

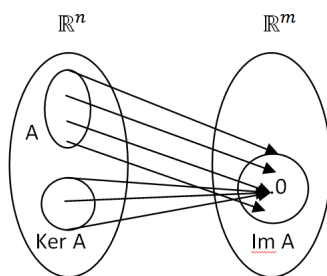
Прикладные проблемы линейной алгебры

Лекция 1

Псевдообратная матрица.

$$\begin{aligned}AX &= B \\ X &= A^{-1}B \\ X &\approx CB, C \approx A^{-1}\end{aligned}$$

Если у матрицы A есть A^{-1} , что $A^{-1}A = AA^{-1} = E$, $\det(CA) = |C||A| = 0$, $CA \neq E$, $\det A = 0$, то существует такая матрица C , что $ACA = A$.



$C = A^+$ (где $C_{n \times m}$, $A_{m \times n}$) — псевдообратная матрица Мура-Пенроуза для матрицы A , если:

1. $ACA = A$
2. $CAC = C$
3. $(AC)^* = AC = C^*A^*$
4. $(CA)^* = CA$

$$\begin{pmatrix} 1+i & 3-i \\ 2i & 5 \end{pmatrix}^* = \begin{pmatrix} 1-i & -2i \\ 3+i & 5 \end{pmatrix}$$

Если $\det A \neq 0$, то подходит $C = A^{-1}$.

Теорема. Если такая матрица C существует, то она единственная.

► Пусть B, C — две матрицы, удовлетворяющие свойствам 1 - 4.

$$AB = ACAB = (AC)(AB) \stackrel{3}{=} (AC)^*(AB)^* = C^*A^*B^*A^* = C^*(A^*B^*A^*) = C^*(ABA)^* = C^*(ABA)^* \stackrel{1}{=} C^*A^* = (AC)^* \stackrel{3}{=} AC$$

$$\text{Из 1, 4 } BA = CA, B \stackrel{2}{=} BAB = CAB = (AB = AC) = CAC \stackrel{2}{=} C.$$

Значит $B = C$, то есть она единственная. ■

Пример 1.

Найти псевдообратную матрицу.

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}^+ = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{cases} AA^+ = A \Rightarrow A = A^+ \\ A^* = A \end{cases}$$

Мы доказали единственность, значит другая матрица не подойдет.

$$O_{m \times n}^+ = O_{n \times m}$$

$$A_{m \times n} = \begin{matrix} & r & n \\ r & \begin{pmatrix} X_{r \times r} & O \\ O & O \end{pmatrix} \\ m & \end{matrix}, A_{n \times m}^+ = \begin{matrix} & r & m \\ r & \begin{pmatrix} X_{r \times r}^+ & O \\ O & O \end{pmatrix} \\ n & \end{matrix}$$

Пример 2.

Найти A^+ .

$$A = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

$$A^+ = (b_1 \cdots b_n), \quad b_1, \dots, b_n - ?$$

Из свойств получим:

$$\begin{aligned} A^+A &= \langle A^+, A \rangle = C \in \mathbb{R} \\ CA^+ &= A^+ \Rightarrow C = 1 \\ A &= \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} \\ \langle A, B \rangle &= A^*B = \bar{a}_1b_1 + \dots + \bar{a}_nb_n \\ A^+ &= \frac{1}{\langle A, A \rangle} A^+ = \frac{(\bar{a}_1, \dots, \bar{a}_n)}{|a_1|^2 + \dots + |a_n|^2} \\ A^+A &= \frac{A^*A}{\langle A, A \rangle} = 1 \end{aligned}$$

$$\begin{cases} A^+ = \frac{1}{\lambda} A^* \\ A^+ A = 1 = C \end{cases}$$

$$A^+ A = \frac{1}{\lambda} A^* A = \frac{1}{\lambda} \langle A, A \rangle = 1$$

$$\lambda = A^* A = \langle A, A \rangle = |A|^2$$

Другие свойства псевдообратной матрицы:

5. $(A^+)^+ = A$ (следует из свойств 1-4)

6. $(A^+)^* = (A^*)^+$
 $\blacktriangleright A^*(A^+)^* A^* = (AA^+ A)^* = A^* \quad \blacksquare$

7. $rk A^+ = rk A$
 $\blacktriangleright rk(AB) \leq \min\{rk A, rk B\}$
Из свойства 1: $rk A \leq rk A^*$
Из свойства 2: $rk A^+ \leq rk A \quad \blacksquare$

Лемма. $rk(A^* A) = rk A$

\blacktriangleright

$$\begin{aligned} \dim Ker A^* A &= \dim Ker A \\ Ker A^* A &= Ker A \\ y \in Ker A &\Rightarrow y \in Ker A^* A \\ Ay = 0 &\Rightarrow A^* Ay = 0 \end{aligned}$$

Если $z \in Ker A^* A \Rightarrow z \in Ker A$.

$$\begin{aligned} z^* A^* A z &= 0 \\ (Az)^* A z &= 0 \\ |\tilde{z}_1|^2 + \dots + |\tilde{z}_n|^2 &= 0 \\ \tilde{z} &= Az \\ \tilde{z}_1 = \dots = \tilde{z}_n = 0 &\Rightarrow Az = 0 \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Теорема. Если $A_{m \times n}$ — матрица полного столбцового ранга (столбцы линейно независимы), то есть $rk A = n$, то $A^+ = (A^* A)^{-1} A^*$

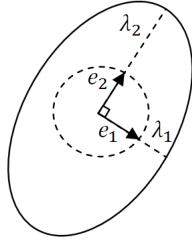
\blacktriangleright Проверим для свойств 1 - 4.

1. $AA^+ A = A$
 $A^+ A = (A^* A)^{-1} A^* A = E$
 $AE = A$

2. $A^+ AA^+ = A^+$
 $EA^+ \stackrel{1}{=} A^+$

3. $(AA^+)^* = AA^+$
 $(A(A^*A)^{-1}A^*)^* = (A^*)^*((A^*A)^{-1})^*A^* = A((A^*A)^*)^{-1}A^* = A(A^*A)^{-1}A^* = AA^+$
4. $(A^+A)^* = AA^+$
 $E^* = E$ ■

$$S^* = S \rightarrow S' = U^*SU = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix}, \lambda_i \in \mathbb{R}$$



Пример 3.
Найти A^+ .

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Найдем матрицу Грама.

$$A^*A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$(A^*A)^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{3}{4} & -\frac{1}{4} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{1}{4} & \frac{3}{4} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{1}{4} & -\frac{1}{4} & \frac{3}{4} \end{pmatrix}$$

$$\det(A^*A) = 2 \cdot 3 - (2 - 1) + (1 - 2) = 6 - 1 - 1 = 4$$

$$A^+ = \begin{pmatrix} \frac{3}{4} & -\frac{1}{4} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{1}{4} & \frac{3}{4} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{1}{4} & -\frac{1}{4} & \frac{3}{4} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{4} \cdot \begin{pmatrix} 3 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & 3 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

Теорема. Если B — матрица полного строчного ранга (строки линейно независимы), то есть $rkB = m$, то $B^+ = B^*(BB^*)^{-1}$.

Утверждение. Любую прямоугольную матрицу $A_{m \times n}$ можно представить в виде $A_{m \times n} = B_{m \times r}C_{r \times n}$, $r = rkA$, где B — матрица полного столбцового ранга, а C — матрица полного строчного ранга.

Такое разложение называется **скелетным разложением** (разложением полного ранга).

Пример 4.

Найти скелетное разложение.

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

Приведем к ступенчатому виду.

$$\begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$rkA = 2$$

Надо найти такие B и C , что $A_{3 \times 3} = B_{3 \times 2}C_{2 \times 3}$.

$$B = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

Здесь B — столбцы исходной матрицы, C — канонический вид.

Утверждение. Для скелетного разложения $A^+ = (BC)^+ = C^+B^+$, где $B^+ = (B^*B)^{-1}B^*$, так как столбцового ранга, а $C^+ = C^*(CC^*)^{-1}$, так как строчного ранга.

(продолжение решения)

$$B^* = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, B^*B = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5 & -3 \\ -3 & 3 \end{pmatrix}$$

$$(BB^*)^{-1} = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}^T = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}$$

$$B^+ = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 3 & 0 & 3 \\ 1 & 2 & 5 \end{pmatrix}$$

$$C^* = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, CC^* = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 5 \end{pmatrix}$$

$$(CC^*)^{-1} = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix}^T = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix}$$

$$C^+ = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix} = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 2 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$A^+ = C^+ B^+ = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 2 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 3 & 0 & 3 \\ 1 & 2 & 5 \end{pmatrix} = \frac{1}{36} \cdot \begin{pmatrix} 13 & -4 & 5 \\ -4 & 4 & 4 \\ 5 & 4 & 13 \end{pmatrix}$$

Домашнее задание 1

1. Вычислите

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix}^+$$

2. Вычислите

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}^+$$

3. Вычислите

$$\begin{pmatrix} 3 & 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}^+$$

4. Вычислите

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}^+$$

5. Вычислите

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -1 & -2 \end{pmatrix}^+$$

6. Пусть A — матрица размера $m \times n$ с рангом r и пусть

$$K = \begin{bmatrix} G \\ 0 \end{bmatrix}$$

имеет канонический вид, где G верхняя $r \times n$ подматрица без нулевых строк и 0 означает нулевую подматрицу. Пусть i_1, \dots, i_r значения столбцов, где находятся ведущие коэффициенты ступенчатого разложения, и пусть F подматрица A получена из столбцов i_1, \dots, i_r . Докажите, что

$$A = FG$$

и что это разложение полного ранга (скелетное разложение) A .

7. Найти разложение полного ранга (скелетное разложение)

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 3 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$

8. Вычислите

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}^+$$

9. Пусть E_{ij} матрица размера $n \times n$, такая что ее элементы в i -ой строке и j -ом столбце единицы, а все остальные элементы нули. Найти разложение полного ранга и псевдообратную матрицу.

10. Докажите:

- (a) $Im(AA^+) = Im(AA^*) = ImA$;
- (b) $Ker(AA^+) = Ker(AA^*) = KerA^*$;
- (c) $ImA^+ = ImA^*$;

Лекция 2

Пример 1.

Найти псевдообратную матрицу.

$$A = CB = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \\ 3 & 3 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$A^+ = B^+C^+$$

$$B^+ = B^*(BB^*)^{-1}, \quad C^+ = (A^*A)^{-1}A^*$$

$$BB^* = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 5 \end{pmatrix}$$

$$(BB^*)^{-1} = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix}$$

$$B^+ = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix} = \frac{1}{6} \cdot \begin{pmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 2 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$C^*C = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \\ 3 & 3 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 15 & 16 \\ 16 & 18 \end{pmatrix}$$

$$(C^*C)^{-1} = \frac{1}{14} \cdot \begin{pmatrix} 18 & -16 \\ -16 & 15 \end{pmatrix}$$

$$C^+ = \frac{1}{14} \cdot \begin{pmatrix} 18 & -16 \\ -16 & 15 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 2 \end{pmatrix} = \frac{1}{14} \cdot \begin{pmatrix} 2 & 4 & 6 & -14 \\ -1 & -2 & -3 & 14 \end{pmatrix}$$

$$A^+ = B^+C^+ = \frac{1}{6} \cdot \frac{1}{14} \cdot \begin{pmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 2 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 2 & 4 & 6 & -14 \\ -1 & -2 & -3 & 14 \end{pmatrix} = \frac{1}{84} \cdot \begin{pmatrix} 8 & 16 & 24 & -42 \\ 2 & 4 & 6 & 0 \\ -4 & -8 & -12 & 42 \end{pmatrix}$$

Если $A = FG$ — скелетное разложение, то $A^+ = G^+F^+ = G^*(GG^*)^{-1}(F^*F)^{-1}F^* = XY$ и $X^* = X, Y^* = Y, rk(A^*A) = rkA$.

Утверждение. X — решение $AX = B$ тогда и только тогда, когда X — решение $A^*AX = A^*B$.

Если $N = A^*A$, то $N^* = N$ — квадратная самосопряженная матрица.

Пример 2.

$$1. \quad Im(AA^*) \stackrel{?}{=} ImA$$

Из доказательства леммы $rk(A^*A) = rkA$ — ранги равны, значит и размерности равны.

$$ImA = \{AX\} \supset \{AA^*Y\} = ImAA^* \\ dim(ImA) = dim(ImAA^*)$$

$$2. \operatorname{Im}(AA^*) = \operatorname{Im}A \stackrel{?}{=} \operatorname{Im}(AA^+)$$

$$\operatorname{Im}A \supset \operatorname{Im}(AA^+) \supset \operatorname{Im}(AA^+A) \stackrel{1}{=} \operatorname{Im}A$$

$$3. \operatorname{Im}A^* \stackrel{?}{=} \operatorname{Im}A^+ \\ \operatorname{Ker}A^* \stackrel{?}{=} \operatorname{Ker}A^+$$

Достаточно доказать одно из утверждений.

$$\begin{aligned} \operatorname{Im}A^+ &\supset \operatorname{Im}(A^+A) \supset \operatorname{Im}(A^+AA^+) = \operatorname{Im}A^+ \\ \operatorname{Im}A^+ &= (\operatorname{Im}A^+A) \stackrel{4}{=} \operatorname{Im}(A^+A)^* = \operatorname{Im}(A^*(A^+)^*) \subset \operatorname{Im}A^* \\ rkA^+ &= rk(FG)^+ = rk(G^+F^+) = rk(GF) \leq r = rkA \\ rkA &= rk(A^+)^+ \leq rkA^+ \end{aligned}$$

То есть получили, что $rkA^+ = rkA = rkA^*$ — ранги равны, а значит равны и размерности:

$$\begin{aligned} \operatorname{Im}A^+ &= \operatorname{Im}A^* \\ \operatorname{Ker}A^+ &= \operatorname{Ker}A^* \end{aligned}$$

Теорема. Пусть $A\bar{x} = \bar{b}$ — система линейных уравнений, которая может не иметь решение, тогда \bar{u} — решение системы по **методу наименьших квадратов**, если для $\forall x$ длина вектора $A\bar{x} - \bar{b}$ не меньше, чем длина вектора $A\bar{u} - \bar{b}$, то есть если $f(x) = A\bar{x} - \bar{b} \in \mathbb{C}^n$, то $|f_1|^2 + \dots + |f_n|^2$ минимально при $\bar{x} = \bar{u}$.

Теорема. Вектор $\bar{u} = A^+\bar{b}$ является решением системы $A\bar{x} = \bar{b}$ по методу наименьших квадратов (мнк), причем среди всех этих решений вектор \bar{u} имеет наименьшую длину. Решение по методу наименьших квадратов также называют псевдорешением.

Пример 3.

Найти решение системы по методу наименьших квадратов.

$$\begin{cases} 2x + y = 1 \\ 2x + y = 3 \end{cases}$$

Перепишем в матричном виде:

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}^+ \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix} = \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot (2 \quad 1) \right)^+ \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix} = \frac{1}{5} \cdot \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{2} \cdot (1 \quad 1) \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix} = \frac{1}{10} \cdot \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot 4 = \begin{pmatrix} 0.8 \\ 0.4 \end{pmatrix}$$



Сингулярное разложение (SVD).

$A = Q\Sigma P^*$ $A : X \rightarrow Y$ — отображение, где X — размерности n , а Y — размерности m .

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \cdots & \sigma_r & \cdots & \vdots \\ \vdots & \cdots & \cdots & 0 & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

Q — ортогональная матрица $m \times m$, P — ортогональная матрица $n \times n$, $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$.

Для A^*A существует базис из собственных векторов e_1, \dots, e_n (где она диагональна). Она неотрицательно определена и существуют собственные векторы $A^*Ae_i = \sigma_i^2 e_i$.

$$\begin{cases} f_1 = \frac{Ae_1}{\sigma_1} \\ \dots \\ f_r = \frac{Ae_r}{\sigma_r} \end{cases}$$

$$Ae_i = \begin{cases} \sigma_i f_i, & i \leq r \\ 0, & i > r \end{cases}$$

$$A^* f_i = \begin{cases} \sigma_i e_i, & i \leq r \\ 0, & i > r \end{cases}$$

В матрице Q по столбцам стоят векторы f_1, \dots, f_r (уже получены), f_{r+1}, \dots, f_m (из ортогонализации Грама-Шмидта) в базисе Y .

P — столбцы координат e_1, \dots, e_n в базисе X .

Пример 4.

Найти SVD.

$$\tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{A}^* \tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 3 \end{pmatrix}$$

Найдем собственные значения и векторы $\tilde{A}^* A$.

$$\lambda_1 = 0$$

$$\lambda_2 = 1$$

$$\lambda_3 = 1$$

$$\lambda_4 = 4$$

Сингулярные числа надо расположить по убыванию.

$$\sigma_1 = \sqrt{4} = 2$$

$$\sigma_2 = 1$$

$$\sigma_3 = 1$$

$$\sigma > 0$$

$$\Sigma_{3 \times 4} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Найдем собственные векторы.

1. $\lambda = 4$

$$(\tilde{A}^* \tilde{A} - \lambda_i E)x = 0$$

$$\begin{pmatrix} -3 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & -3 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -3 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \cdot x = 0$$

$$x_1 = \frac{1}{3}x_4, x_2 = \frac{1}{3}x_4, x_3 = \frac{1}{3}x_4$$

Получим собственный вектор:

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 3 \end{pmatrix} \cdot c, c \neq 0$$

$$e_1 = \frac{1}{2\sqrt{3}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 3 \end{pmatrix}$$

2. $\lambda = 1$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Получим собственные векторы:

$$\begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \cdot c_1 + \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \cdot c_2, \quad c_1^2 + c_2^2 > 0$$

$$e_2 = \begin{pmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad e_3 = \frac{1}{\sqrt{6}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad e_4 = \frac{1}{2} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$P = (e_1, e_2, e_3, e_4)$$

$$f_1 = \frac{\tilde{A}e_1}{\sigma_1} = \frac{1}{2\sqrt{3}} \cdot \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \\ 4 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{2} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} \\ 1 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} \\ 1 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{3}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$f_2 = \frac{\tilde{A}e_2}{\sigma_2} = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$f_3 = \frac{\tilde{A}e_3}{\sigma_3} = \frac{1}{\sqrt{6}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

$$Q = (f_1, f_2, f_3)$$

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 1 & 1 & 1 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 1 & 2 & 2 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
\tilde{A} = Q\Sigma P^* &= \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 1 & 1 & 1 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 1 & 0 & 2 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2\sqrt{3}} & 0 & -\frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{2} \\ \frac{3}{2\sqrt{3}} & 0 & 0 & -\frac{1}{2} \end{pmatrix}^* = \\
&= \begin{pmatrix} \frac{2}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{3}} & 0 & -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{3}} & 0 & -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{3}} & \frac{1}{2\sqrt{3}} & \frac{1}{2\sqrt{3}} & \frac{3}{2\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

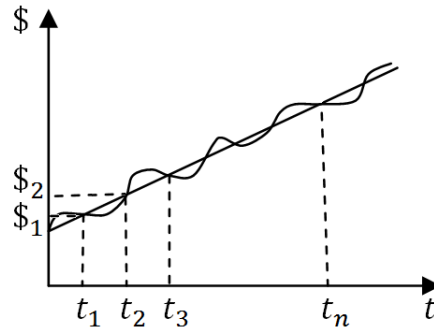
Утверждение. Если $B = AU$, где $U^* = U^{-1}$ унитарная, то $B^+ = U^+ A^+ = U^* A^+$.

Следствие. Если $A = Q\Sigma P^*$, то

$$A^+ = P\Sigma^+ Q^* = P \cdot \begin{pmatrix} \sigma_1^{-1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \sigma_2^{-1} & \vdots \\ 0 & \cdots & \ddots \end{pmatrix} \cdot Q^*$$

Линейная регрессия.

