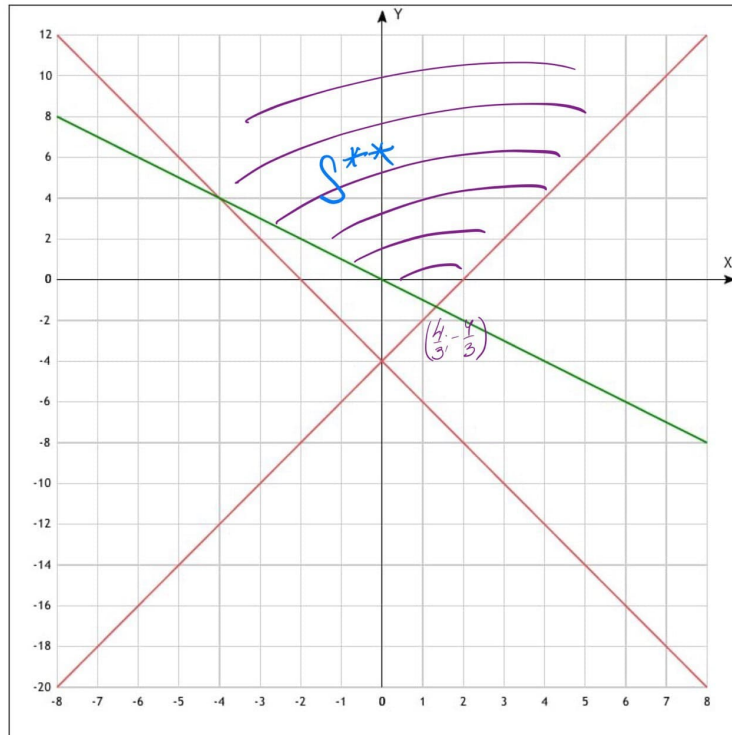
$$S^* = \text{conv} \left( \left( -\frac{1}{2}, \frac{1}{4} \right), (0, 0), \left( \frac{1}{2}, \frac{1}{4} \right) \right) + \text{cone}((1, 1))$$





$$\begin{cases} -2p^1 + p^2 \geq -4 \\ 2p^1 + p^2 \geq -4 \\ p^1 + p^2 \geq 0 \end{cases}$$

Изобразим  $S^{**}$ :



### Задача №4

Find the conjugate cone for the exponential cone:

$$K = \{(x, y, z) \mid y > 0, ye^{x/y} \leq z\}$$

По определению, ищем вектора из  $\mathbb{R}^3$  с коэффициентами  $(a, b, c)$  такие что:

$$(x, y, z) \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} \geq 0, \text{ где } (x, y, z) : \begin{cases} ye^{x/y} \leq z \\ y > 0 \end{cases}$$

Замена:  $u = \frac{x}{y}$  и  $v = \frac{z}{y}$ :

$$au + b + cv \geq 0, \quad \text{где } (u, v) : \begin{cases} v > 0 \\ v \geq e^u \end{cases}$$

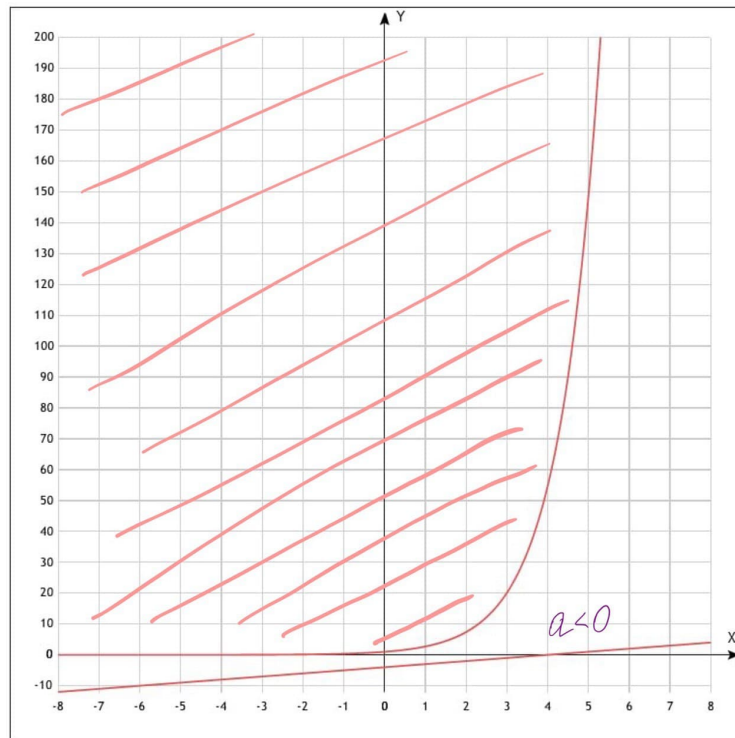
$K^*$  - конус, рассматриваем 3 случая:  $c = -1$ ,  $c = 0$ ,  $c = 1$ , так как любой другой можно получить домножив на положительную константу, что не изменит результатов.