Модель 1:



$$\$ = kt + b$$

$$\begin{cases} \$_1 = kt_1 + b \\ \$_2 = kt_2 + b \\ \dots \end{cases}$$

Надо найти k и b .

В матричном виде $A\bar{X} = \bar{S}$, где

$$X = \begin{bmatrix} k \\ b \end{bmatrix}, A = \begin{pmatrix} t_1 & 1 \\ t_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ t_n & 1 \end{pmatrix}, S = \begin{pmatrix} \$_1 \\ \vdots \\ \$_n \end{pmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} k \\ b \end{bmatrix} = \bar{X} = A^+ \bar{S}$$

Модель 2:

Если $x(t)$ — цена на нефть, то $\$(t)x(t) = k_1 t + b_1$.

Домашнее задание 2

1. Доказать утверждение о псевдообратной от произведения матриц. Если $B = AU$, где $U^* = U^{-1}$ — унитарная матрица, а A — произвольная матрица порядка n , то

$$B^+ = U^+ A^+ = U^* A^+$$

2. С помощью линейной регрессии и псевдообратной матрицы сделать прогноз цены нефти Br в долларах, рублях. Сравнить результаты, полученные с помощью модели 1 и модели 2.

3. Найти SVD для матрицы

$$A = \begin{pmatrix} 4 & -3i \\ -3i & 4 \end{pmatrix}$$

4. Найти SVD для матрицы

$$A = \begin{pmatrix} 6 & 3 & 0 \\ 6 & 3 & 0 \\ 2 & 5 & 4 \\ -2 & -5 & -4 \end{pmatrix}$$

5. Найти псевдообратную матрицу, используя SVD:

$$A = \begin{pmatrix} 18 & 18 & 9 \\ 4 & -2 & -4 \\ 8 & -4 & -8 \\ 8 & -4 & -8 \end{pmatrix}$$

Лекция 3

Полиномиальная интерполяция.

Дано:

$f(x)$ — неизвестный многочлен степени $\leq n$

$$f(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n$$

Известны значения $f(x)$ в точках x_0, \dots, x_n (всего $n + 1$ значений)

$$\begin{cases} y_0 = f(x_0) \\ \dots \\ y_n = f(x_n) \end{cases}$$

Найти: $f(x)$

Ответ: многочлен Лагранжа

$$\begin{cases} a_0 + a_1x_0 + \dots + a_nx_0^n = y_0 \\ \dots \\ a_0 + a_1x_n + \dots + a_nx_n^n = y_n \end{cases}$$

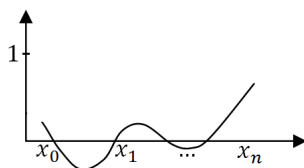
$$\begin{pmatrix} 1 & x_0 & \dots & x_0^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

Матрица Вандермонда: $V(x_0, \dots, x_n) = V$

$$V\bar{a} = \bar{y}, \bar{a} = V^{-1}\bar{y}$$

Определитель Вандермонда: $v(x_0, \dots, x_n) = \det V(x_0, \dots, x_n) = (x_1 - x_0)(x_2 - x_0) \dots (x_n - x_0)(x_2 - x_1) \dots (x_n - x_1) \dots (x_n - x_{n-1}) = \prod_{0 \leq i < j \leq n} (x_j - x_i)$

$$V = \begin{vmatrix} 1 & x_0 & \dots & x_0^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & x_0 & \dots & x_0^n \\ 0 & x_1 - x_0 & \dots & x_1^n - x_0^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{vmatrix}$$



Многочлен Лагранжа:

$$f(x) = L(x) = \sum_{i=0}^n y_i \cdot \frac{\prod_j (x - x_j)}{\prod_j (x_i - x_j)} = \frac{\sum_{i=0}^n y_i v(x_0, \dots, x_i, \dots, x_n)}{v(x_0, \dots, x_n)}.$$

Пример 1.

Дано:

$$x_0 = -1, x_1 = 0, x_2 = 1$$

$$y_0 = -2, y_1 = -1, y_2 = 2$$

Провести параболу через три точки. Найти $f(x) = L(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2$.

$$f(x) = \frac{-2(0-x)(1-x) + (-1)(x+1)(1+1)(1-x) + 2(0+1)(x+1)(x-0)}{(0+1)(1+1)(1-0)} =$$

$$= x^2 + 2x - 1$$

$$f(x) = (x-1)g(x) \Leftrightarrow f(1) = 0$$

$$f(x) = (x-1)^2g(x) \Leftrightarrow \begin{cases} f(1) = 0 \\ f'(1) = 0 \end{cases}$$

$$f'(x) = 2(x-1)g(x) + (x-1)^2g'(x)$$

Лемма.

$$f(x) = (x-x_1)^k g(x) \Leftrightarrow \begin{cases} f(x_1) = 0 \\ f'(x_1) = 0 \\ \dots \\ f^{(k-1)}(x_1) = 0 \end{cases}$$

Интерполяция с кратными узлами.**Задача (кратко):** Восстановить многочлен $f(x)$ по значениям в m точках кратностей k_1, \dots, k_m .**Формулировка:** Найти многочлен $f(x)$ степени $\leq n-1$ такой, что для некоторых различных узлов x_1, \dots, x_m и некоторых натуральных k_1, \dots, k_m (кратностей) верно

$$\begin{cases} f(x_1) = y_1, f'(x_1) = y_1^{(1)}, \dots, f^{(k_1-1)}(x_1) = y_1^{(k_1-1)} \\ \dots \\ f(x_m) = y_m, f'(x_m) = y_m^{(1)}, \dots, f^{(k_m-1)}(x_m) = y_m^{(k_m-1)} \end{cases}$$

Количество условий равно количеству неизвестных $k_1 + \dots + k_m = n$.**Ответ:** Многочлен Эрмита (или Лагранжа-Сильвестра).**Утверждение.** Такой многочлен существует и он единственный при $k_1 + \dots + k_m = n$.Примечание: Если $k_1 = \dots = k_m = 1$, то $m = n$ и $f(x)$ - многочлен Лагранжа (то есть предыдущий случай).► Пусть существует два таких многочлена $f(x)$ и $g(x)$, то для $p(x) = f(x) - g(x)$

$$p^{(t)}(x_i) = 0, i = 1, \dots, m, t \leq k_i$$

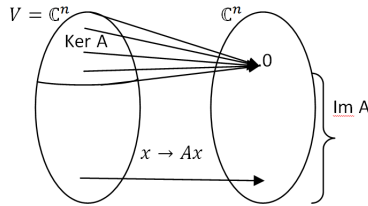
$$p(x) = C(x-x_1)^{k_1} \dots (x-x_k)^{k_k} = C \text{ (многочлен степени } n+1)$$

$$\Rightarrow C = 0, p(x) = 0$$

Значит, если $f(x)$ существует, то он единственный.Если $f(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_{n-1}x^{n-1}$, то

$$A \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ y_2^{(1)} \\ \vdots \\ y_m^{(k_m-1)} \end{pmatrix}$$

То есть, доказали, что система для любого \bar{y} имеет не больше одного решения \bar{a} .



$Im A = \{A\bar{x} | \bar{x} \in \mathbb{C}^n\}$, $Ker A = \{\bar{a} | A\bar{a} = \bar{0}\} = \{\bar{0}\}$, так как у системы $A\bar{a} = \bar{0}$ не больше одного решения.

Так как A $n \times n$, то $dim(Im A) = rk A$, $dim(Ker A) = n - rk A$.

$Ker 0 \Leftrightarrow dim(Ker A) = 0$, то есть $rk A = n$ (A невырожденная).

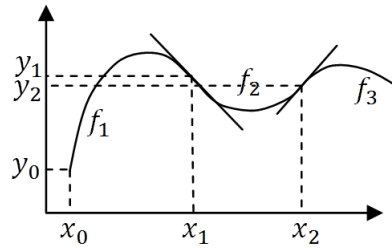
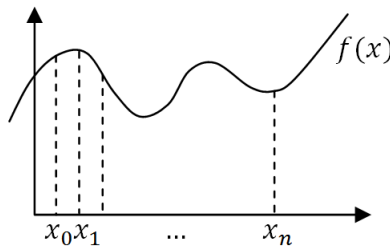
Матрица A невырожденная $\Leftrightarrow rk A = n \Leftrightarrow Im A = \mathbb{C}^n \Leftrightarrow Ker A = 0$, значит, $\bar{a} = A^{-1}\bar{y}$, всегда существует решение. ■

Сплайны.

1. Квадратичный.

Надо установить функцию $f(x)$.

Аппроксимация: соседние точки надо соединить прямыми (не плавно). Но мы хотим гладко, значит на каждом отрезке надо задать свою функцию.



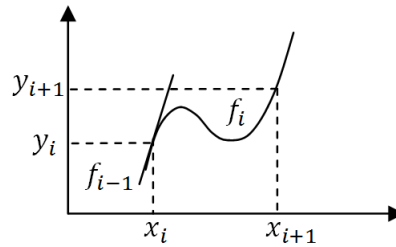
$$\begin{cases} f_1'(x_0) = d_0 \\ f_1(x_0) = y_0 \\ f_1(x_1) = y_1 \end{cases}$$

$$\begin{cases} f_1'(x_1) = f_2'(x_1) \\ f_2(x_1) = y_1 \\ f_2(x_2) = y_2 \end{cases}$$

..... и т.д.

2. Кубический.

$f_i(x)$ - кубическая парабола.



$$\begin{cases} f_i(x_i) = y_i \\ f_i(x_{i+1}) = y_{i+1} \\ f_i'(x_i) = f_{i-1}'(x_i) \\ f_i''(x_i) = f_{i-1}''(x_i) \end{cases}$$

$$f_i(x) = a_0^i + a_1^i x + a_2^i x^2 + a_3^i x^3 = a_i + b_i(x - x_i) + \frac{c_i}{2}(x - x_i)^2 + \frac{d_i}{6}(x - x_i)^3$$

Пример 2.

$$f(x) = (x - 1)(x - 2)(x - 3) = x^3 - 6x^2 + 11x - 6$$

Аппроксимировать квадратичным сплайном с узлами $x_0 = 0, x_1 = 2, x_2 = 4$.

$$\begin{cases} f(0) = (-1) \cdot (-2) \cdot (-3) = -6 \\ f(2) = 0 \\ f(4) = 6 \end{cases}$$

$$\begin{cases} f_1 = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 \\ f_1'(0) = a_1 = 11 \\ f_1(0) = a_0 = -6 \\ f_1(2) = -6 + 11 \cdot 2 + a_2 \cdot 4 = 0 \Rightarrow a_2 = -4 \end{cases}$$

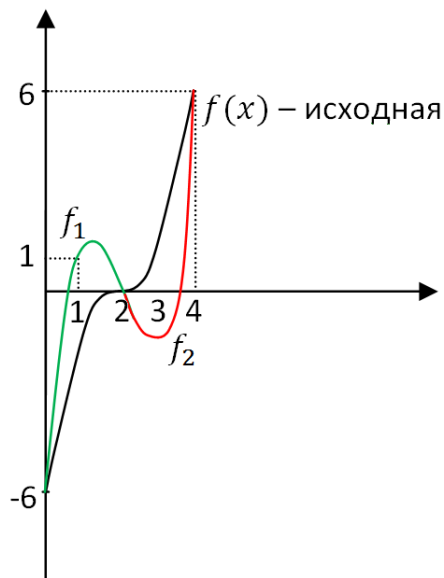
Получим $f_1 = -6 + 11x - 4x^2$.

$$\begin{cases} f_1 = -6 + 11x - 4x^2 \\ f_2'(2) = f_1'(2) = -5 \\ f_2(2) = 0 \\ f_2(4) = 6 \end{cases}$$

Подставим значения из предыдущих выражений.

$$\begin{cases} f_2 = b_0 + b_1x + b_2x^2 \\ b_0 + 2b_1 + 4b_2 = 0 \\ b_1 + 4b_2 = -5 \\ b_0 + 4b_1 + 16b_2 = 6 \end{cases}$$

Получим $f_2 = 4x^2 - 21x + 26$.

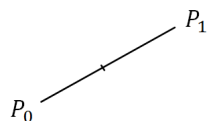


Кривая Безье.

Есть набор из n точек, хотим построить прямую, хорошо вписываемую в оболочку.

Параметризация отрезка для 2 точек, степень полинома $n = 1$:

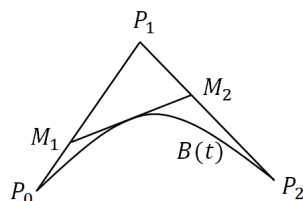
$$B(t) = (1 - t)P_0 + tP_1$$



Параметризация отрезка для 3 точек, степень полинома $n = 2$.

Введем вспомогательные точки M_1, M_2 такие, что

$$M_1 = (1 - t)P_0 + tP_1, \quad M_2 = (1 - t)P_1 + tP_2 \\ B(t) = (1 - t)M_1 + tM_2 = (1 - t)^2P_0 + 2t(1 - t)P_1 + t^2P_2$$

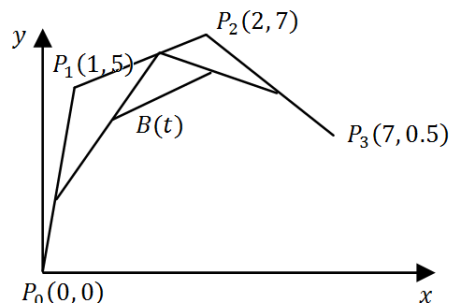


Параметризация отрезка для $n + 1$ точек, степень полинома n .

$$B(t) = \sum_{k=0}^n C_n^k (1-t)^{n-k} t^k P_k$$

Пример 3.

Построить кубическую кривую Безье $B_3(t)$ для 4 точек, $t \in [0, 1]$.



$$\begin{aligned} x(t) &= 1 \cdot (1-t)^3 \cdot t^0 \cdot 0 + 3 \cdot (1-t)^2 \cdot t^1 \cdot 1 + 3 \cdot (1-t)^1 \cdot t^2 \cdot 2 + (1-t)^0 \cdot t^3 \cdot 7 = 4t^3 + 3t \\ y(t) &= 1 \cdot (1-t)^3 \cdot t \cdot 0 + 3 \cdot (1-t)^2 \cdot t \cdot 5 + 3 \cdot (1-t)^1 \cdot t^2 \cdot 7 + 1 \cdot (1-t)^0 \cdot t^3 \cdot \frac{1}{2} = -\frac{11}{2}t^3 - 9t^2 + 15t \end{aligned}$$

Домашнее задание 3

1. Приблизить следующую функцию $y(x)$ многочленом второй степени по методу наименьших квадратов:

x	-3	-1	0	1	3
y	-4	-0.8	1.6	2.3	1.5

2. Доказать, что кривая Безье касается первого и последнего отрезка ломаной.
3. Известно, что $f(x)$ — многочлен третьей степени такой, что:

$$\begin{cases} f(1) = 2 \\ f(-1) = -3 \\ f(2) = 17 \\ f(-2) = -19 \end{cases}$$

Найти $f(x)$.

4. Найти $f(x)$ многочлен наименьшей степени, удовлетворяющий условиям:

$$\begin{cases} f(1) = -1 \\ f'(1) = 5 \\ f(0) = 0 \\ f'(0) = -1 \end{cases}$$

5. Приблизить $\sin x$ сплайном $S(x)$ степени два с узлами πk , $\pi k + \frac{\pi}{2}$, $k \in \mathbb{Z}$. Найти

$$S\left(\frac{\pi}{4}\right), S\left(\frac{\pi}{3}\right).$$

6. На плоскости 100 точек, любые 4 из них лежат на параболе вида $y = ax^2 + bx + c$. Доказать, что тогда все 100 точек будут лежать на одной и той же параболе.

Лекция 4

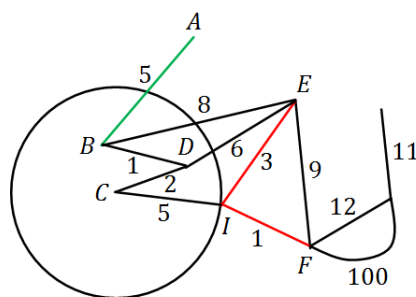
Метрики, линейные пространства.

Метрика ρ на множестве M — это такая функция $\rho(x, y) \geq 0$, что

1. $\rho(x, y) = \rho(y, x)$
2. $\rho(x, y) > 0, x \neq y, \rho(x, x) = 0$
3. $\rho(x, y) + \rho(y, z) \geq \rho(x, z)$

Дана карта с расстояниями между городами.

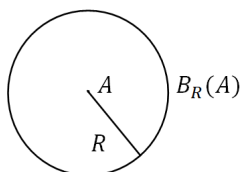
$M = \{ \text{города} \}$



$$\rho(A, B) = 5$$

$$\rho(E, F) = 4 \text{ (минимальное расстояние из возможных)}$$

Шар в метрическом пространстве.



$B_R(A) = \{x | \rho(A, x) \leq R\}$ — **шар** радиуса R с центром в точке A .

$S_R(A) = \{x | \rho(A, x) = R\}$ — **сфера** радиуса R с центром в точке A .

$B_5(C) = \{C, B, D, I\}$ — все точки, которые туда входят.

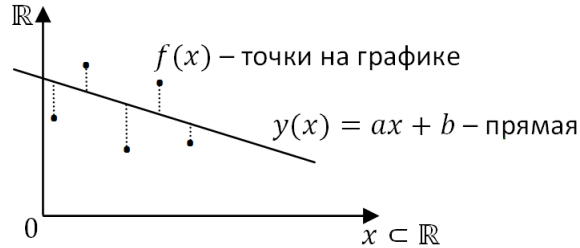
$S_5(C) = \{I\}$ — только те точки, которые лежат на окружности.

$B_{100}(C) = B_{50}(C) = M$ — все множество.

Метод наименьших квадратов — приближение функции в смысле следующей метрики

$$M = \{f : X \rightarrow \mathbb{R}\}, X = \{x_1, \dots, x_n\}$$

$$\rho(f, y) = |\bar{y} - \bar{f}| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y(x_i) - f(x_i))^2}$$

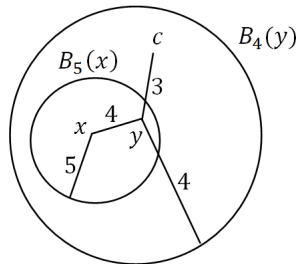


Пример 1.

Найти такое метрическое пространство M , что

$$\begin{cases} B_5(x) \subset B_4(y) \\ B_5(x) \neq B_4(y) \end{cases}, \text{ где } x, y - \text{две точки.}$$

То есть доказать, что существует $c \in B_4(y), c \notin B_5(x)$.



$$\begin{aligned} \rho(x, y) &= \rho(y, x) = 4 \\ \rho(y, c) &= \rho(c, y) = 3 \\ \rho(x, c) &= \rho(c, x) = 7 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} B_5(x) &= \{x, y\} \\ B_4(y) &= \{x, y, c\} \end{aligned}$$

То есть $B_5(x) \subset B_4(y)$.

Вспомним определение линейного пространства.

Если на непустом множестве заданы две бинарные операции "+" и "умножение на число", числа из поля F , $\forall a, b, c \in V$ то

1. $a + (b + c) = (a + b) + c$
2. $\exists 0 : a + 0 = 0 + a = a$
3. $\exists (-a) : a + (-a) = 0$
4. $a + b = b + a$

$$5. 1 \cdot x = x$$

$$6. (\mu\lambda)x = \mu(\lambda x)$$

$$7. (a + b)\lambda = a\lambda + b\lambda$$

$$8. (\mu + \lambda)a = \mu a + \lambda a$$

V — **линейное пространство** (векторное пространство), если выполнены 8 предыдущих аксиом и

$$1. \forall \bar{u}, \bar{v}: \bar{u} + \bar{v} \in V$$

$$2. \forall \text{ числа } \alpha \in \mathbb{R}, \mathbb{C} \alpha \bar{u} \in V$$

(или $\alpha \in F$ заданное поле, например, $F_2 = \{0, 1\}$)

Линейное пространство V — **нормированное**, если на нем задана такая норма $\nu: V \rightarrow \mathbb{R} \geq 0$, что

$$1. \nu(\bar{x}) > 0, \bar{x} \neq \bar{0}, \nu(\bar{0}) = 0$$

$$2. \nu(\alpha \bar{x}) = |\alpha| \nu(\bar{x})$$

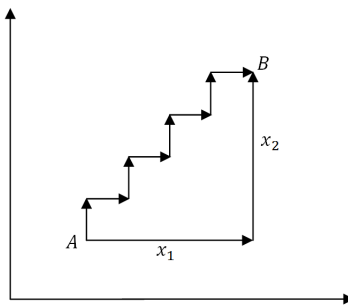
$$3. \nu(\bar{x} + \bar{y}) \leq \nu(\bar{x}) + \nu(\bar{y}) \text{ для } \forall \bar{x}, \bar{y} \in V, \forall \alpha$$

Из каждой нормы можно сделать метрику $\rho(\bar{x}, \bar{y}) = \nu(\bar{y} - \bar{x})$.

Примеры норм:

1. Манхэттенская норма (норма таксиста)

(Можно ехать разными путями, но не по прямой)



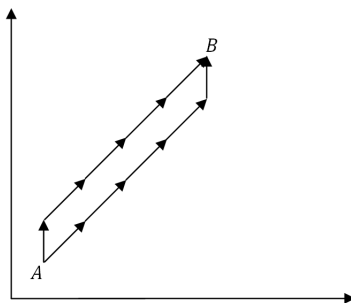
$$\nu_M(\bar{x}) = |x_1| + \dots + |x_n| \text{ в } \mathbb{R}^n, \text{ где } \bar{x} = (x_1, \dots, x_n)$$

2. Евклидова норма

(Для приближения)

$$\nu_E(\bar{x}) = \sqrt{|x_1|^2 + \dots + |x_n|^2} \text{ в } \mathbb{R}^n$$

3. Норма максимума
(Уменьшает ошибку по всем координатам)



$$\nu_{\max}(\bar{x}) = \max\{|x_1|, \dots, |x_n|\} \text{ в } \mathbb{R}^n$$

4. Норма Гёльдера

$$\begin{aligned}\nu_p(\bar{x}) &= \sqrt[p]{|x_1|^p + \dots + |x_n|^p} \text{ в } \mathbb{R}^n \\ \nu_1(\bar{x}) &= |x_1| + \dots + |x_n| = \nu_M(\bar{x}) \\ \nu_2(\bar{x}) &= \sqrt{|x_1|^2 + \dots + |x_n|^2} = \nu_E(\bar{x}) \\ \nu_\infty(\bar{x}) &= \lim_{p \rightarrow \infty} \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i|^p}\end{aligned}$$

Если $|x_i| = \max |x_i|$, то $\sqrt[p]{|x_i|^p} \rightarrow |x_i|$, получим:

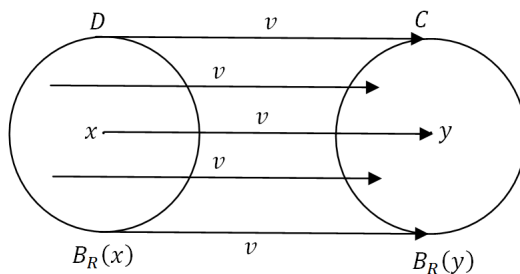
$$\nu_\infty(\bar{x}) = \max\{|x_1|, \dots, |x_n|\} = \nu_{\max}(\bar{x})$$

Утверждение. В нормированном пространстве V верно:

1. $\forall \bar{x}, \bar{y}$ $B_R(\bar{x})$ равен $B_R(\bar{y})$ (как геометрическая фигура).
► Пусть $\bar{v} = \bar{y} - \bar{x}$, тогда

$$B_R(\bar{y}) = \bar{v} + B_R(\bar{x})$$

Ко всем точкам из $B_R(\bar{x})$ прибавим одинаковый вектор \bar{v} .



$$\begin{aligned}C \in B_R(y) &\Leftrightarrow \nu(C - y) \leq R \\ \nu((C - (\bar{y} - \bar{x})) - \bar{x}) &\leq R\end{aligned}$$

То есть, $D = C - (\bar{y} - \bar{x}) \in B_R(\bar{x})$. ■

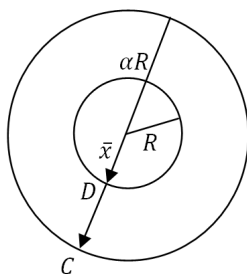
2. Шары $B_R(\bar{x})$ и $B_{\alpha R}(\bar{x})$, $\alpha > 0$ подобны с коэффициентом подобия α .



$$\nu(xD) = \frac{1}{\alpha} \nu(xC)$$

$$D = x + xD = x + \frac{1}{\alpha} xC$$

$$\rho(D, x) = \nu(xD) = \frac{1}{\alpha} \nu(C - x) = \nu\left(\frac{1}{\alpha}(C - x)\right)$$



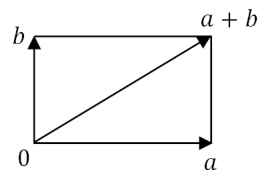
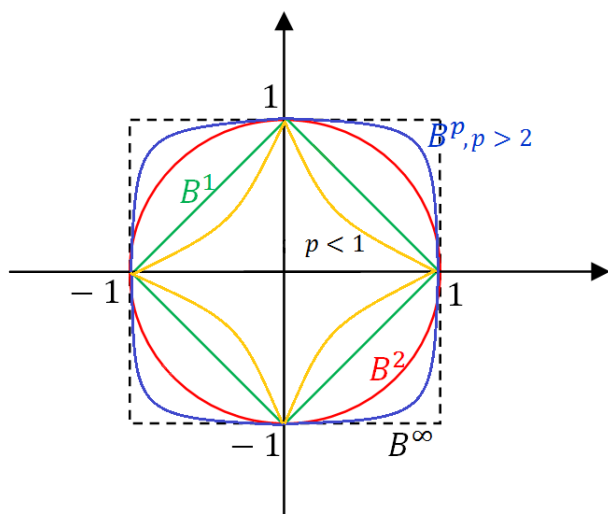
$$C \in B_{\alpha R}(x) \Leftrightarrow \nu(C - x) \leq \alpha R$$

$$\rho(D, x) = \nu\left(\frac{C - x}{\alpha}\right) \leq R$$

То есть $D \in B_R(\bar{x})$. ■

ν_p — норма только при $p \geq 1$ (для невыпуклых — неверно, не выполняется неравенство треугольника).

$B^p = B_1(\bar{0})$ относительно ν_p .



Пример 2.

Для каких R_1, R_2 возможно $B_{R_1}(x) \subsetneq B_{R_2}(y)$?

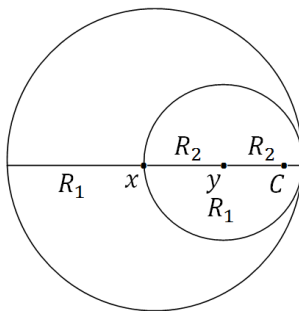
Если $R_2 > R_1$ — возможно (даже при $x = y$).

При $R_1 = 5, R_2 = 4$ — возможно (из предыдущего примера).

Докажем, что при $R_1 > R_2$ это не всегда верно, а именно: при $2R_2 > R_1$ — верно, а при

$R_2 \leq \frac{R_1}{2}$ — нет.

Рассмотрим случай $2R_2 = R_1$.



Тогда $B_{R_1}(x) = \{x, y, C\}$, $B_{R_2}(y) = \{x, y, C\}$, то есть $B_{R_1}(x) = B_{R_2}(y)$ — множества совпадают, то есть уже не подходит.

Рассмотрим случай, когда R_1 чуть меньше $2R_2$.

Тогда $B_{R_1}(x) = \{x, y\}$, $B_{R_2}(y) = \{x, y, C\}$, то есть $B_{R_1}(x) \subsetneq B_{R_2}(y)$ верно.

Рассмотрим случай, когда R_1 чуть больше $2R_2$.

Тогда $B_{R_1}(x) = \{x, y, C\}$, $B_{R_2}(y) = \{x, y, C\}$, то есть, $B_{R_2}(y) \subseteq B_{R_1}(x)$, значит не подходит.

Линейное пространство называется **евклидовым пространством**, если на нем задано скалярное произведение $g(x, y)$:

1. $g(x, y) = g(y, x)$
2. $g(x_1 + x_2, y) = g(x_1, y) + g(x_2, y)$
3. $g(\lambda x, y) = \lambda g(x, y)$
4. $g(x, x) \geq 0, g(x, x) = 0 \Leftrightarrow x = 0$

В евклидовом пространстве есть стандартная норма $\|x\| = \sqrt{g(x, x)}$.

$L_2[0, 1]$ — множество функций, квадрат которых интегрируем по Риману.

$$(f, g) = \int_0^1 f(x) \overline{g(x)} dx$$

$$\|f\|_2 = \sqrt{\int_0^1 |f(x)|^2 dx}$$

$x_n \rightarrow x$ **сходится по норме** $\nu(x)$, если $\forall \varepsilon > 0 \exists N(\varepsilon)$, что $\forall n > N(\varepsilon)$ верно $\nu(x_n - x) < \varepsilon$.

Пример 3.

Является ли нормой на множестве непрерывно дифференцируемых функций $C^1[a, b]$ следующее выражение:

$$\mu(f) = \max_{a \leq x \leq b} (|f(x)| + |f'(x)|) ?$$

Да, так как выполняются все свойства нормы.

$$1. \mu(f) > 0$$

$$2. \mu(\lambda f) = \lambda \mu(f)$$

$$3. \mu(f + g) = \max(|f + g| + |(f + g)'(x)|)$$

$$\mu(f) + \mu(g) = \max(|f| + |g| + |f'| + |g'|)$$

А так как $|f + g| \leq |f| + |g|$, то выполняется неравенство треугольника

$$\mu(f + g) \leq \mu(f) + \mu(g).$$

Пример 4.

Следует ли из сходимости по норме $\|f\| = \max_{a \leq x \leq b} |f(x)|$ сходимость по $\mu(f)$, где

$$\mu(f) = \max_{a \leq x \leq b} (|f(x)| + |f'(x)|) ?$$

Верно ли обратное?

Докажем, что $f_k(x) \xrightarrow{\|f\|} f(x)$ и $f_k(x) \not\xrightarrow{\mu(f)} f(x)$.

$$f = x, f' = 1$$

$$f_k = \frac{1}{k} \sin(xk^2) + x$$

$$|f - f_k| \leq \frac{1}{k} |\sin(xk^2)| \leq \frac{1}{k} \rightarrow 0, \text{ то есть, сходится по норме.}$$

$$f'_k = 1 + k \cdot \cos(xk^2)$$

$\max\{|f(x) - f_k(x)| + |f'(x) - f'_k(x)|\} = \max\{|\frac{1}{k} \sin(xk^2)| + |1 - 1 - k \cdot \cos(xk^2)|\} \rightarrow \infty$, то есть, не сходится по $\mu(f)$.

Обратное утверждение верно. При сходимости по $\mu(f)$ получим, что $|f(x) - f_k(x)| \rightarrow 0$, то есть сходится по норме.

Домашнее задание 4

$$1. B(x, y) = \{x^2 + axy + 4y^2 \leq 1\}$$

При каких a на множестве \mathbb{R}^2 существует норма ν такая, что $B(x, y)$ — единичный шар относительно нее?

Найдите в этом случае

$$\nu \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

2. Будет ли метрикой на \mathbb{R} функция $\rho(x, y) =$

$$(a) |x^2 - y^2|$$

$$(b) \sin(x - y)$$

$$(c) |e^x - e^y|$$

3. Существует ли убывающая последовательность непустых замкнутых ограниченных множеств с пустым пересечением (в произвольном метрическом пространстве)?

4. Доказать, что шар в нормированном пространстве является выпуклым множеством. То есть доказать, что если x, y принадлежат шару, то и весь отрезок $[x, y]$ принадлежит шару.

Лекция 5

Множество **замкнутое**, если оно включает свою границу.

V — линейное пространство, ν — **норма** на V ($\nu : V \rightarrow \mathbb{R} \geq 0$) если:

$$1. \nu(\bar{x}) > 0, \bar{x} \neq \bar{0}, \nu(\bar{0}) = 0$$

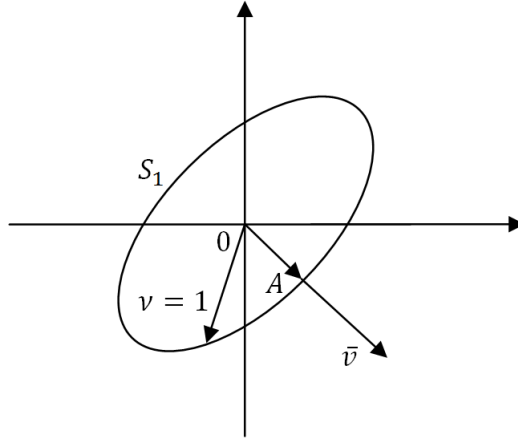
$$2. \nu(\alpha \bar{x}) = |\alpha| \nu(\bar{x})$$

$$3. \nu(\bar{x} + \bar{y}) \leq \nu(\bar{x}) + \nu(\bar{y}) \text{ для } \forall x, y \in V, \forall \alpha$$

$$\nu(x) = |x|$$

$$\mathbb{R}^2, \nu(\bar{x})=?, \nu(\bar{v})=?$$

$$B_1^\nu(\bar{0}) = B_1^\nu$$



$A = \text{луч} \cap S_1$, S_1 — граница
 $\nu(OA) = 1$

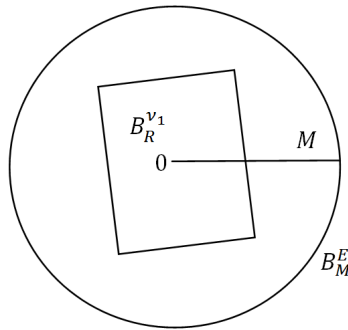
$$\nu(v) = \lambda \nu(OA) = \lambda, \text{ если } v = \lambda OA, \lambda = \frac{|v|}{|OA|}$$

Лемма. Пусть ν_1, ν_2 — две нормы на \mathbb{R}^n , тогда существует такое $c > 0$, что любой шар одной нормы содержится в другом шаре другой нормы.

$$B_R^{\nu_1} \subset B_{cR}^{\nu_2}.$$

Следствие. Любые две нормы в \mathbb{R}^n эквивалентны, то есть для $\forall \nu_1, \nu_2 \exists c_1, c_2$, что для $\forall \bar{x}$ верно $c_1 \nu_1(x) \leq \nu_2(x) \leq c_2 \nu_1(x)$.

Следствие. Шар $B_1^{\nu_1}$ — ограниченное множество, то есть $B_R^{\nu_1} \subset \{\bar{x} \mid |\bar{x}| \leq M\} = B_M^E$ (евклидов шар).



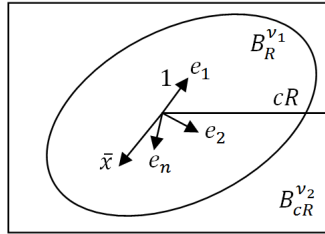
► ν_2 =евклидова длина, $M = cR$ ■

Доказательство леммы.

► Пусть

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix} = x_1 \bar{e}_1 + \dots + x_n \bar{e}_n \in B_1^{\nu_1} (R = 1)$$

$$\nu_2(\bar{x}) = \nu_2(x_1\bar{e}_1 + \dots + x_n\bar{e}_n) \leq \nu_2(x_1e_1) + \dots + \nu_2(x_ne_n) = |x_1|\nu_2(e_1) + \dots + |x_n|\nu_2(e_n) \leq \max_{i=1,\dots,n} |x_i|.$$

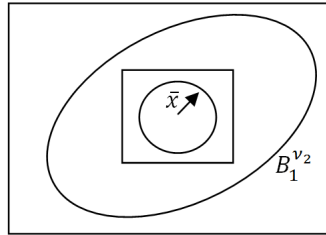


Пусть $|\bar{x}|_\infty = \max_{i=1,\dots,n} |x_i|$, $M = \max_{i=1,\dots,n} \nu_2(e_i)$, тогда $\nu_2(x) \leq |\bar{x}|_\infty nM$, то есть

$$B_R^{\nu_1} \subset B_{cR}^{|\cdot|_\infty}, c = nM.$$

Доказали, что любой единичный шар можно поместить в квадрат со стороной cR .

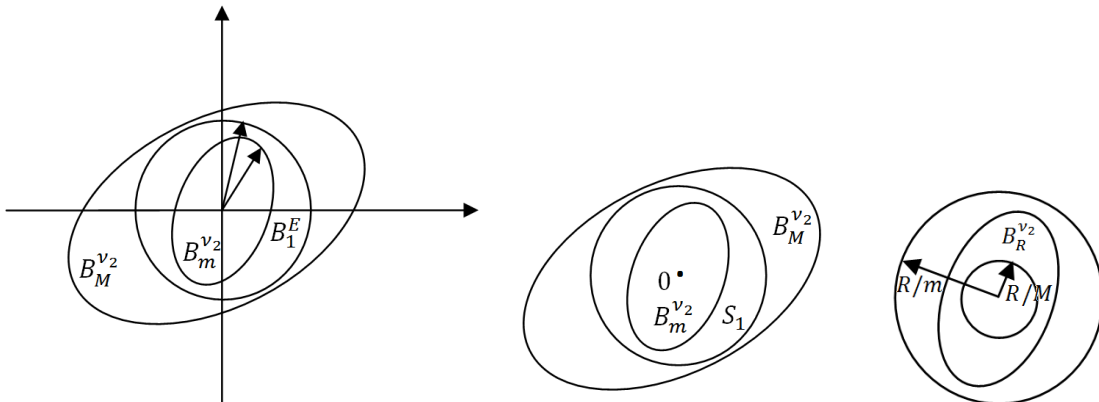
Если $|x|_\infty \leq \frac{1}{nM}$, то $\nu_2(x) \leq 1, x \in B_1^{\nu_2}$.



Внутри любого единичного шара существует квадрат, то есть существует куб, который содержит его целиком. Осталось доказать, что шар — ограниченное множество. Докажем от противного.

$$B_1^\nu = \{x | \nu(\bar{x}) \leq 1\}$$

Пусть существует $\{x^1, x^2, \dots\} : \{|x^1|, |x^2|, \dots\} \rightarrow +\infty$, тогда она существует, если B_1^ν неотрицательное множество.



$m \leq \nu_2(B_1^E) \leq M$, где $m > 0$, M — ограниченное множество, тогда (так как все шары подобны):

$$\begin{cases} B_m^{\nu_2} \subset B_1^E \subset B_M^{\nu_2} \\ B_R^{\nu_2} \subset B_{R/m}^E \\ B_{R/M}^E \subset B_R^{\nu_2} \end{cases}$$

■

Теорема Минковского. Множество $B \subset \mathbb{R}^n$ является единичным шаром B_1^ν относительно какой-либо нормы ν тогда и только тогда, когда B :

1. замкнуто
2. ограничено ($B \subset B_M^E$)
3. содержит окрестность нуля (то есть $B \supset B_m^E$)
4. выпукло
5. центрально симметрично (если $\bar{x} \in B$, то и $-\bar{x} \in B$)

Пример 1.

$$B = \{x^2 + axy + 4y^2 \leq 1\}$$

Существует ли такая норма ν , что B — единичный шар относительно нее ($B = B_1^\nu$)?

$$\begin{pmatrix} 1 & a \\ a & 4 \end{pmatrix}$$

$$\Delta_1 = 1 > 0$$

$$\Delta_2 = 4 - \frac{a^2}{4} > 0$$

То есть это эллипс, все 5 свойств из предыдущей теоремы выполняются, значит при $|a| < 4$ B — единичный шар относительно нормы.

$$\Delta_1 = 1 > 0$$

$$\Delta_2 = 4 - \frac{a^2}{4} < 0$$

В этом случае множество не будет замкнутым, то есть не выполняются все свойства из предыдущей теоремы, значит в этом случае B не будет единичным шаром относительно нормы.