$c = 1$ : Выбираем  $a, b$ , чтобы в  $v \geq -au - b$  лежали все значения  $v \geq e^u$ .

$$a < 0 : \quad b \geq a(1 - \ln(-a))$$

$$a = 0 : \quad b \geq 0$$

$$a > 0 : \quad \text{нет подходящих } b$$



$c = 0$ : В области  $au + b \geq 0$  лежат все точки  $v \geq e^u$ , но таких  $a, b$  нет ( $au + b = 0$  - вертикальная прямая).

$c = -1$ : Множество точек  $v \geq e^u$  должно лежать выше прямой  $au + b \geq v$ , но таких  $a, b$  нет (видно из графика).

$$K^* = \left\{ \alpha \cdot (a, b, 1) \mid \alpha \geq 0, \begin{array}{l} \text{при } a = 0, \text{ и } b \geq 0 \\ \text{при } a < 0, \text{ и } b \geq a(1 - \ln(-a)) \end{array} \right\}$$

### Задача №5

Prove, that  $B_p, B_{p^*}$  are inter-conjugate, i.e.  $(B_p)^* = B_{p^*}, (B_{p^*})^* = B_p$ , where  $B_p$  is the unit ball (w.r.t.  $p$ - norm) and  $p, p^*$  are conjugated, i.e.  $p^{-1} + p_*^{-1} = 1$ .

You can assume, that  $p_* = \infty, p = 1$  and vice versa.

Единичный шар  $B := \{x \in V : \|x\| < 1\}$ , является выпуклым, симметричным по  $x$ , замкнутым, норму можно записать как:

$$\|x\| = (\sup\{t \geq 0 \mid tx \in B\})^{-1}$$

Из свойств сопряженной нормы:

$$(\|x\|_p)^* = \|x\|_{p^*}, \text{ if } \frac{1}{p} + \frac{1}{p^*} = 1$$

---

У нас не бесконечномерное пространство  $\Rightarrow$  должно выполняться,  $\|x\|_{**} = \|x\|, \forall x$

## 5 Conjugate function

### Задача №1

**Find**  $f^*(y)$ , if  $f(x) = -\frac{1}{x}$ ,  $x \in \mathbb{R}_{++}$

По определению сопряжённой функции:

$$f^*(y) = \sup_x (xy - f(x)) = \sup_x \left( xy + \frac{1}{x} \right) = \sup_x f(x, y)$$

Область определения  $f^*(y)$  (при каких  $y$ ,  $\sup_x (xy + \frac{1}{x})$  - ограничен):

- 1) если  $y > 0$ , то при  $x \rightarrow +\infty$ ,  $xy \rightarrow +\infty$ , а  $\frac{1}{x} \rightarrow 0$ , следовательно  $f(x, y) \rightarrow +\infty$
- 2) если  $y < 0$ , то при  $x \rightarrow -\infty$ ,  $xy \rightarrow +\infty$ , а  $\frac{1}{x} \rightarrow 0$ , следовательно  $f(x, y) \rightarrow +\infty$
- 3) если  $y = 0$ , то  $\forall x \ xy = 0$ . При  $x \rightarrow 0$ , то  $\frac{1}{x} \rightarrow +\infty$ , следовательно,  $f(x, y) \rightarrow +\infty$