При $\Delta_2 = 0$: $a = \pm 4$ и $x^2 \pm 4xy + 4y^2 \leq 1$, $(x \pm 2y)^2 \leq 1$. В этом случае получим множество между двумя параллельными прямыми, которое является незамкнутым, то есть в этом случае B тоже не будет единичным шаром относительно нормы.

Получили, что $B = B_1^\nu$ только при $|a| < 4$.

V — **евклидово пространство со скалярным произведением**, если задана $V \times V \rightarrow \mathbb{R}$, то есть, на нем задано скалярное произведение $(\bar{u}, \bar{v}) \in \mathbb{R}$ такое, что для пространств над \mathbb{R} выполнено:

1. $(u, v) = (v, u)$
2. $(u' + u'', v) = (u', v) + (u'', v)$
3. $\alpha(u, v) = (\alpha u, v) = (u, \alpha v), \alpha \in \mathbb{R}$
4. $(u, u) > 0, u \neq \bar{0} \quad ((u, u) = 0 \Leftrightarrow u = 0)$

Обозначение скалярного произведения: $(u, v) = \langle u, v \rangle = \langle u | v \rangle$.

Длина вектора — это $|v| = \sqrt{(v, v)} \geq 0$ (норма).



$$|\alpha v| = \sqrt{(\alpha v, \alpha v)} = \sqrt{\alpha^2 (v, v)} = |\alpha| |v|$$

$$|v| > 0, \text{ при } v \neq \bar{0}$$

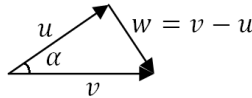
$$|u + v| \leq |u| + |v| \quad \blacksquare$$

$$\cos(\widehat{u, v}) = \frac{(u, v)}{|u||v|}, u, v \neq \bar{0}$$

V — **эрмитово пространство со скалярным произведением**, если задана $V \times V \rightarrow \mathbb{C}$, то есть, на нем задано скалярное произведение $(\bar{u}, \bar{v}) \in \mathbb{C}$ такое, что для пространств над \mathbb{C} выполнено:

1. $(u, v) = \overline{(v, u)}$
2. $(u' + u'', v) = (u', v) + (u'', v)$
3. $\alpha(u, v) = (\alpha u, v) = (u, \alpha v), \alpha \in \mathbb{C}$
4. $\forall u \quad (u, u) \geq 0, (u, u) = 0 \Leftrightarrow u = 0$

Как по норме $|w|$ восстановить скалярное произведение (u, v) ?



$$|w|^2 = (w, w) = (v - u, v - u) = (v, v) - (u, v) - (v, u) + (u, u) = |v|^2 - 2(u, v) + |u|^2$$

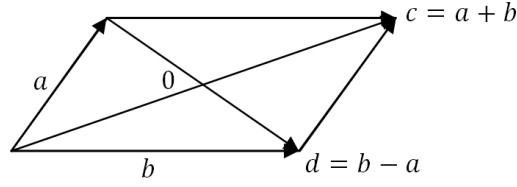
То есть, $(u, v) = \frac{1}{2}(|v|^2 + |u|^2 - |v - u|^2)$.

Теорема (тождество параллелограмма). Пусть V — нормированное пространство с нормой $|v|$. На V существует такое скалярное произведение, что $|v| = \sqrt{(v, v)}$ в том и только том случае, когда в V выполняется тождество параллелограмма:

$$\forall a, b \quad |a + b|^2 + |b - a|^2 = 2(|a|^2 + |b|^2)$$

При $c = a + b, d = b - a$:

$$c^2 + d^2 = 2(a^2 + b^2)$$



► Если для $\forall v \ |v| = \sqrt{\langle v, v \rangle}$, то $|a+b|^2 + |b-a|^2 = \langle a+b, a+b \rangle + \langle b-a, b-a \rangle = \langle a, a \rangle + 2\langle a, b \rangle + \langle b, b \rangle + \langle b, b \rangle - 2\langle a, b \rangle + \langle a, a \rangle = 2(|a|^2 + |b|^2)$ ■

H — **гильбертово пространство**, если на нем задано скалярное произведение и оно является полным (относительно метрики, порожденной скалярным произведением).

Набор $\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n, \dots\}^{-e}$ называется **ортogonalной системой**, если

$$(\varphi_i, \varphi_j) = \delta_j^i = \begin{cases} 1, i = j \\ 0, i \neq j \end{cases}$$

Формально хотим представить $f = \sum_{n=0}^{\infty} c_n \varphi_n$.

$$\begin{aligned} (f, \varphi_j) &= c_j (\varphi_j, \varphi_j) \\ (\varphi_j, \varphi_j) &= 1 \\ c_j &= \frac{(f, \varphi_j)}{\|\varphi_j\|^2} = (f, \varphi_j) \end{aligned}$$

c_j — коэффициенты Фурье по ортogonalной системе.

Теорема. Если φ_j — ортogonalная система, тогда следующие условия эквивалентны:

1. система $\{\varphi_j\}$ является базисом, то есть $f = \sum_{n=0}^{\infty} c_n \varphi_n$
2. выполнение равенства Парсеваля $\|f\|^2 = \sum_{n=0}^{\infty} c_k^2$
3. система является полной, то есть $\exists y \neq 0 : (\varphi_j, y) = 0$

Хотим приблизить f и минимизировать $\|f - \sum_{k=0}^n \alpha_k \varphi_k\| \rightarrow \min$.

$$\begin{aligned} (f - \sum_{k=0}^n \alpha_k \varphi_k, f - \sum_{k=0}^n \alpha_k \varphi_k) &= (\text{так как система ортogonalна}) = (f, f) - 2 \sum_{k=0}^n \alpha_k (f, \varphi_k) + \\ &+ \sum_{k=0}^n \alpha_k^2 (\varphi_k, \varphi_k) = (c_k = (f, \varphi_k), (\varphi_k, \varphi_k) = 1) = \|f\|^2 + \sum_{k=0}^n (\alpha_k - c_k)^2 - \sum_{k=0}^n c_k^2 \end{aligned}$$

Выбором α хотим минимизировать, минимальная норма будет там, где совпадают $\alpha_k = c_k$.

$a = \{1, x, x^2, \dots, x^n\}$ — пространство \mathbb{R}_{n+1} многочленов степени $\leq n$ на $[-1, 1]$, где

скалярное произведение $\int_{-1}^1 f(x)g(x) dx$. Применим к a процесс Грама-Шмидта, получим b .

$$a \rightarrow b = \{P_0(x) = 1\}$$

Многочлены Лежандра:

$$P_k(x) = \frac{1}{2^k k!} \frac{d^k}{dx^k} ((x^2 - 1)^k), k = 1, \dots, n$$

$$\mathbf{k=0:} \quad P_0(x) = 1$$

$$\mathbf{k=1:} \quad P_1(x) = \frac{1}{2}(x^2 - 1)' = x$$

$$\mathbf{k=2:} \quad P_2(x) = \frac{1}{8}((x^2 - 1)^2)'' = \frac{1}{8}(4x(x^2 - 1))' = \frac{3x^2 - 1}{2}$$

$$\mathbf{k=3:} \quad P_3(x) = \frac{1}{48}((x^2 - 1)^3)''' = \frac{1}{2}(5x^3 - 3x)$$

$$\|P_1(x)\| = \sqrt{\int_{-1}^1 x \cdot x dx} = \sqrt{\frac{2}{3}}$$

Домашнее задание 5

- (а) Проверить ортогональность $P_2(x)$ и $P_3(x)$ относительно $\langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 f(x)g(x) dx$.

- (b) Найти $\|P_n(x)\|$.

- Найти $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$ на $[-1, 1]$: $\|f - \sum_{k=0}^2 \alpha_k P_k(x)\| \rightarrow \min, d_j = \frac{(f, \varphi_j)}{\|\varphi_j\|^2} = (f, \varphi_j)$, где

$$P_k(x) = \frac{1}{2^k k!} \frac{d^k}{dx^k} ((x^2 - 1)^k), k = 1, \dots, n - \text{многочлены Лежандра.}$$

$$(a) \quad f_1(x) = xe^{-x}$$

$$(b) \quad f_2(x) = x^3$$

- Выразить скалярное произведение через длину вектора в эрмитовом пространстве.

Лекция 6

Многочлены Чебышева 1 рода.

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

...

$$T_n(x) = 2xT_{n-1}(x) - T_{n-2}(x), n \geq 2$$

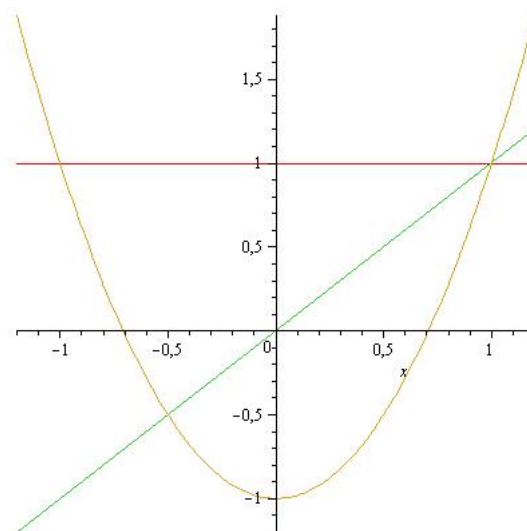
n	T(n)
0	1
1	x
2	$2x^2 - 1$
3	$4x^3 - 3x$
4	$8x^4 - 8x^2 + 1$
5	$16x^5 - 20x^3 + 5x$
6	$32x^6 - 48x^4 + 18x^2 - 1$
7	$64x^7 - 112x^5 + 56x^3 - 7x$
8	$128x^8 - 256x^6 + 160x^4 - 32x^2 + 1$
9	$256x^9 - 576x^7 + 432x^5 - 120x^3 + 9x$
10	$512x^{10} - 1280x^8 + 1120x^6 - 400x^4 + 50x^2 - 1$

Для главного члена в формуле $T_n(x) = 2^{n-1}x^n + \dots, n \geq 1$.

► По индукции:

$$T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x) = 2x2^{n-1}x^n + \dots - 2^{n-2}x^{n-1} = 2^n x^{n+1} + \dots \text{ верно для } n+1. \blacksquare$$

Графики многочленов $T_0(x)$, $T_1(x)$, $T_2(x)$:



Графики многочленов $T_3(x)$, $T_4(x)$, $T_5(x)$:

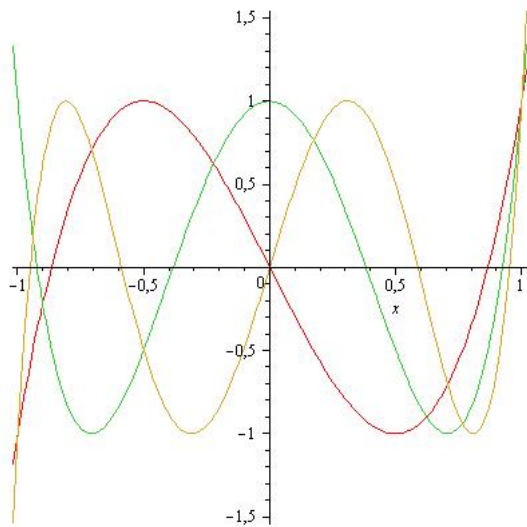
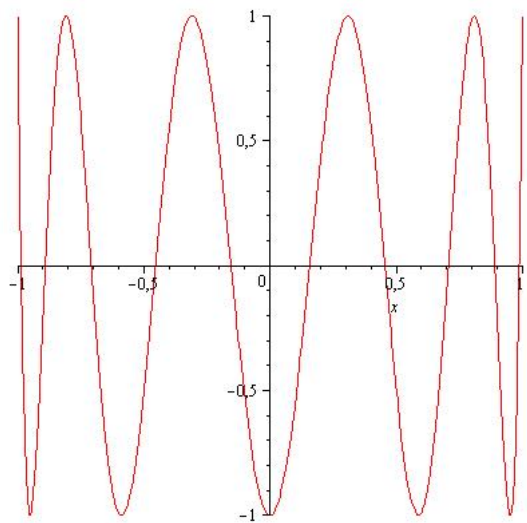


График многочлена $T_{10}(x)$:



Теорема. $T_n(\cos \varphi) = \cos(n\varphi)$

Следствие. $T_n(x) = \cos(n \arccos x)$ при $x \in [-1, 1]$

Следствие. $T_n(x) = \frac{(x + \sqrt{x^2 - 1})^n + (x - \sqrt{x^2 - 1})^n}{2}$ при $|x| \geq 1$

$$\begin{aligned} x &= \cos \varphi \\ \cos(2\varphi) &= 2x^2 - 1 \\ \cos(3\varphi) &= 4x^3 - 3x \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\dots \\ \cos(n\varphi) + \cos((n-2)\varphi) &= 2\cos\left(\frac{n+n-2}{2}\varphi\right)\cos\left(\frac{n-n+2}{2}\varphi\right) = 2\cos((n-1)\varphi)\cos\varphi \end{aligned}$$

$$T_n(x) = 0 \Leftrightarrow \cos(n\varphi) = 0 \Leftrightarrow n\varphi = \pi k + \frac{\pi}{2} = \pi \frac{(2k+1)}{2}, \varphi \in [0, \pi]$$

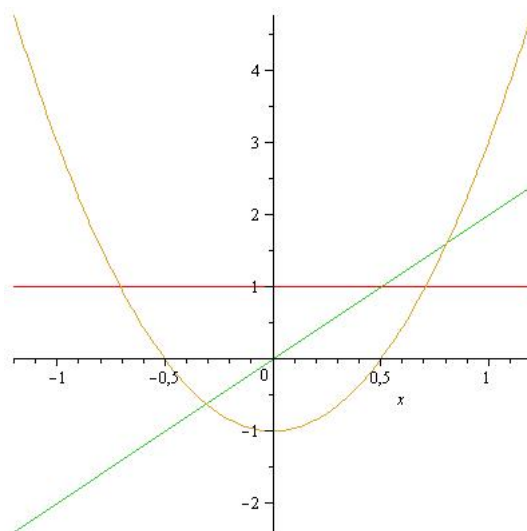
$$\varphi = \pi \frac{(2k+1)}{2n} \Leftrightarrow x = \arccos\left(\frac{2k+1}{n} \pi\right)$$

Многочлены Чебышева 2 рода.

$$U_n(x) = \frac{1}{n+1} T'_{n+1}(x) \text{ при } n \geq 0$$

n	U(n)
0	1
1	2x
2	4x ² - 1
3	8x ³ - 4x
4	16x ⁴ - 12x ² + 1
5	32x ⁵ - 32x ³ + 6x
6	64x ⁶ - 80x ⁴ + 24x ² - 1
7	128x ⁷ - 192x ⁵ + 80x ³ - 8x
8	256x ⁸ - 448x ⁶ + 240x ⁴ - 40x ² + 1
9	512x ⁹ - 1024x ⁷ + 672x ⁵ - 160x ³ + 10x
10	1024x ¹⁰ - 2304x ⁸ + 1792x ⁶ - 560x ⁴ + 60x ² - 1

Графики многочленов $U_0(x)$, $U_1(x)$, $U_2(x)$:



Графики многочленов $U_3(x)$, $U_4(x)$, $U_5(x)$:

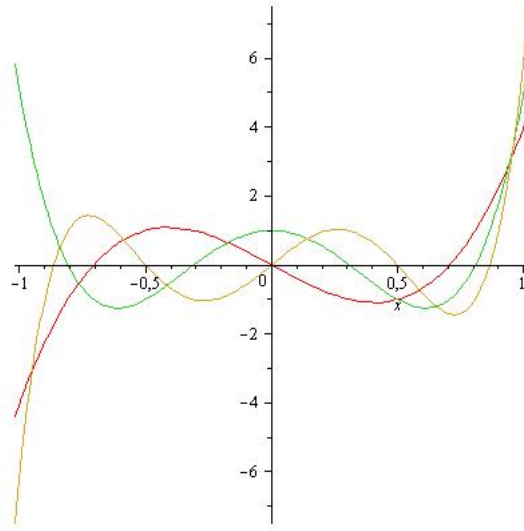
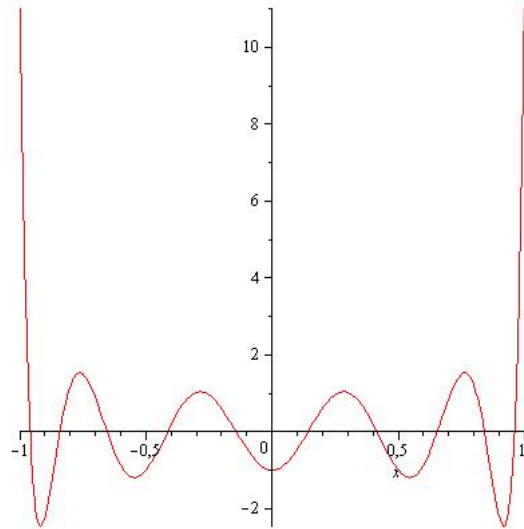


График многочлена $U_{10}(x)$:



Теорема. $U_{n-1}(\cos\varphi)\sin\varphi = \sin(n\varphi)$

Теорема. $U_n(x) = \frac{(x + \sqrt{x^2 - 1})^{n+1} + (x - \sqrt{x^2 - 1})^{n+1}}{\sqrt{x^2 - 1}}$ при $|x| \leq 1$

$$\sin(n\varphi) = \sin\varphi U_{n-1}(x), U_{n-1} = \frac{\sin(n\varphi)}{\sin\varphi}$$

$$U_{n-1}(x) = 0 \Leftrightarrow n\varphi = \pi k, \varphi = \frac{\pi k}{n}$$

Свойство. Старший коэффициент многочлена $T_n(x)$ равен 2^{n-1} , а старший коэффициент многочлена $U_n(x)$ равен 2^n .

Теорема.

1. При $n \geq 1$ многочлен $T_n(x)$ имеет на отрезке $[-1, 1]$ ровно n корней $\cos \frac{(2k-1)\pi}{2n}, k = 1, \dots, n$.
2. Корни многочлена $U_n(x)$ (они же - экстремумы многочлена $T_{n+1}(x)$) также принадлежат отрезку $[-1, 1]$: это числа $\cos \frac{\pi k}{n+1}, k = 1, \dots, n$.

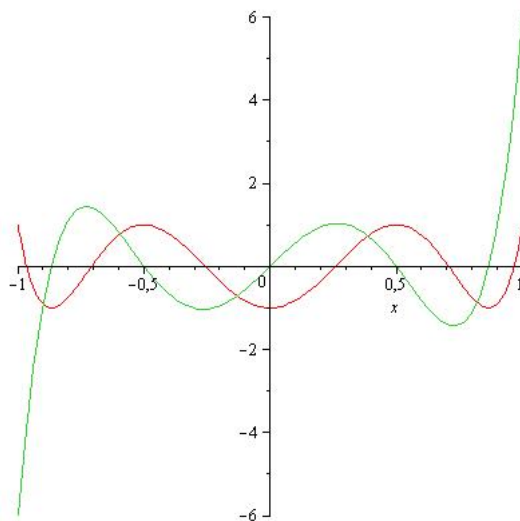
Следствие.

$$T_n(x) = 2^{n-1} \left(x - \cos \frac{\pi}{2n} \right) \left(x - \cos \frac{3\pi}{2n} \right) \cdots \left(x - \cos(2n-1) \frac{\pi}{2n} \right)$$

$$U_n(x) = 2^n \left(x - \cos \frac{\pi}{n+1} \right) \left(x - \cos \frac{2\pi}{n+1} \right) \cdots \left(x - \cos n \frac{\pi}{n+1} \right)$$

Следствие. Многочлен $T_n(x)$ степени n на отрезке $[-1, 1]$ достигает своих экстремальных значений, равных 1 и -1 в $n+1$ точке, включая концы отрезка.

Пример: $n = 6$ (график многочленов $T_6(x)$ и $U_5(x)$).

**Уклонение от нуля.**

Пусть f — функция на отрезке $[-1, 1]$. Как измерить, насколько она далека от нуля?
Норма Чебышева

$$|f|_0 = \max_{[-1,1]} |f(x)| \quad (\text{максимум модуля на данном отрезке})$$

и

$$|f|_1 = \int_{-1}^1 |f(x)| dx \quad (\text{площадь под графиком на данном отрезке}).$$

Пусть $\|\cdot\|$ — норма на пространстве многочленов (например, одна из двух упомянутых). Многочлен $f(x) = x^n + \dots$ степени n со старшим коэффициентом 1 называется наименее уклоняющимся от нуля относительно данной нормы, если для любого другого такого многочлена $g(x) = x^n + \dots$ всегда $\|f\| \leq \|g\|$.

Пример 1.

Относительно нормы Чебышева $|f|_0$ уклонение от нуля многочлена $\tilde{T}_3(x) = \frac{1}{4} T_3(x) = x^3 - \frac{3}{4}x$ равно

$$|\frac{1}{4} T_3(x)|_0 = \frac{1}{4} |T_3(x)|_0 = \frac{1}{4},$$

а, например, для многочлена x^3 имеем $|x^3|_0 = 1$.

Теорема.

1. (Чебышев) Наименее уклоняющимся от нуля на отрезке $[-1, 1]$ относительно нормы Чебышева

$$|f|_0 = \max_{[-1,1]} |f(x)|$$

является многочлен $\tilde{T}_n(x) = \frac{1}{2^{n-1}} T_n(x)$.

2. (Коркин, Золотарев) Наименее уклоняющимся от нуля на отрезке $[-1, 1]$ относительно нормы

$$|f|_1 = \int_{-1}^1 |f(x)| dx$$

является многочлен $\tilde{U}_n(x) = \frac{1}{2^{n-1}} U_n(x)$.

Дано: многочлен $f(x) = x^n + \dots$ на $[-1, 1]$

Надо найти: $g(x) = c \cdot x^n + \dots$, приближающий $f(x)$ в смысле $|\dots|_1$ или $|\dots|_0$.

$g \approx f \Leftrightarrow f - g$ — многочлен, наименее уклоняющийся от нуля, то есть $f(x) - g(x) = \tilde{U}_n(x)$ или $\tilde{T}_n(x)$.

Следствие. Наименее уклоняющийся от нуля на отрезке $[a, b]$ многочлен степени n относительно нормы Чебышева на этом отрезке $|f|_0 = \max_{[a,b]} |f(x)|$ — это

$$\bar{T}_n(x) = \frac{(b-a)^n}{2^{2n-1}} T_n\left(\frac{2x - (b+a)}{b-a}\right).$$

Идея доказательства: сделать замену переменных $y = \frac{2x - (b + a)}{b - a}$, где $x \in [a, b]$, а $y \in [-1, 1]$, и свести задачу к поиску многочлена, наименее уклоняющегося от нуля на отрезке $[-1, 1]$.

Пример 2.

Наименее уклоняющийся от нуля на отрезке $[0, 1]$ многочлен степени n — это многочлен

$$\bar{T}_n(x) = \frac{1}{2^{2n-1}} T_n(2x - 1).$$

В частности, $\bar{T}_2(x) = \frac{1}{2^{4-1}} T_2(2x - 1) = \frac{1}{8} (2(2x - 1)^2 - 1) = x^2 - x + \frac{1}{8}$.
 Скалярное произведение непрерывных функций на отрезке $[-1, 1]$:

$$\langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 \frac{f(x)g(x)}{\sqrt{1-x^2}} dx.$$

Ему соответствует норма:

$$\|f\| = \sqrt{\langle f, f \rangle} = \sqrt{\int_{-1}^1 \frac{f(x)^2}{\sqrt{1-x^2}} dx}.$$

Соотношения ортогональности:

$$\langle T_m, T_n \rangle = \begin{cases} 0, & m \neq n \\ \frac{\pi}{2}, & m = n \neq 0 \\ \pi, & m = n = 0 \end{cases}$$

Наилучшее приближение функции f многочленом степени $\leq n$:

$$\tilde{f}(x) = \sum_{i=0}^n \frac{\langle T_i, f \rangle}{\langle T_i, T_i \rangle} T_i(x)$$

Пример 3.

$f(x) = x^3$ на $[-1, 1]$ разложить в ряд по многочленам Чебышева.

T	K
1	1
x	x
$2x^2 - 1$	$x^2 - \frac{1}{2}$
$4x^3 - 3x$	$x^3 - \frac{3}{4}x$

$K = \tilde{T}$ — отнормированные значения.

$$f(x) = x^3 = \tilde{T}_3 + \frac{3}{4}T_1$$

$$x^3 = \sum_{i=0}^3 \frac{\langle \tilde{T}_i, f \rangle}{\langle \tilde{T}_i, \tilde{T}_i \rangle} \tilde{T}_i$$

Пример 4.

$\|x^3 - P_2(x)\|_\infty \rightarrow \min$ на отрезке $[-1, 1]$ приблизить многочленом, где $P_2(x)$ — любой многочлен второй степени.

Для отрезка $[-1, 1]$:

$$x^3 - P_2(x) = \tilde{T}_3(x)$$

$$x^3 - x^3 + \frac{3}{4}x = P_2(x)$$

$$P_2(x) = \frac{3}{4}x$$

Пример 5.

$\|x^3 - P_2(x)\|_\infty \rightarrow \min$ на отрезке $[2, 3]$ приблизить многочленом, где $P_2(x)$ — любой многочлен второй степени.

$$x^3 - P_2(x) = \bar{T}_3(x)$$

$$P_2(x) = x^3 - \bar{T}_3(x)$$

Вычислим $\bar{T}_3(x)$ по формуле $\bar{T}_n(x) = \frac{(b-a)^n}{2^{2n-1}} T_n\left(\frac{2x-(b+a)}{b-a}\right)$.

$$\bar{T}_3(x) = \frac{(b-a)^3}{2^5} T_3\left(\frac{2x-(b+a)}{b-a}\right) = \frac{1}{2^5} T_3(2x-5) = \frac{1}{32} (4(2x-5)^3 - 3(2x-5)) =$$

$$= \frac{1}{32} (4(8x^3 - 60x^2 + 150x - 125) - 6x + 15) = \frac{1}{32} (32x^3 - 240x^2 + 600x - 500 - 6x + 15) =$$

$$= x^3 - 7.5x^2 + 18.5625x - 15.15625$$

Подставив $\bar{T}_3(x)$ в $P_2(x)$, получим:

$$P_2(x) = x^3 - \bar{T}_3(x) = 7.5x^2 - 18.5625x + 15.15625$$

Пример 6.

Если $U_n(x) = \frac{1}{n+1} (T_{n+1}(x))'$ будет ли верно $U_{n+1}(x) = 2xU_n(x) - U_{n-1}(x)$?

n:

$$\frac{1}{n+1} (2xT_n(x) - T_{n-1}(x))' = \frac{1}{n+1} (2T_n(x) + 2xT_n(x)' - T_{n-1}(x)')$$

n+1:

$$\frac{1}{n+2} (2T_{n+1}(x) + 2xT_{n+1}(x)' - T_n(x)')$$

n-1:

$$\frac{1}{n} \left(2T_{n-1}(x) + 2xT_{n-1}'(x) - T_{n-2}'(x) \right)$$

Подставим:

$$\frac{2T_{n+1} + 2xT_{n+1}' - T_n'}{n+2} \stackrel{?}{=} \frac{2x(2T_n + 2xT_n' - T_{n-1}')}{n+1} - \frac{2T_{n-1} + 2xT_{n-1}' - T_{n-2}'}{n}$$

Домашнее задание 6

1. Доказать, что $U_1(x) + U_3(x) + \dots + U_{2n-1}(x) = U_{n-1}(x)U_n(x)$.
2. Доказать, что $U_0(x) + U_2(x) + \dots + U_{2n-2}(x) = U_{n-1}^2(x)$.
3. а)¹ Введем на множестве многочленов $\mathbb{R}[x]_{<n}$ степени меньше n от одной переменной скалярное произведение

$$\langle f, g \rangle_n = \sum_{j=0}^{n-1} f(x_j)g(x_j),$$

где x_0, \dots, x_{n-1} — нули многочлена Чебышева степени n . Докажите, что многочлены Чебышева T_0, \dots, T_{n-1} ортогональны друг другу относительно этого скалярного произведения, причем $\langle T_j, T_j \rangle_n = n/2$ при $j > 0$ и $\langle T_0, T_0 \rangle_n = n$.

б) Пусть f — произвольная действительная функция. Предположим, что $P(x)$ — такой многочлен степени n , что

$$P(x_m) = \sum_{j=0}^{n-1} \frac{\langle \hat{T}_j, f \rangle_n}{\langle \hat{T}_j, \hat{T}_j \rangle_n} \hat{T}_j(x_m)$$

для всех $m = 0, \dots, n-1$. Докажите, что $P(x)$ является интерполяционным многочленом Лагранжа функции f с узлами в точках x_0, \dots, x_{n-1} .

4. Для $f(x) = x^x$ найти наилучшее линейное приближение на отрезке $[1, 4]$ в норме $\max_{[1,4]} |f(x)|$.

Лекция 7

Матричные нормы.

Рассмотрим линейное пространство матриц размера n над комплексными числами. Норма $\|\cdot\|$ на пространстве $V = M_{n \times n}(\mathbb{C})$ называется **матричной нормой**, если

0. Это норма.

¹Условие этой задачи несколько изменено по сравнению с тем, которое было на лекции.

1. Норма $\|\cdot\|$ является **согласованной с операцией умножения**, то есть

$$\|AB\| \leq \|A\| \|B\| \text{ для любых } A, B \in M_{n \times n}(\mathbb{C}),$$

(удовлетворяет свойству субмультипликативности).

Свойства:

1. $\|E\| \geq 1$
 $\blacktriangleright \|E\| \leq \|E\| \|E\| \Rightarrow \|E\| \geq 1 \quad \blacksquare$
2. Матричная норма называется **сохраняющей единицу**, если $\|E\| = 1$.
3. Матричная норма называется **согласованной с векторной нормой** $|\cdot|$ на \mathbb{C}^n , если

$$|M\bar{x}| \leq \|M\| \cdot |\bar{x}|.$$

Если $\|M\|$ — матричная норма, тогда $\|M\|_x = \|M\|$, $x \geq 1$ — тоже матричная норма.

Примеры матричных норм.

- $\|M\| = \sum_{i,j=1,\dots,n} |m_{ij}|$

$$M = (m_{ij})_{n \times n}$$

Проверим свойства:

0. Это норма Гельдера $|\cdot|_1$ на \mathbb{C}^{n^2} .

1. $\|M\| = |M^1|_1 + \dots + |M^n|_1$
 $\|AB\| = \sum_{i,j} \left| \sum_t a_{it} b_{tj} \right| \leq \sum_{i,j,t} |a_{it}| |b_{tj}| \leq \sum_{i,j,t,s} |a_{i,s}| |b_{tj}| = \sum_{i,s} |a_{i,s}| \sum_{t,j} |b_{tj}| \leq \|A\| \cdot \|B\|$
2. $\|E\| = n$ — не выполняется, не сохраняет единицу.

3. — Согласована ли с $|\cdot|_1$?

$$|Mx|_1 \stackrel{?}{\leq} \|M\| \cdot |x|_1$$

$$|Mx|_1 = \left\| M \cdot \left(\bar{x} \begin{pmatrix} 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \right) \right\|, \quad |x|_1 = \|B\|$$

То есть, согласована.

— Согласована с $|\cdot|_\infty$?

$$M_{n \times n} = \begin{pmatrix} M_1 \\ \vdots \\ M_n \end{pmatrix}, \quad Mx = \begin{pmatrix} M_1 x \\ \vdots \\ M_n x \end{pmatrix}$$

$$|Mx| = \max_i | \langle Mx, \bar{x} \rangle | \leq |x_{\max}| \sum_{i,j}^n |m_{ij}| \leq |x|_{\infty} \|M\|$$

То есть, согласована.

• **Норма Фробениуса** $\|M\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} |m_{ij}|^2}$

0. Это Евклидова норма на пространстве.

1. $\|M\|_F^2 = \text{tr}(M^*M) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(M^*M) = \sigma_1^2 + \dots + \sigma_n^2$ — сумма квадратов сингулярных значений (согласованность с умножением).

Если U — унитарная матрица, например, поворот, то есть, $U^* = U^{-1}$, то

$$\|U^{-1}MU\|_F^2 = \text{tr}((U^*MU)^*U^*MU) = \text{tr}(U^*M^*MU) = \text{tr}(M^*M) = \|M\|_F^2$$

Более того: $\|UM\|_F = \text{tr}(M^*U^*UM) = \text{tr}(M^*M) = \|M\|_F^2$.

$M = U\Sigma V^*$, U и V — ортогональные

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_n \end{pmatrix}$$

$$\|M\| = \|\Sigma\|$$

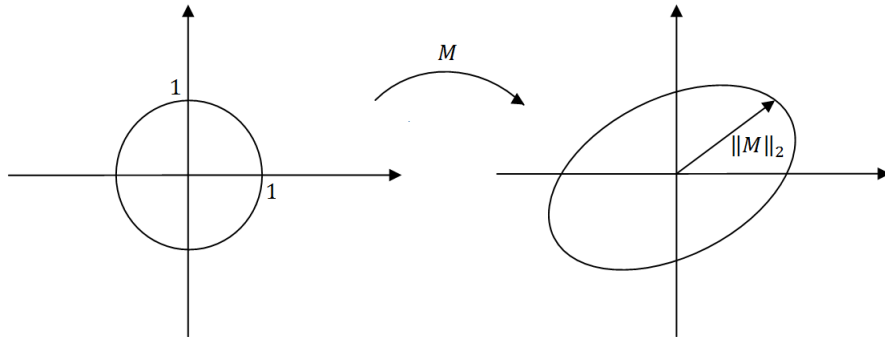
Норма Фробениуса $\|M\|_F$ согласована с евклидовой $|\bar{x}|_2$.

Пусть на \mathbb{C}^n задана норма $|\cdot|_1$. Функция из M_n в \mathbb{C} : $\|M\| = \max_{x \neq 0} \frac{|Mx|}{|x|}$ называется **матричной нормой, индуцированной векторной нормой $|\cdot|_1$** .

Если $c = |x|$, $y = \frac{x}{|x|}$, $|y| = 1$, то $Mx = M(cy) = cMy$. А так как $c > 0$, то $|Mx| = c|My|$.

То есть, здесь максимум достигается, так как:

$$\max_{x \neq y} \frac{|Mx|}{|x|} = \max_{|y|=1} \frac{c|My|}{c} = \max_{|y|=1} |My| = \max_{y \in B_1} |My|$$



Теорема.

Пусть $\|\cdot\|_\star$ индуцирована $|\cdot|_\star$, тогда

1. $\|\cdot\|$ — матричная норма, выполнены свойства 0, 1
2. $\|\cdot\|_\star$ согласована с $|\cdot|_\star$
 - $|Mx|_\star = \frac{|Mx|_\star}{|x|_\star} |x|_\star \leq \max_z \frac{|Mz|_\star}{|z|_\star} |x|_\star = \|M\|_\star |x|_\star$ ■
3. $\|\cdot\|_\star$ сохраняет единицу
 - $\|E\|_\star = \max_{|y|_\star=1} |Ey|_\star = \max_{|y|_\star=1} |y|_\star = 1$ ■
4. Если существует другая норма $\|\cdot\|$, согласованная с $\|\cdot\|_\star$, то $\|M\| \geq \|M\|_\star$ ($\|M_\star\|$ минимальна).
 - Пусть $|y|_\star = 1$ и $\|M\|_\star = |My|_\star$, тогда длина матрицы $\|M\|_\star = |My|_\star \leq \|M\| \cdot |y|_\star = \|M\|$ ■

Теорема.

Векторная норма $ \cdot _\star$	Индуцированная норма $\ \cdot\ _\star$
$ \bar{x} _1 = \sum_{i=1}^n x_i $	$\ M\ _1 = \max_j M^j _1 = \max_j \sum_i m_{ij} = \ M^*\ _1$
$ \bar{x} _2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i ^2}$	$\sigma(M) = \sqrt{\max \lambda_{M^*M}}$ (сингулярный радиус матрицы)
$ \bar{x} _\infty = \max_{1 \leq i \leq n} x_i $	$\ M\ _\infty = \max_i M_i _1 = \max_i \sum_j m_{ij} $

Докажем, что векторной норме $|\bar{x}|_1$ соответствует индуцированная матричная норма $\|M\|_1$.

►

$$\begin{aligned}
 M &= (M^1, \dots, M^n) \\
 Mx &= M^1 x_1 + \dots + M^n x_n \\
 |Mx|_1 &\leq |M^1 x_1 + \dots + M^n x_n|_1 \leq |x_1| |M^1|_1 + \dots + |x_n| |M^n|_1 \\
 &= (|x_1| + \dots + |x_n|) \max_j |M^j|_1 \leq |\bar{x}|_1 \max_j |M^j|_1
 \end{aligned}$$

Пусть максимум достигается на первом столбце, тогда $|Mx|_1 = \sum_{j=1}^n |m_{1j}| = \|M\|_1$.

Оценка достигается, значит это и есть максимум. ■

Домашнее задание 7

1. Доказать, что векторной норме $|\bar{x}|_2$ соответствует индуцированная матричная норма $\sigma(M)$.
2. Доказать, что векторной норме $|\bar{x}|_\infty$ соответствует индуцированная матричная норма $\|M\|_\infty$.

3. Является ли матричной нормой $f(A) = \max_{1 \leq i, j \leq n} |a_{ij}|$?

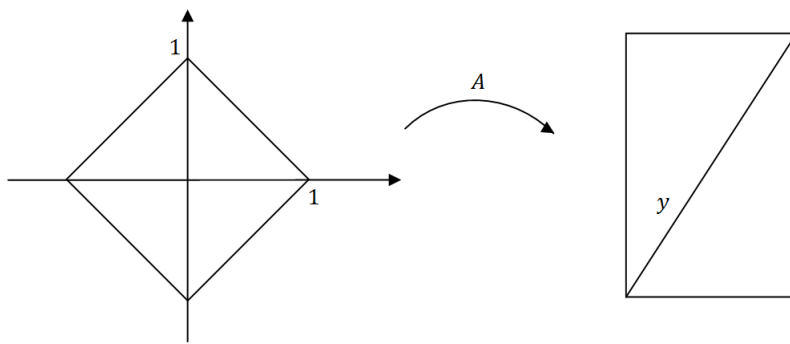
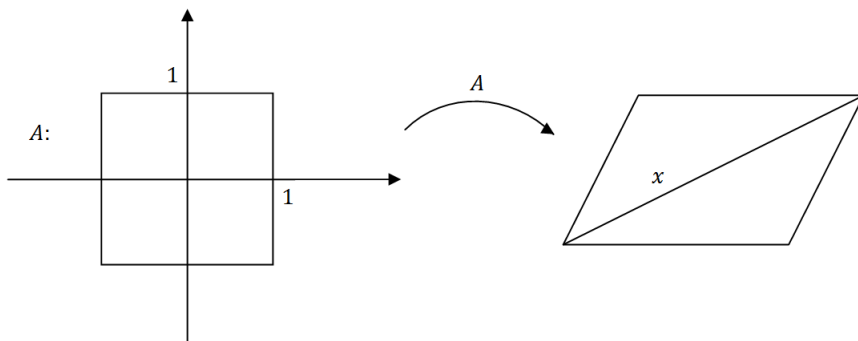
4. Доказать $\|A^{-1}\| \geq \frac{\|E\|}{\|A\|}$.