Ответ:  $f^*(y) = +\infty$

### Задача №2

**Prove, that if**  $f(x_1, x_2) = g_1(x_1) + g_2(x_2)$ , **then**  $f^*(y_1, y_2) = g_1^*(y_1) + g_2^*(y_2)$

По определению сопряжённой функции:

$$\begin{aligned} f^*(y_1, y_2) &= g_1^*(y_1) + g_2^*(y_2) = \sup_{x_1} \{x_1^T y_1 - g_1(x_1)\} + \sup_{x_2} \{x_2^T y_2 - g_2(x_2)\} = \\ &= \sup_{x_1, x_2} \{x_1^T y_1 - g_1(x_1) + x_2^T y_2 - g_2(x_2)\} = \sup_{x_1, x_2} \{x_1^T y_1 + x_2^T y_2 - f(x_1, x_2)\} \end{aligned}$$

### Задача №3

**Find**  $f^*(y)$ , if  $f(x) = \log \left( \sum_{i=1}^n e^{x_i} \right)$

По определению сопряжённой функции:

$$f^*(y) = \sup_{x \in \text{dom } f} (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Берем градиент:

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}, \quad i = 1, \dots, n$$

Будем использовать определение двойственной функции:

$$f^*(y) = \sum_{i=1}^n y_i x_i - \log \left( \sum_{i=1}^n e^{x_i} \right) = \sum_{i=1}^n \log e^{x_i y_i} - \log \left( \sum_{i=1}^n e^{x_i} \right) = \sum_{i=1}^n \log \frac{e^{x_i} e^{y_i}}{\sum_{i=1}^n e^{x_i}} = \sum_{i=1}^n y_i \log y_i$$

$f^*(y_i) = y_i \log y_i$  - кросс-энтропия ( $y \succ 0$  and  $\mathbf{1}^T y = 1$ ,  $y$  - вектор вероятности: все  $y_i > 0$  и  $\sum_{i=1}^n y_i = 1$ ).

Область определения:

- 1) Пусть существует компонента вектора  $y$ , такая что  $y_i < 0$ . Возьмём вектор  $x_k = -t$ , и  $x_i = 0, i \neq k, t \rightarrow \infty$ . Тогда

$$y^T x - f(x) \rightarrow \infty$$

как  $t - \log t \Rightarrow f^*(y)$  - неограничена.

- 2) Если  $y \succeq 0$  но  $\mathbf{1}^T y \neq 1$ , выберем  $x = t\mathbf{1}$

$$y^T x - f(x) = t\mathbf{1}^T y - t - \log n$$

2.1)  $\mathbf{1}^T y > 1 \Rightarrow f^*(y)$  - неограничена при  $t \rightarrow \infty$

2.2)  $\mathbf{1}^T y < 1 \Rightarrow f^*(y)$  - неограничена при  $t \rightarrow -\infty$

$$f^*(y) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i \log y_i & \text{если } y \succeq 0 \text{ и } \mathbf{1}^T y = 1 \\ \infty & \text{иначе} \end{cases}$$

## Задача №4

**Prove, that if  $f(x) = \alpha g(x)$ , then  $f^*(y) = \alpha g^*(y/\alpha)$**

По определению сопряжённой функции:

$$\begin{aligned} f^*(y) &= \sup_x (xy - f(x)) = \sup_x (xy - \alpha g(x)) = \\ &= \sup_x \left( \alpha \left[ x \cdot \frac{y}{\alpha} - g(x) \right] \right) = \alpha \sup_{x, \alpha > 0} \left( x \cdot \frac{y}{\alpha} - g(x) \right) = \\ &= \alpha \cdot g^* \left( \frac{y}{\alpha} \right) \end{aligned}$$

## Задача №5

**Find**  $f^*(Y)$ , if  $f(X) = -\ln \det X$ ,  $X \in \mathbb{S}_{++}^n$

По определению сопряжённой функции:

$$f^*(Y) = \sup_{X \succ 0} (\text{tr}(Y^T X) + \log \det X)$$

используем  $\text{tr}(Y^T X)$  как операцию скалярного умножения на матрицах.  $f^*(Y)$  неограничена, если  $Y \not\prec 0$  ( $Y$  имеет собственный вектор  $v$  с  $\lambda \geq 0$  и без ограничения общности  $\|v\|_2 = 1$ ), тогда возьмём  $X = I + tvv^T$ , получим:

$$\text{tr}(Y^T X) + \log \det X = \text{tr} Y^T + t\lambda + \log \det (I + tvv^T) = \text{tr} Y^T + t\lambda + \log(1 + t)$$

Неограничено при  $t \rightarrow \infty$ .