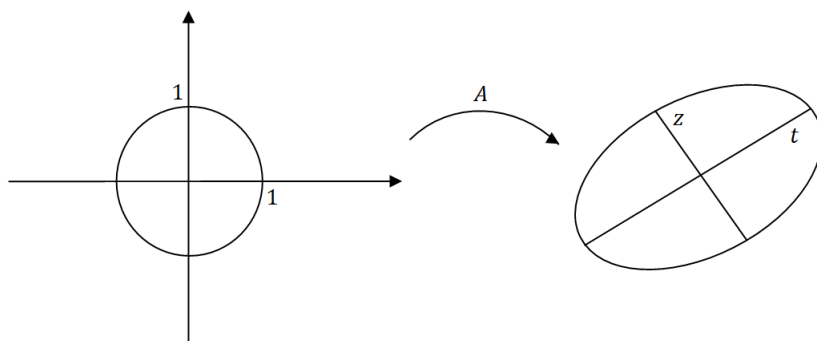
5. Найти все нормы: $\|A\|_\infty$, $\|A\|_1$, $\sigma(A)$ для матрицы

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}$$

6. Найти x , y , z , t для матрицы A

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}$$





Лекция 8

Повторим несколько утверждений из предыдущих лекций.

В каждом векторном пространстве $V(\mathbb{R}, \mathbb{C})$ есть норма $\nu(\bar{x}) \geq 0$ такая, что:

1. $\nu(\bar{x}) > 0, \bar{x} \neq \bar{0}, \nu(\bar{0}) = 0$
2. $\nu(\alpha \bar{x}) = |\alpha| \nu(\bar{x})$
3. $\nu(\bar{x} + \bar{y}) \leq \nu(\bar{x}) + \nu(\bar{y})$ для $\forall x, y \in V, \forall \alpha$

Норма Гёльдера:

$$\begin{aligned} |\bar{x}|_1 &= |x_1| + \dots + |x_n| \\ |\bar{x}|_2 &= \sqrt{|x_1|^2 + \dots + |x_n|^2} \\ |\bar{x}|_\infty &= \max_{i=1, \dots, n} |x_i| \end{aligned}$$

В конечномерном пространстве все нормы эквивалентны.

Свойства матричной нормы $M \in M_n$:

1. $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$
2. Матричная норма $\|\cdot\|$ на M_n согласована с векторной нормой $|\cdot|$ на \mathbb{C}^n , если

$$|Ax| \leq \|A\| \cdot |x|$$

3. Матричная норма сохраняет единицу, если $\|E\| = 1$.

Норма Фробениуса: $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} |a_{ij}|^2}$.

Она удовлетворяет свойствам 1, 2 для $|\cdot|_1, 2, \infty$, но не удовлетворяет свойству 3.

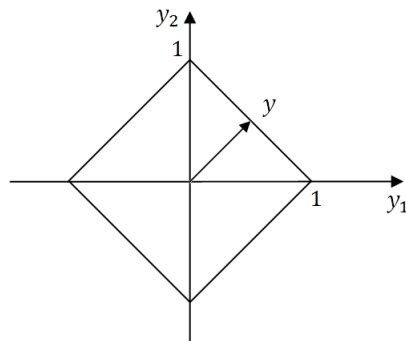
$\|\cdot\|_\star$ — индуцированная матричная норма, если верно

$$\|A\|_\star = \max_{\bar{x} \neq \bar{0}} \frac{|Ax|_\star}{|\bar{x}|_\star} = \left(y = \frac{\bar{x}}{|\bar{x}|_\star} \right) = \max_{|y|_\star=1} |Ay|_\star$$

Пример 1.

Найти y для матрицы A

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}$$



$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}$$

$$||A||_1 = \max |A\bar{y}| = \max_{|y_1|+|y_2|=1} |y_1 + 2y_2| + |3y_1 + 4y_2|$$

Максимум получим при $y_1 = 0$ и $y_2 = 1$: $||A||_1 = 2 + 4 = 6$.

$$y = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Сингулярное разложение матрицы (SVD):

$$A = V\Sigma U^*$$

V , U — унитарные матрицы ($U^* = U^{-1}$)

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n \end{pmatrix}$$

Тогда

$$(A^*A)^* = A^*A = U\Sigma V^*V\Sigma U^* = U\Sigma^2 U^*$$

$$\Sigma^2 = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n^2 \end{pmatrix}$$

$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_n \geq 0$ — сингулярные значения матрицы.

Аналогично

$$AA^* = V\Sigma^2 V^*$$

Здесь U^1, \dots, U^n — ортонормированный базис из собственных векторов матрицы A^*A , а V^1, \dots, V^n — ортонормированный базис из собственных векторов матрицы AA^* . U^i и V^i — правые и левые сингулярные векторы соответственно.

$$\|A\|_2 = \sigma(A)$$

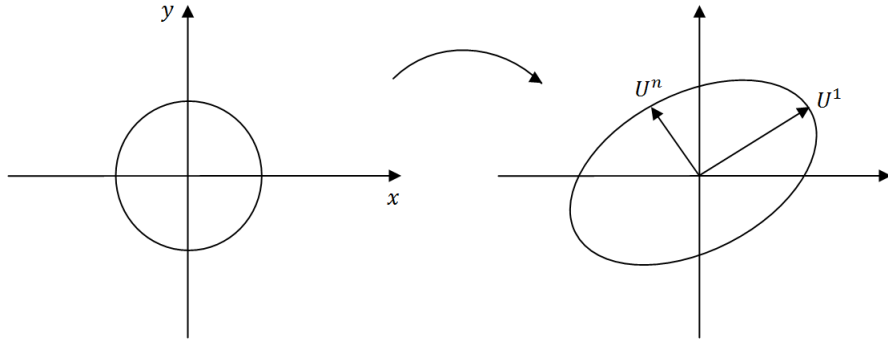
►

$$\|A\|_2 = \max_{|x|_2=1} |Ax|_2 = \max_{|x|_2=1} \sqrt{(Ax, Ax)} = \max_{|x|_2=1} \sqrt{(Ax)^* Ax} = \max_{|x|_2=1} \sqrt{x^* A^* Ax}$$

$$A^*A \xrightarrow{U} \Sigma^2$$

$$x = \sum_i \alpha_i U_i, \quad \sum_i |\alpha_i|^2 = 1$$

$$xx^* = \sum_i \alpha_i U_i U_i^* \alpha_i = \sum_i \alpha_i U_i U_i^{-1} \alpha_i = \sum_i |\alpha_i|^2$$



Подставим в $\|A\|_2$:

$$\begin{aligned} \|A\|_2 &= \max_{|x|_2=1} \sqrt{x^* A^* Ax} = (\text{в базисе } U) = \max_{|x|_2=1} \sqrt{x \Sigma^2 x^*} = \max_{\alpha: \sum_i |\alpha_i|^2=1} \sqrt{\sum_i \sigma_i^2 |\alpha_i|^2} = \\ &= \max_{\alpha: \sum_i |\alpha_i|^2=1} \sqrt{\sigma_1^2 |\alpha_1|^2 + \dots + \sigma_n^2 |\alpha_n|^2} \leq \max_{\alpha: \sum_i |\alpha_i|^2=1} \sqrt{\sigma_1^2 (|\alpha_1|^2 + \dots + |\alpha_n|^2)} = \sigma_1 \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Норма Фробениуса:

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} |a_{ij}|^2} = \sqrt{\text{tr}(A^*A)}$$

$$\begin{aligned} A^*A &= \begin{pmatrix} \bar{a}_{11} & \dots & \bar{a}_{n1} \\ * & * & * \\ * & * & * \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_{11} & * & * \\ \vdots & * & * \\ a_{n1} & * & * \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{a}_{11}a_{11} + \dots + \bar{a}_{n1}a_{n1} & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{pmatrix} = \\ &= \begin{pmatrix} |a_{11}|^2 + \dots + |a_{n1}|^2 & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Получим $\sqrt{\text{tr}(A^*A)} = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2}$.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$$

$\|A\| = 1$?

$$\|A\|_F = \sqrt{1^2 + 2^2 + 3^2} = \sqrt{14}$$

$$\|A\|_F \geq \|A\|_2 \geq \frac{1}{\sqrt{n}} \|A\|_F = \sqrt{7}$$

$$\|A\|_1 = \max_j \sum_i |a_{ij}| = \max\{1, 5\} = 5$$

$$\|A\|_\infty = \max_i \sum_j |a_{ij}| = \max\{3, 3\} = 3$$

Спектральный радиус $\rho(A) = |\lambda_{\max}(A)| = \max_i |\lambda_i|$

Теорема. Если матричная норма $\|\cdot\|$ согласована с некоторой векторной нормой, то

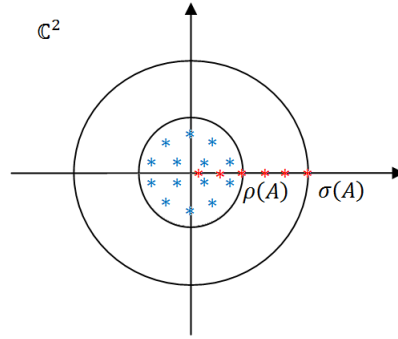
$$\|A\| \geq \rho(A)$$

► $Av = \lambda v$, $v \neq 0$ — для собственного значения существует собственный вектор.

Из определения согласованности векторной нормы: $|Av| \leq \|A\| \cdot |v|$. С другой стороны, $|Av| = |\lambda v| = |\lambda| |v|$. Получим, что $|\lambda| \leq \|A\|$, то есть, норма не меньше, чем λ . ■

Следствие. В частности

$$\sigma(A) \geq \rho(A)$$



Здесь $\sigma_i(A)$ — сингулярные собственные значения, а $\rho(A)$ ($\lambda_i(A)$) — собственные значения.

Утверждение. Для любой матрицы A и $\forall \varepsilon > 0$ существует матричная норма $\|\cdot\|$, согласованная с некоторой векторной нормой $|\cdot|$, и такая, что

$$\|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon$$

С помощью ε можно добиться равенства.

Разложение матрицы $A_{n \times n} = A_{n \times r} \cdot A_{r \times n}$, A ранга r .

Как получить приближенное разложение матрицы?

$A \approx X$, X ранга r , $X - ?$

Задача: найти X ранга $\leq r$ такое, что

$$\|X - A\| \rightarrow \min$$

Ответ: для матричных норм $\|\cdot\|_2$, $\|\cdot\|_F$ (и любой ортогонально инвариантной)

$$A = V \Sigma U^*$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n \end{pmatrix}$$

$$\Sigma_r = \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_r & \vdots & \vdots \\ \vdots & \cdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

$$X = A_r = V \Sigma_r U^*$$

Для $\|A\| = \|A\|_2 = \sigma(A)$.

► U^1, \dots, U^n — правый сингулярный базис. Пусть $\bar{w} \in \langle U^1, \dots, U^{r+1} \rangle \cap \text{Ker} X$, где $\text{Ker} X \geq n - r$, а X ранга $\leq r$, $|w| = 1$.

Так как $|Mx| \leq \|M\|$, $|x| = 1$, тогда

$$\begin{aligned} (\|X - A\|_2)^2 &\geq (|(X - A)w|_2)^2 = |Xw - Aw|^2 = |Aw|^2 = (\text{в базисе } U) = \\ &= \left| V \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{r+1} & \vdots & \vdots \\ \vdots & \cdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_{r+1} \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \right|^2 = \left| V \begin{pmatrix} \sigma_1 w_1 \\ \vdots \\ \sigma_{r+1} w_{r+1} \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \right|^2 = \left| \begin{pmatrix} \sigma_1 w_1 \\ \vdots \\ \sigma_{r+1} w_{r+1} \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \right|^2 = \\ &= \sigma_1^2 |w_1|^2 + \cdots + \sigma_{r+1}^2 |w_{r+1}|^2 \geq \sigma_{r+1}^2 (|w_1|^2 + \cdots + |w_{r+1}|^2) = \sigma_{r+1}^2 |w| = \sigma_{r+1}^2 \end{aligned}$$

для любой матрицы X , где

$$\|A_r - A\|_2 = \|V(\Sigma - \Sigma_r)U^*\|_2 = \|\Sigma - \Sigma_r\|_2 = \left\| \begin{pmatrix} 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{r+1} & \vdots & \vdots \\ \vdots & \cdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \sigma_n \end{pmatrix} \right\|_2 = \sigma_{r+1}$$

Достигается для r , значит она оптимальна (меньше нет). Для евклидовой нормы это лучшее приближение. ■

Пример 2.

Найти наилучшее приближение A_1 ранга 1 для матрицы A в норме $\|\cdot\|_2$ и найти $\|A - A_1\|_2$, где

$$A = \begin{pmatrix} 6 & 0 & 6 \\ 0 & 12 & 6 \\ 6 & 6 & 9 \end{pmatrix}$$

Так как матрица A симметричная, можно не находить A^*A . Найдем сразу собственное значение и собственный вектор.

$$\det(A - \lambda E) = 0$$

$$\lambda_1 = 18, \lambda_2 = 9, \lambda_3 = 0$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 18 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Хотим построить сингулярное разложение $A = V\Sigma U^*$. Если $A^* = A$, то $V = U$. После решения СЛАУ $(A - \lambda_i E)x = 0$ из λ_i получим v_i .

$$V = U = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

$$\Sigma_1 = \begin{pmatrix} 18 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$X = A_1 = V\Sigma_r U^* = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 4 \\ 4 & 8 & 8 \\ 4 & 8 & 8 \end{pmatrix}$$

Ранг матрицы A_1 равен 1, $\|A - A_1\|_2 = 9$ (наибольший из остальных σ).

Домашнее задание 8

1. Найти наилучшее приближение ранга 2 по фробениусовой норме для матрицы

$$B = \begin{pmatrix} 6 & 0 & 6 \\ 0 & 12 & 6 \\ 6 & 6 & 9 \end{pmatrix}$$

2. Найти наилучшее приближение B_1 ранга 1 для матрицы B в норме $\|\cdot\|_2$ и найти $\|B - B_1\|_2$, где

$$B = \begin{pmatrix} 6 & 30 & -21 \\ 17 & 10 & -22 \end{pmatrix}$$

3. Доказать утверждение из лекции: для любой матрицы A и $\forall \varepsilon > 0$ существует матричная норма $\|\cdot\|$, согласованная с некоторой векторной нормой $|\cdot|$ и такая, что

$$\|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon.$$

Лекция 9

Оценка собственных значений

Оценка: Если $\|A\|$ — матричная норма, согласованная с некоторой векторной нормой, то

$$|\lambda| \leq \|A\|,$$

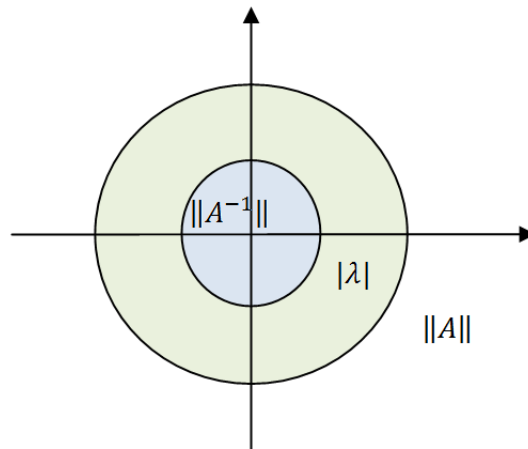
где λ — любое собственное значение матрицы A .

То же можно применить и к обратной матрице.

Утверждение. Если матрица A — невырожденная, то для любого собственного значения λ верно

$$\frac{1}{\|A^{-1}\|} \leq |\lambda| \leq \|A\|$$

Все собственные значения матрицы A находятся между двумя кольцами.



► Пусть λ — собственное значение матрицы A , то есть, $A\bar{x} = \lambda\bar{x}$ для некоторого $\bar{x} \neq \bar{0}$, тогда

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \lambda A^{-1} \bar{x} \\ \lambda^{-1} \bar{x} &= A^{-1} \bar{x}\end{aligned}$$

То есть, λ^{-1} — собственное значение для матрицы A^{-1} .

$$|\lambda^{-1}| \leq \|A^{-1}\| \text{ (из оценки)}$$

$$\begin{aligned}|\lambda|^{-1} &\leq \|A^{-1}\| \\ |\lambda| &\geq \frac{1}{\|A^{-1}\|}\end{aligned}$$

С учетом оценки, получим

$$\frac{1}{\|A^{-1}\|} \leq |\lambda| \leq \|A\| \quad \blacksquare$$

Матрица называется матрицей с **диагональным преобладанием**, если каждое из чисел на диагонали больше суммы модулей по строке, то есть,

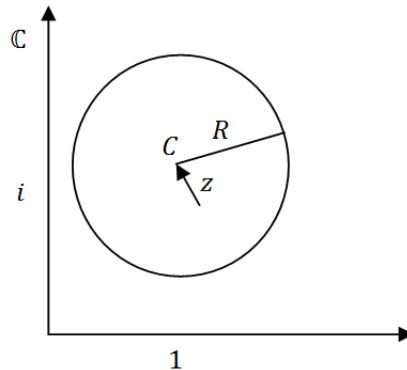
$$\forall i = 1, \dots, n \quad |a_{ii}| > \sum_{k \neq i} |a_{ik}|.$$

1-я Теорема Гершгорина. Все собственные значения матрицы $A_{n \times n} = (a_{ij})$ содержатся в объединении кругов на комплексной плоскости.

$$|\lambda - a_{ii}| \leq \sum_{k=1, k \neq i}^n |a_{ik}|, \quad i = 1, \dots, n.$$

Обозначим: $R_i = \sum_{k=1, k \neq i}^n |a_{ik}|$.

Каждое из собственных значений λ матрицы A всегда расположено в одном из кругов.



$$|z - C| \leq R$$

$$\begin{pmatrix} * & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{i1} & \dots & a_{ii} & \dots & a_{in} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & * \end{pmatrix}$$

Круг с центром в точке $C = a_{ii}$ и радиусом $R = R_i = \sum_{k \neq i} |a_{ik}|$.

Если λ — собственное значение матрицы A , то

$$|A - \lambda E| = |(A - \lambda E)^T| = |A^T - \lambda E| = 0$$

Получили, что λ — собственное значение матрицы A^T .

У матрицы A^T собственные значения те же, что и у матрицы A , а строки A^T — столбцы A , такие что:

Следствие. Все собственные значения матрицы A содержатся в объединении кругов на комплексной плоскости.

$$|\lambda - a_{ii}| \leq \sum_{k=1, k \neq i}^n |a_{ki}|, \quad i = 1, \dots, n.$$

Обозначим: $C_i = \sum_{k=1, k \neq i}^n |a_{ki}|$.

Доказательство теоремы.

► Пусть λ — собственное значение A , докажем, что λ находится в объединении кругов Гершгорина.

У каждого собственного значения существует собственный вектор:

$$Ax = \lambda x, \bar{x} \neq \bar{0}.$$

Пусть, например, $|x_1|$ — наибольший из модулей $|x_i|$, то есть, $|x_1| \geq |x_2|, |x_3|, \dots, |x_n|$. Тогда из $Ax = \lambda x$ следует

$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n &= \lambda x_1 \\ (\lambda - a_{11})x_1 &= a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n \\ |\lambda - a_{11}||x_1| &= |a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n| \leq \sum_{k=2}^n |a_{1k}||x_k| \leq \sum_{k=2}^n |a_{1k}||x_1| = |x_1|R_1 \\ |\lambda - a_{11}| &\leq R_1 = \sum_{k=2}^n |a_{1k}| \end{aligned}$$

Получили, что если x_1 — наибольший, то собственное значение попадает в первый круг Гершгорина. И так далее, если x_n — наибольший, то собственное значение попадет в n -ый круг Гершгорина. ■

Следствие. Матрица с диагональным преобладанием является невырожденной.

► Доказательство следует из того, что в такой матрице все собственные значения $\lambda \neq 0$ ■

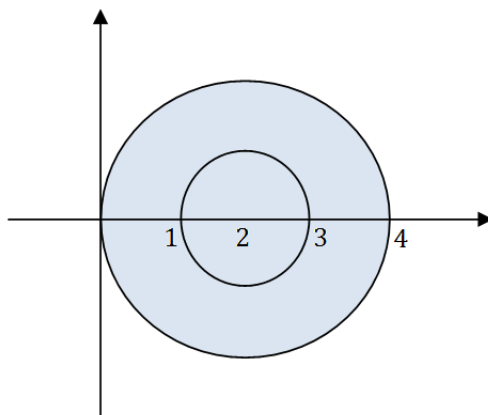
Пример 1.

Дана матрица $n \times n$:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -1 & 2 & -1 & \dots & \dots & \dots \\ \dots & -1 & 2 & -1 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \ddots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & -1 & 2 & -1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

Вычислим круги Гершгорина.

№	Центр	Радиус
1	2	$ -1 =1$
$2 - (n-1)$	2	$ -1 + -1 =2$
n	2	$ -1 =1$



Все собственные значения содержатся в объединении кругов на комплексной плоскости.

$$\begin{aligned} |\lambda - 2| &\leq 1 \\ |\lambda - 2| &\leq 2 \end{aligned}$$

$$\begin{cases} A^* = A \\ A \in M_n(\mathbb{R}) \end{cases}$$

Получили, что $\lambda_i \in \mathbb{R}$, $0 \leq \lambda_i \leq 4$.

Если $\chi_A(\lambda) = (\lambda_1 - \lambda)^{k_1} \cdots (\lambda_s - \lambda)^{k_s}$, где λ_i различны, то числа k_i называют кратностями соответствующих собственных значений.

2-я Теорема Гершгорина. Если объединение U r кругов Гершгорина не пересекается с остальными $(n - r)$ кругами, то U содержит ровно r собственных значений с учетом кратностей.

► Пусть D — диагональная часть матрицы A

$$D = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

а матрица $B = A - D$ — матрица A без диагональных элементов

$$B = \begin{pmatrix} 0 & a_{12} & \cdots \\ a_{21} & \ddots & \cdots \\ \cdots & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

Рассмотрим непрерывное непрерывное семейство матриц

$$A_t = D + tB$$

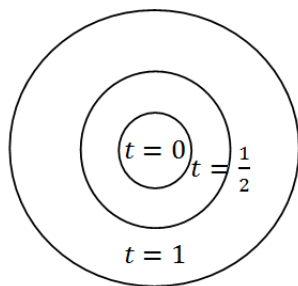
Это непрерывная функция из \mathbb{R} в $M_n(\mathbb{C})$. Здесь $A_0 = D$, $A_1 = A$.

Корни характеристического многочлена матрицы A_t непрерывно зависят от t_0 . При $t = 0$ — это $\lambda_1(0) = a_{11}, \dots, \lambda_n(0) = a_{nn}$, а при $t = 1$ — это собственные числа матрицы A .

По первой теореме Гершгорина $\forall t \lambda \in U$ в объединении кругов Гершгорина с центрами a_{11}, \dots, a_{nn} и радиусами

$$R_i(t) = tR_i.$$

С ростом t круги "раздуваются" из точек (движение по непрерывной кривой).



Если объединение некоторых r кругов Гершгорина не пересекаются с остальными при $t = 1$, то и при $t < 1$ тоже, значит каждое из соответствующих r собственных значений λ_i движется из a_{ii} по непрерывной кривой внутри U . ■

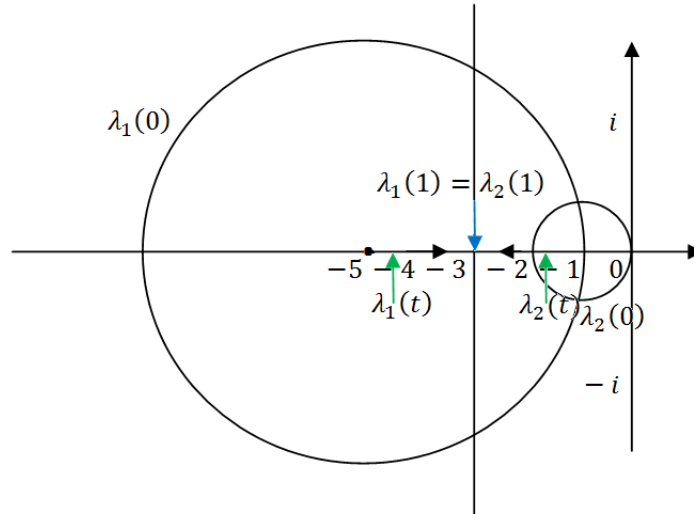
Пример 2.

Пусть

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -4 & -5 \end{pmatrix}$$

$$\chi_A(\lambda) = |A - \lambda E| = \begin{vmatrix} -1 - \lambda & 1 \\ -4 & -5 - \lambda \end{vmatrix} = (\lambda + 3)^2$$

Получили, что $\lambda_1 = \lambda_2 = -3$.



$$A = \begin{pmatrix} -1 & t \\ -4t & -5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -5 \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -4 & 0 \end{pmatrix}$$

Характеристический многочлен

$$\chi_{A_t}(\lambda) = |A_t - \lambda E| = \lambda^2 + 6\lambda + 5 + 4t^2$$

$$\lambda_{1,2} = -3 \pm 2\sqrt{1-t^2}, \quad t < 1$$

$$\lambda_{1,2} = -3 \pm i \cdot 2\sqrt{1-t^2}, \quad t > 1$$

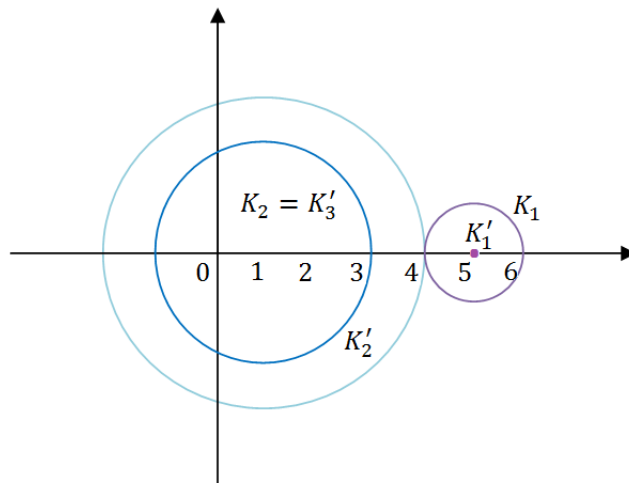
Пример 3.

$$A = \begin{pmatrix} 5 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Для матрицы A :

$$|\lambda - 5| \leq 1$$

$$|\lambda - 1| \leq 2 \quad - 2 \text{ раза}$$



В K_1 находится одно собственное значение λ_1 , в K_2 — два λ_2, λ_3 .
Для матрицы A^T

$$A^T = \begin{pmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 2 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$K'_1 : |\lambda - 5| = 0 \Rightarrow \lambda'_1 = 5$$

$$K'_2 : |\lambda - 1| \leq 3$$

$$K'_3 : |\lambda - 1| \leq 2$$

То есть, $\lambda'_2, \lambda'_3 \in K'_2 = K'_2 \cup K'_3$.

Так как $\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\} = \{\lambda'_1, \lambda'_2, \lambda'_3\}$ — те же собственные значения, то $\lambda_1 = \lambda'_1 = 5$.

Значит λ'_2 и λ'_3 — те же, что λ_2 и λ_3 , то есть, $\lambda'_2, \lambda'_3 \in K_2$.

Итог для матрицы A : $\lambda_1 = 5$, а λ_2, λ_3 удовлетворяют условию $|\lambda - 1| \leq 2$.

Домашнее задание 9

1. Нарисовать круги Гершгорина для матрицы A и с их помощью оценить собственные значения. Вычислить собственные значения и сравнить результаты.

$$A = \begin{pmatrix} 5 & 0.3 \\ -0.5 & 2 \end{pmatrix}$$

2. С помощью теоремы Гершгорина нарисовать область, где находятся собственные значения матрицы A .

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 0.2 & -0.2 \\ 0 & 2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.4 & 1 \end{pmatrix}$$

3. Доказать, что определитель матрицы A не равен 0 ($\det A \neq 0$). Нарисовать наименьшую область, содержащую собственные значения.

$$A = \begin{pmatrix} 2 & \cos x & \cos^2 x \\ 0 & 5 & \sin^2 x \\ 3\sin^2 x & 3 & 10 \end{pmatrix}$$

4. Доказать, что в номерах 1, 2 и 3 все собственные значения — положительные действительные числа и оценить их.

Подсказка: если λ — собственное значение матрицы A , то и $\bar{\lambda}$ — тоже ее собственное значение, так как $|\overline{A - \lambda E}| = |A - \bar{\lambda} E| = 0$.

Лекция 10

Функции от матрицы.

Пусть A — квадратная матрица ($A \in M_n(\mathbb{C})$)

$$A^m = A \cdot \dots \cdot A, \quad A^0 = E$$

Если A невырожденная, то

$$A^{-m} = (A^{-1})^m$$

Многочлен от матрицы: если $f(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_mx^m$, то $f(A) = a_0E + a_1A + \dots + a_mA^m$ — тоже матрица.

Пример 1.

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$f(x) = x^2 - 1$$

Тогда

$$f(A) = A^2 - 1 \cdot E = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = 0$$

Утверждение. Если C — невырожденная матрица (например, $C = Te \rightarrow e'$ — матрица перехода от базиса e к базису e' в \mathbb{C}^n) и $A' = C^{-1}AC$ (то есть, A' — матрица того же линейного оператора, что и A , в новом базисе e' вместо старого e), то для любого многочлена $f(x)$ верно $f(A') = C^{-1}f(A)C$.

$$\begin{aligned} \blacktriangleright \text{Если } f(x) = \sum_{i=0}^n a_i A^i, \text{ то } f(A') &= \sum_{i=0}^n a_i A'^i = \sum_{i=0}^n a_i C^{-1}AC \cdot C^{-1}AC \cdot C^{-1} \dots AC = \\ &= \sum_{i=0}^n a_i C^{-1}A^i C = C^{-1} \left(\sum_{i=0}^n a_i A^i \right) C = C^{-1}f(A)C \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Следствие.

$$f(A) = 0 \Leftrightarrow f(A') = 0$$

Если A' — диагональная матрица

$$A' = \begin{pmatrix} d_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & d_n \end{pmatrix},$$

то

$$f(A') = \sum_{i=0}^n a_i (A')^i = \sum_{i=0}^n a_i \begin{pmatrix} d_1^i & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & d_n^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(d_1) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & f(d_n) \end{pmatrix}$$

В частности, если все собственные значения $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ матрицы A различны, то

$$A' = C^{-1}AC = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_n \end{pmatrix}, \quad C = (v_1 \mid v_2 \mid \dots \mid v_n)$$

Причем, v_1 — собственный вектор, соответствующий собственному значению λ_1 (то есть, $Av_1 = \lambda_1 v_1$), \dots , v_n — собственный вектор, соответствующий собственному значению λ_n ($Av_n = \lambda_n v_n$), тогда $A = CA'C^{-1}$

$$f(A) = Cf(A')C^{-1} = C \begin{pmatrix} f(\lambda_1) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & f(\lambda_n) \end{pmatrix} C^{-1}$$

Жорданова форма.

Жорданова клетка — это матрица вида

$$J = J_k(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & 1 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 1 \\ 0 & \dots & \dots & \lambda \end{pmatrix} C^{-1}$$

Например,

$$J_2(0) = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$J_3(5) = \begin{pmatrix} 5 & 1 & 0 \\ 0 & 5 & 1 \\ 0 & 0 & 5 \end{pmatrix}$$

Например, если $V = P_n = \mathbb{C}[x]_{\leq n} = \{a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n\}$, $D : V \rightarrow V : f(x) \mapsto f'(x)$ — дифференцирование. f — собственный вектор для D тогда и только тогда, когда $Df = \lambda f$, то есть $f'(x) = \lambda f(x)$, где λ — число, тогда $f(x) = a_0 = \text{const}$, $f'(x) = 0 \cdot f(x) = 0$.

Базис Маклорена.

$$e_0 = 1, e_1 = \frac{x}{1!}, \dots, e_u = \frac{x^u}{u!}$$

В этом базисе

$$D(e_k) = \left(\frac{x^k}{k!} \right)' = \frac{x^{k-1}}{(k-1)!} = e_{k-1}$$

$$D_e = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & 1 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 1 \\ 0 & \dots & \dots & 0 \end{pmatrix} = J_n(0)$$

$$J_n(0)^k = \begin{pmatrix} 0 & \dots & \frac{1}{k} & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \frac{1}{k+1} & \vdots \\ \vdots & \dots & 0 & \ddots & \frac{1}{n} \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

(так как $D^k(e_u) = e_{n-k}$ и т.д.)

Предложение. Если $f(x)$ — многочлен, то

$$f(J_k(\lambda)) = \begin{pmatrix} f(\lambda) & \frac{f'(\lambda)}{1!} & \cdots & \frac{f^{(k-1)}(\lambda)}{(k-1)!} \\ 0 & \ddots & \cdots & \frac{f^{(k-2)}(\lambda)}{(k-2)!} \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & f(\lambda) \end{pmatrix}$$

► Так как $f(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i$, то достаточно проверить формулу для $f(x) = x^i$. Тогда в

каждой клетке получаем $\sum_{i=0}^n a_i \frac{(x^i)^{(t)}}{t!} = \frac{f^{(t)}(x)}{t!}$ для подходящего t .

Имеем: при $f(x) = x^i$

$$\begin{aligned} f(J_k(\lambda)) &= \begin{pmatrix} \lambda & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & 1 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & \cdots & \lambda \end{pmatrix}^i = \left(\lambda \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & 1 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & 1 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 \end{pmatrix} \right)^i = \\ &= (\lambda E + J_k(0))^i = \sum_{t=0}^i \lambda^t J_k(0)^{i-t} C_i^t \end{aligned}$$

Ненулевые элементы только в клетках с координатами $(a, a + (i - t))_i$, в этих клетках стоит

$$\lambda^t C_i^t = \frac{\lambda^t i!}{t!(i-t)!},$$

при этом

$$f^{(i-t)}(\lambda) = \frac{i!}{t!} \lambda^t$$

Теорема о Жордановой форме. Для любого линейного оператора ϕ в \mathbb{C}^n существует базис (жорданов базис), в котором матрица оператора ϕ приобретает вид

$$\phi_i = J(\phi) = \begin{pmatrix} J_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & J_T \end{pmatrix},$$

где J_i — жордановы клетки.

Если A — матрица $n \times n$, что

$$\phi_A(\lambda) = \det(A - \lambda E) = (\lambda_1 - \lambda)^{k_1} \cdots (\lambda_i - \lambda)^{k_i},$$

то k_i — кратности собственных значений λ_i .

$$J(A) = \left(\begin{array}{c|c|c|c} \lambda_1 & 0 & & 0 \\ \hline 0 & \lambda_2 & 1 & 0 \\ & 0 & \lambda_2 & \\ \hline & & & \lambda_3 & 1 & 0 \\ & 0 & 0 & \vdots & \ddots & 1 & 0 \\ & & & 0 & \cdots & \lambda_3 & \\ \hline 0 & 0 & & & & & \ddots \end{array} \right)$$

Следствие. Если $J = J(A)$ — жорданова форма A , C — матрица, в которой по столбцам записан жорданов базис, то

$$f(J) = C^{-1}f(A)C \Leftrightarrow f(A) = Cf(J)C^{-1},$$

где

$$f(J) = \left(\begin{array}{c|c|c} f(J_1) & \cdots & 0 \\ \hline \vdots & f(J_2) & \vdots \\ \hline 0 & \cdots & \ddots \end{array} \right)$$

Аннулирующий многочлен матрицы A — такой многочлен $f(x)$, что $f(A) = 0$.

Минимальный многочлен матрицы A (обозначается $m_A(x)$) — это аннулирующий многочлен наименьшей возможной степени со старшим коэффициентом 1.

Пример 2.

$\chi_A(\lambda)$ — аннулирующий многочлен для A (по теореме Гамильтона-Кели).

$$\chi_A(A) = C^{-1}\chi_A(J)C = C^{-1}((\lambda_1 E - J)^{k_1} \cdots (\lambda_i E - J)^{k_i})C =$$

$$= C^{-1} \left(\begin{array}{c|c} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \vdots & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ \vdots \end{pmatrix} \\ \hline \begin{pmatrix} 0 & \cdots & \cdots \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \ddots \end{pmatrix} \end{array} \right)^{k_i} \cdots C = C^{-1}OC$$

Получим $\chi_A(\lambda) = 0$.

Пусть m_i — порядок наибольшей жордановой клетки с $\lambda = \lambda_i$ (геометрическая кратность собственного значения). Тогда $m_i \leq k_i$ и $m_A(x) = (x - \lambda_1)^{m_1} \dots (x - \lambda_s)^{m_s}$ — минимальный многочлен матрицы A (он же — минимальный многочлен J).

Как вычислить $f(A)$, зная минимальный многочлен $m_A(x) = (x - \lambda_1)^{m_1} \dots (x - \lambda_s)^{m_s}$? Если $f(x) = m_A(x)q(x) + R(x)$ — деление с остатком, где $\deg R(x) < d$ ($d = \deg m_A(x)$ — степень минимального многочлена), то $f(A) = 0 \cdot q(A) + R(A) = R(A)$ — **многочлен Лагранжа-Сильвестра**.

$\lambda_1, \dots, \lambda_s$ — спектр, R_1, \dots, R_s — соответствующие алгебраические кратности.

$$\begin{array}{ccc} f(\lambda_1) & \dots & f(\lambda_s) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f^{(k_1-1)}(\lambda_1) & \dots & f^{(k_s-1)}(\lambda_s) \\ k_1 + \dots + k_s = u \end{array}$$

P — многочлен Лагранжа-Сильвестра.

$$\begin{array}{c} P(\lambda_j) = f(\lambda_k) \\ \vdots \\ P^{(k_j-1)}(\lambda_j) = f^{(k_j-1)}(\lambda_j), \quad j = 1, \dots, s \end{array}$$

Определяющий многочлен

$$\psi(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{k_1} \dots (\lambda - \lambda_s)^{k_s}$$

многочлены

$$\phi_j = \frac{\psi(\lambda)}{(\lambda - \lambda_j)^{k_j}}$$

Тогда искомый многочлен

$$\begin{aligned} P(\lambda) &= \sum_{j=1}^s (\alpha_{j1} + \alpha_{j2}(\lambda - \lambda_j) + \dots + \alpha_{jk_j}(\lambda - \lambda_j)^{k_j-1}) \psi_j(\lambda) \\ \alpha_{jl} &= \frac{1}{(l-1)!} \left(\frac{f(\lambda)}{\psi_j(\lambda)} \right)_{\lambda=\lambda_j}^{(l-1)}, \quad l = 1, \dots, k_j, \quad j = 1, \dots, s \\ P(\lambda) &= \sum_{j=1}^s (f(\lambda_j) \phi_{j1}(\lambda) + f'(\lambda_j) \phi_{j2}(\lambda) + \dots + f^{(k_j-1)}(\lambda_j) \phi_{jk_j}(\lambda)) \end{aligned}$$

Спектральное разложение:

$$P(A) = \sum_{j=1}^s (f(\lambda_j)z_{j1} + f'(\lambda_j)z_{j2} + \dots + f^{(k_j-1)}(\lambda_j)z_{jk_j}),$$

где z_{ij} — спектральные компоненты матрицы A .