Если  $Y \prec 0$ , найдём максимум:

$$\nabla_X (\text{tr}(Y^T X) + \log \det X) = Y + X^{-1} = 0$$

$X = -Y^{-1}$  ( $X$  - положительно определена, симметричная  $\Rightarrow Y$  симметричная). По определению:

$$f^*(Y) = \log \det(-Y)^{-1} - n$$

область определения:  $\text{dom } f^* = -\mathbb{S}_{++}^n$

## Задача №6

**Prove, that if**  $f(x) = \inf_{u+v=x} (g(u) + h(v))$ , **then**  $f^*(y) = g^*(y) + h^*(y)$

Запишем по определению:

$$f^*(y) = \sup_x \{ \langle x, y \rangle - f(x) \}$$

Тогда можем подставить нашу  $f(x)$ :

$$f^*(y) = \sup_x \{ \langle x, y \rangle - \inf_{u+v=x} (g(u) + h(v)) \mid u+v=x \}$$

Упрощаем:

$$\begin{aligned} f^*(y) &= \sup_{x,u,v} \{ x^T y - g(u) - h(v) \mid u+v=x \} = \sup_{u,v} \{ (u+v)^T y - g(u) - h(v) \} = \\ &= \sup_u \{ u^T y - g(u) \} + \sup_v \{ v^T y - h(v) \} = g^*(y) + h^*(y) \end{aligned}$$

## 6 Subgradient and subdifferential

### Задача 1

**Prove, that  $x_0$  - is the minimum point of a convex function  $f(x)$  if and only if  $0 \in \partial f(x_0)$**

По определению  $g$  - субградиент  $f(x) : S \rightarrow R$  в точке  $x_0$ , если  $\forall x \in S$

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle g, x - x_0 \rangle$$

Множество всех субградиентов  $f(x)$  в точке  $x_0$  - субдифференциал  $f$  в  $x_0$ .

$$0 \in \partial f(x_0) \longrightarrow f(x) \geq f(x_0), \quad \forall x \in S$$

Получаем определение минимума выпуклой функции  $\Rightarrow$  утверждения эквивалентны.

### Задача 2

**Find  $\partial f(x)$ , if  $f(x) = \text{ReLU}(x) = \max\{0, x\}$**

По теореме Дубовитского-Милютина ( $0$  и  $x$  - выпуклые функции на выпуклом множестве  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ ):

$$\partial_S f(x_0) = \text{conv} \left\{ \bigcup_{i \in I(x_0)} \partial_S f_i(x_0) \right\}$$

где  $I(x) = \{i \in [1 : m] : f_i(x) = f(x)\}$

$x > 0$  - активная функция  $y = x$

$x < 0$  - активная функция  $0$

$x = 0$  - обе функции активны, берём выпуклую оболочку

$$\partial f(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ \{0\}, & x < 0 \\ \{a \mid a = \lambda a', 0 \leq \lambda \leq 1, a' \in \partial x = 1\}, & x = 0 \end{cases}$$

### Задача 3

**Find  $\partial f(x)$ , if  $f(x) = \|x\|_p$  при  $p = 1, 2, \infty$**



1.  $f(x) = \|x\|_1$ , по определению:

$$\|x\|_1 = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_n| = s_1 x_1 + s_2 x_2 + \dots + s_n x_n$$

где  $s_i = \{-1, 1\}$

Можно рассмотреть как поточечный максимум линейных функций, по теореме Дубовицкого-Милютина в каждой точке:

$$\partial f = \text{conv} \left( \bigcup_{i \in I(x)} \partial g_i(x) \right)$$

где  $\partial g_i(x) = \nabla g_i(x) = s_i$  (линейность):

$$\partial g(x) = \partial (\max \{s^\top x, -s^\top x\}) = \begin{cases} -s, & s^\top x < 0 \\ \text{conv}(-s; s), & s^\top x = 0 \\ s, & s^\top x > 0 \end{cases}$$

- 1) Если  $j$ -ая координата точки отрицательна,  $s_i^j = -1$
- 2) Если  $j$ -ая координата точки положительна,  $s_i^j = 1$
- 3) Если  $j$ -ая координата точки равна нулю, субградиенты этих функций включены в объединение в теореме Дубовицкого - Милютина

$$\partial f(x) = \{g : \|g\|_\infty \leq 1, \quad g^\top x = \|x\|_1\}$$

2. По определению:

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

Функция дифференцируема во всех точках, кроме  $0_n \Rightarrow$  если  $x \neq 0_n$ :

$$\partial f(x) = \nabla(\|x\|_2) = \frac{\mathbf{x}}{\|x\|_2}$$

Для  $0_n$ :

$$f(0_n, p) = \lim_{\alpha \rightarrow 0+} \frac{\|\alpha p\|_2}{\alpha} = \|p\|_2$$

Опорная функция единичного шара  $\Rightarrow$

$$\partial f(0_n) = \{x \mid \|x\|_2 \leq 1\}.$$

3. По определению:

$$f(x) = \|x\|_\infty = \max_i |x_i|$$

По теореме Дубовитского-Милютина о поточечном максимуме ( $|x_i|$  - выпуклые функции):

$$\partial f(x) = \text{conv} \left\{ \bigcup_{i \in I(x)} \partial |x_i| \right\}$$

где  $I(x) = \{i \in [1 : m] : f(x) = |x_i|\}$

Субдифференциал для модуля  $x$ :

$$\partial |x_i| = \begin{cases} \text{sign}(x_i), & x_i \neq 0 \\ [-1, 1], & x_i = 0 \end{cases}$$

Получается,

$$\partial f(x) = \begin{cases} \text{sign}(x_i), & x_i \neq 0 \\ [-1, 1], & x_i = 0 \end{cases}$$

где  $x_i$  - максимальный элемент в векторе

## Задача 4

**Find**  $\partial f(x)$ , if  $f(x) = \|Ax - b\|_1$

Пусть  $g(x) = \|x\|_1$  - выпуклая функция, тогда  $f(x) = \|Ax - b\|_1 = g(Ax - b)$ .

Так как  $g(x)$  - выпуклая функция, то можем применить свойство субдифференциального исчисления:

$$\partial f(x) = \partial(g(Ax - b))(x) = A^T \partial g(Ax - b)$$

$$\partial g(x) = \partial \|x\|_1 = \{\phi : \|\phi\|_\infty \leq 1, \phi^T x = \|x\|_1\}$$

$$\partial f(x) = A^T \cdot \{\phi : \|\phi\|_\infty \leq 1, \phi^T (Ax - b) = \|Ax - b\|_1\}$$

## Задача 5

**Find**  $\partial f(x)$ , if  $f(x) = e^{\|x\|}$

Рассматриваем, как сложную функцию от  $g(x) = \|x\|_p$ , для которой субдифференциал мы нашли в задаче 3.

Возведение в экспоненту монотонно неубывающая функция, дифференцируемая, выпуклая. Операторная форма - выпуклая функция =>

$$\partial f(x) = e^{\|x\|_p} \cdot \partial \|x\|_p$$

## Задача 6

**Find**  $\partial f(x)$ , if  $f(x) = \max_i \{\langle a_i, x \rangle + b_i\}$ ,  $a_i \in \mathbb{R}^n, b_i \in \mathbb{R}, i = 1, \dots, m$

Перепишем в виде:  $f_i = \{\langle a_i, x \rangle + b_i\}, i = 1, \dots, m$ .  $f(x) = \max_{i=1, m} \{f_i\}$  - выпуклые функции на множестве  $S = \mathbb{R}^n$

Можем использовать теорему Дубовитского-Милютина:

$$\partial_S f(x) = \text{conv} \left\{ \bigcup_{i \in I(x)} \partial_S f_i(x) \right\}$$

$I(x) = \{i \in [1 : m] : f_i(x) = f(x) - \text{активные индексы}\}$   $f_i(x)$  - линейные функции и их субдифференциал равняется градиенту:

$$\partial_S f(x) = \text{conv} \left\{ \bigcup_{i \in I(x)} a_i \right\}$$

где  $I(x) = \{i \in [1 : m] : f(x) = f_i(x) = a_i x + b_i\}$

$$\partial_S f(x) = \left( \sum_{i \in I(x)} \lambda_i a_i : \sum_{i \in I(x)} \lambda_i = 1, \quad \lambda_i \geq 0, i \in I(x) \right)$$

где  $I(x) = \{i \in [1 : m] : f(x) = a_i x + b_i\}$