Замечание. Спектральные компоненты зависят только от матрицы.

Утверждение. z_{ij} являются многочленами от матрицы A степени меньшей, чем степень минимального многочлена.

Утверждение. Для любой матрицы A компонентные матрицы (спектральные компоненты) являются линейно независимыми.

Утверждение. Спектральные компоненты z_{ij} коммутируют между собой и с A .

Задача: Написать формулу для A^{-1} в виде многочлена от A .

►

$$\begin{aligned} \det(A) &\neq 0 \text{ (так как существует } A^{-1}) \\ (-1)^n(A^n + C_1A^{n-1} + C_2A^{n-2} + \dots) + \det A \cdot E &= 0 \Rightarrow \\ A((-1)^n(A^{n-1} + C_1A^{n-2} + \dots)) &= -\det A \cdot E \\ A\left(\frac{(-1)^{n-1}}{\det A}(A^{n-1} + C_1A^{n-2} + \dots)\right) &= A \cdot A^{-1} = E \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Ряд $\sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k A^k$ сходится к матрице F , если $\forall \varepsilon > 0 \exists N(\varepsilon) : \forall N > N(\varepsilon)$

$$\left\| \sum_{k=0}^N \alpha_k A^k - F \right\| < \varepsilon$$

Функция f называется **регулярной** на множестве S , если для любого $A \in S$ существует степенной ряд

$$f(A) = \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k A^k$$

Утверждение.

$$T^{-1}f(A)T = \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k (T^{-1}A^kT)$$

Теорема. f определена на матрице A .

Пример 3.

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Задача Коши:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = Ax \\ x|_{t=0} = x_0 \end{cases}$$

$$x = \begin{pmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{pmatrix}, \quad x_0 = \begin{pmatrix} x_1^0 \\ \vdots \\ x_n^0 \end{pmatrix}$$

Найти e^A .

$$x(t) = e^{At}x_0$$

Собственные значения матрицы: $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 2$.

Тогда жорданова матрица

$$J = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

$$e^J = \begin{pmatrix} e & 0 \\ 0 & e^2 \end{pmatrix}, \quad v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad v_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$T = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad T^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$e^A = T e^T T^{-1}$$

Подставим:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e & 0 \\ 0 & e^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e^2 & e - e^2 \\ 0 & e \end{pmatrix}$$

$$f(A) = f(1)z_{11} + f(2)z_{21}$$

1. $f(\lambda) = \lambda - 2, \quad A - 2E = (-1)z_{11} \Rightarrow$

$$z_{11} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

2. $f(\lambda) = \lambda - 1, \quad A - E = z_{21} \Rightarrow$

$$z_{21} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$f(A) = f(1) \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + f(2) \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\sin\left(\frac{\pi A}{2}\right) = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Утверждение. Если $\|A\| < 1$, то $E - A$ обратима и $(E - A)^{-1} = \sum_{k=0}^{\infty} A^k$.

$$(E - A) \sum_{k=0}^{\infty} A^k = \sum_{k=0}^{\infty} A^k - \sum_{k=0}^{\infty} A^{k+1} = \sum_{k=0}^{\infty} A^k - \sum_{k=1}^{\infty} A^k = E$$

Критерий Коши:

$$\left\| \sum_{k=0}^N A^k - (E - A)^{-1} \right\| \leq \left\| \sum_{k=M}^N A^k \right\| \leq \sum_{k=M}^N \|A\|^k,$$

причем последовательность чисел $\|A\|^k = q^k$, $|q| < 1$ является сходящейся.

Домашнее задание 10

1. Дана жорданова форма

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Найти спектральное разложение для A и вычислить:

- $f(\lambda) = \sin\left(\frac{\pi}{2}\lambda\right)$
- $f(\lambda) = e^{\lambda t}$
- $f(\lambda) = \sqrt{\lambda}$
- $f(\lambda) = \lambda^{100}$

2. Решить задачу Коши.

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = 2x_1, & x_1|_{t=0} = 1 \\ \frac{dx_2}{dt} = x_2 + x_3, & x_2|_{t=0} = 1 \\ \frac{dx_3}{dt} = x_3, & x_3|_{t=0} = 1 \end{cases}$$

3. Проскуряков "Сборник задач" №1164, 1165, 1167 – 1170.

Лекция 11

Решение систем линейных уравнений.

Пусть дана система уравнений:

$$\begin{cases} x + 0.99y = 1.01 \\ x + 1.01y = 0.99 \end{cases}$$

Надо найти приближительное решение. Все коэффициенты известны с точностью до 1%.
Либо $x + y = 1$ — бесконечное множество решений, либо $\begin{cases} x + y = 1.01 \\ x + y = 0.99 \end{cases}$ — нет решений.

$$A\bar{x} = \bar{b}$$

Если считать, что коэффициенты точно известны, то можно найти решение.

$$\begin{pmatrix} 1 & 0.99 \\ 1 & 1.01 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.01 \\ 0.99 \end{pmatrix}$$

$$\bar{x} = A^{-1}\bar{b} = \frac{1}{0.02} \begin{pmatrix} 1.01 & -0.99 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1.01 \\ 0.99 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \end{pmatrix}$$

При малом изменении коэффициентов (даже на 1%) решение может испортиться.

$$\begin{cases} x + y = 2 \\ x + 2y = 3 \end{cases} \quad \text{— устойчивая система.}$$

Коэффициенты известны с точностью до 1%.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \pm 2\%$$

Даже если b известен точно, при изменении матрицы все может измениться. Есть два типа ошибок — неточная матрица и неточная правая часть.

Общая постановка задачи.

Найти \bar{x} , удовлетворяющий системе $A\bar{x} = \bar{b}$.

Пусть $\hat{A}\hat{x} = \hat{b}$ — решение приближенной системы (\hat{A} , \hat{x} , \hat{b} считаем известными).

Обозначим:

$$\Delta A = \hat{A} - A$$

$$\Delta x = \hat{x} - x$$

$$\Delta b = \hat{b} - b$$

Мы хотим оценить Δx , причем Δb считаем "малыми".

Так как A и b неизвестны, считаем $x \approx \hat{x}$.

Абсолютная погрешность: $|\Delta x|$

Относительная погрешность: $\frac{|\Delta x|}{|x|}$, где $|\cdot|$ — некоторая векторная норма.

Оценивая $|b|_1(|b|_\infty)$ можем оценить $|\Delta x|_1(|\Delta x|_\infty)$.

Упрощенный вариант $\hat{A} = A$

Дано:

$$\begin{cases} Ax = b \\ A(x + \Delta x) = b + \Delta b \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Ax = b & (*) \\ A\Delta x = \Delta b & (**) \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x = A^{-1}b & (v) \\ \Delta x = A^{-1}\Delta b & (vv) \end{cases}$$

Считаем, что $|x| \approx |\hat{x}|$, $|b| \approx |\hat{b}|$.

Из (*) получим

$$|b| \leq \|A\| |x| \Leftrightarrow |x| \geq \frac{|b|}{\|A\|} \quad (1),$$

а из (**)

$$|\Delta b| \leq \|A\| |\Delta x| \quad (2)$$

Из (v) получим

$$|x| \leq \|A^{-1}\| |b| \quad (3),$$

а из (vv)

$$|\Delta x| \leq \|A^{-1}\| |\Delta b| \quad (4)$$

Тогда относительная погрешность:

$$\begin{aligned} \delta x = \frac{|\Delta x|}{|x|} &\stackrel{(1),(4)}{\leq} \frac{\|A^{-1}\| |\Delta b|}{|b|/\|A\|} = \|A\| \|A^{-1}\| \frac{|\Delta b|}{|b|} \\ \delta x &\stackrel{(2),(3)}{\geq} \frac{|\Delta b|/\|A\|}{\|A^{-1}\| |b|} = \frac{1}{\|A\| \|A^{-1}\|} \frac{|\Delta b|}{|b|} \end{aligned}$$

Обозначение: $\|A\| \|A^{-1}\| = \text{cond}(A) = \chi(A)$ — **число обусловленности**.

Например, для евклидовой нормы

$$\chi_2(A) = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2$$

В итоге, получим:

$$\frac{1}{\chi(A)} \delta b \leq \delta x \leq \chi(A) \delta b, \quad \delta b = \frac{|\Delta b|}{|b|}$$

А для общей задачи, если $(A + \Delta A)\hat{x} = b + \Delta b$, $\Delta x = \hat{x} - x$ ($\Delta b, \Delta A, \Delta x$ — малые), то

$$\frac{1}{\chi(A)}(\delta b + \delta A) \leq \delta x \leq \chi(A)(\delta b + \delta A), \quad \delta A = \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$$

Пример 1.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0.99 \\ 1 & 1.01 \end{pmatrix}, \quad \bar{b} = \begin{pmatrix} 1.01 \\ 0.99 \end{pmatrix}$$

Пусть у нас норма $|\cdot|_1$, тогда число обусловленности

$$\chi_1(A) = \|A\|_1 \|A^{-1}\|_1 = \left\| \begin{pmatrix} 1 & 0.99 \\ 1 & 1.01 \end{pmatrix} \right\|_1 \cdot 50 \cdot \left\| \begin{pmatrix} 1.01 & -0.99 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \right\|_1 = 2 \cdot 50 \cdot 2.01 = 201$$

$$\delta x \leq 201\delta b$$

Чтобы было $\delta x < 1\%$ надо $\delta b < \frac{1}{201} \cdot 1\%$.

Пример 2.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, \bar{b} = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \bar{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

У b ошибка в 1%. На сколько изменится x при изменении b ?

Найдем число обусловленности.

$$\chi_{\infty}(A) = \left\| \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \right\|_{\infty} \left\| \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \right\|_{\infty} = 3 \cdot 3 = 9$$

$\delta x < 1\%$, если $\delta b < 0.1\%$.

Свойства числа обусловленности:

1. $\chi(A) \geq 1$ (так как для любой нормы $\|A^{-1}\| \geq \frac{1}{\|A\|}$)

Существует такая матрица A , что $\chi(A) = 1$ только, если $\|E\| = 1$ — норма сохраняет единицу, так как иначе $\chi(A) = \|A\| \|A^{-1}\| \geq \|AA^{-1}\| = \|E\|$

2. $\chi(AB) \leq \chi(A)\chi(B)$

► $\chi(A)\chi(B) = \|A\| \|A^{-1}\| \|B\| \|B^{-1}\| \geq \|AB\| \|B^{-1}A^{-1}\| = \|AB\| \|(AB)^{-1}\| = \chi(AB)$ ■

3. $\chi(A^{-1}) = \chi(A)$

4. Для евклидовой нормы $\|\cdot\|_2$: если $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_n$ — сингулярные собственные значения, что

$$\sigma_1 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^*A)},$$

$$\sigma_n = \sqrt{\lambda_{\min}(A^*A)},$$

тогда $\chi_2(A) = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 = \sigma_1(A) \sigma_1(A^{-1}) = \frac{\sigma_1}{\sigma_n}$

Например, если $A = A^*$ — самосопряженная матрица, то

$$\chi_2(A) = \left| \frac{\lambda_{\max}(A)}{\lambda_{\min}(A)} \right|$$

5. Для любой матричной нормы $\|\cdot\|$, согласованной с некоторой векторной нормой $|\cdot|$

$$\chi(A) \geq \left| \frac{\lambda_{\max}(A)}{\lambda_{\min}(A)} \right|$$

$$\blacktriangleright \|A\| \geq \rho(A) = |\lambda_{\max}(A)|$$

$$\|A^{-1}\| \geq \rho(A^{-1}) = \left| \frac{1}{\lambda_{\min}(A)} \right| \Rightarrow \chi(A) = \|A\| \|A^{-1}\| \geq \frac{|\lambda_{\max}(A)|}{|\lambda_{\min}(A)|}$$

Так как λ — собственное значение A , то $\frac{1}{\lambda}$ — собственное значение A^{-1} . ■

Пример 3.

$$\begin{pmatrix} 0.97 & 1.98 \\ 0.99 & 3.02 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3.01 \\ 3.97 \end{pmatrix}$$

Решить приближенно и оценить погрешность решения.

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{pmatrix}, \hat{b} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} \Rightarrow \hat{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Относительно какой нормы ошибка меньше? ($|\cdot|_1, |\cdot|_\infty, |\cdot|_2$)

$$\chi(A) \approx \chi(\hat{A}) \approx \|\hat{A}\| \|\hat{A}^{-1}\| = \left\| \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{pmatrix} \right\| \left\| \begin{pmatrix} 3 & -2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \right\|$$

$$\chi_\infty(A) = \max\{3, 4\} \cdot \max\{5, 2\} = 20$$

$$\chi_1(A) = \max\{2, 5\} \cdot \max\{4, 3\} = 20$$

$$\chi_2(A) = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^*A)}{\lambda_{\min}(A^*A)}}$$

$$A^*A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 5 \\ 5 & 13 \end{pmatrix}$$

Собственные значения A^*A : $\lambda_{\max} = 14.93$, $\lambda_{\min} = 0.069$, тогда $\chi_2(A) = \sqrt{\frac{14.93}{0.069}} \approx 15$

$$\Delta b = \hat{b} - b = \begin{pmatrix} -0.01 \\ 0.03 \end{pmatrix}$$

$$\delta_1 b = \frac{|\Delta b|_1}{|b|_1} \approx \frac{|\Delta b|_1}{|\hat{b}|_1} = \frac{0.01 + 0.03}{3 + 4} = 0.0057$$

$$\delta_2 b = \frac{\sqrt{0.01^2 + 0.03^2}}{\sqrt{3^2 + 4^2}} = 0.0063$$

$$\delta_\infty b = \frac{0.03}{4} = 0.0075$$

$$\delta_1 A = \frac{\|\Delta A\|_1}{\|A\|_1} = \frac{0.04}{5} = 0.008$$

$$\delta_\infty A = \frac{\|\Delta A\|_\infty}{\|A\|_\infty} = \frac{0.05}{4} = 0.0125$$

Собственные значения для $\Delta A^* \Delta A$: $\lambda_{\min} = 0.000487$, $\lambda_{\max} = 0.00131$, $\chi_2(\Delta A) =$
 $= \sqrt{\frac{0.00131}{0.000487}} = 1.64$, тогда

$$\begin{aligned}\delta_2 A &= \frac{\|\Delta A\|_2}{\|A\|_2} = \frac{\sigma_1(\Delta A)}{\sigma_1(A)} = \frac{\sqrt{0.00131}}{\sqrt{14.93}} = 0.009 \\ \delta_1 x &\leq \chi_1(A)(\delta_1 b + \delta_1 A) = 20 \cdot (0.0057 + 0.008) = 0.27 \\ \delta_2 x &\leq \chi_2(A)(\delta_2 b + \delta_2 A) = 15 \cdot (0.0063 + 0.009) = 0.23 \\ \delta_\infty x &\leq \chi_\infty(A)(\delta_\infty b + \delta_\infty A) = 20 \cdot (0.0075 + 0.0125) = 0.4\end{aligned}$$

Норма $|\cdot|_2$ дала наименьшее значение ошибки 0.23, а $|\cdot|_\infty$ — наибольшее 0.4.

Оценить ошибку для обратной матрицы.

$A = \hat{A} + \varepsilon$, если знаем \hat{A}^{-1} . Ошибка приближения $A^{-1} \approx \hat{A}^{-1}$?

$$\chi(A) \approx \chi(\hat{A})$$

Надо оценить

$$\begin{aligned}\delta A^{-1} &= \frac{\|(\hat{A} + \varepsilon)^{-1} - A^{-1}\|}{\|A^{-1}\|} = \frac{\|-\hat{A}^{-1}(E - \hat{A}(\hat{A} + \varepsilon)^{-1})\|}{\|A^{-1}\|} = \frac{\|-\hat{A}^{-1}(E - (E - \hat{A}^{-1}\varepsilon)^{-1})\|}{\|A^{-1}\|} \approx \\ &\approx \frac{\|\hat{A}^{-1}(E - (E + \hat{A}^{-1}\varepsilon)^{-1})\|}{\|\hat{A}^{-1}\|} \leq \frac{\|\hat{A}^{-1}\|}{\|\hat{A}^{-1}\|} \|E - (E + \hat{A}^{-1}\varepsilon)^{-1}\| \\ E - (E - \hat{A}^{-1}\varepsilon)^{-1} &= E - (E - Y)^{-1} = E - (E + Y + Y^2 + Y^3 + \dots) = -(Y + Y^2 + \dots) \\ \left\| \sum_{t=1}^{\infty} (\hat{A}^{-1}\varepsilon)^t \right\| &\leq \sum_{t=1}^{\infty} \|\hat{A}^{-1}\|^t \|\varepsilon\|^t = \frac{\|\hat{A}^{-1}\| \|\varepsilon\|}{1 - \|\hat{A}^{-1}\| \|\varepsilon\|} \approx \|\hat{A}^{-1}\| \|\varepsilon\| = \frac{\chi(\hat{A})}{\|\hat{A}\|} \|\varepsilon\| = \chi(\hat{A}) \frac{\|\varepsilon\|}{\|\hat{A}\|}\end{aligned}$$

Более точно

$$\delta A^{-1} \leq \frac{\chi(\hat{A})\delta\varepsilon}{1 - \chi(\hat{A})\delta\varepsilon}, \quad \delta\varepsilon = \frac{\|\varepsilon\|}{\|\hat{A}\|}$$

Пример 4.

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Найти $f(A) = A^{100}$, $\sin\left(\frac{\pi}{2} A\right)$.

Минимальный многочлен для матрицы $\varphi(\lambda) = (\lambda-1)^2(\lambda-2)$. Тогда для любой функции $f(\lambda)$, определенной на спектре матрицы A спектральное разложение будет иметь вид

$$f(A) = f(1)z_{11} + f'(1)z_{12} + f(2)z_{21}$$

$$f_1 = \lambda^2 - 2\lambda + 1$$

$$f_1(A) = f_1(2)z_{21}$$

$$A^2 - 2A + E = (2^2 - 2 \cdot 2 + 1)z_{21}$$

Получим, что

$$z_{21} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 f_2 &= \lambda - 2 \\
 A - 2E &= (-1)z_{11} + 1 \cdot z_{12} \\
 f_3 &= 1 \\
 E &= 1 \cdot z_{21} + 1 \cdot z_{11}
 \end{aligned}$$

Получим, что

$$\begin{aligned}
 & z_{11} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 & z_{12} \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

Для A^{100} : $f(1) = 1^{100}$, $f'(1) = 100 \cdot 1^{99}$, $f(2) = 2^{100}$

Получим

$$A_{100} = 1^{100} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} + 100 \cdot 1^{99} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + 2^{100} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2^{100} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 100 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Аналогично получим

$$\sin\left(\frac{\pi}{2} A\right) = \begin{pmatrix} \sin \pi & 0 & 0 \\ 0 & \sin \frac{\pi}{2} & \frac{\pi}{2} \cos \frac{\pi}{2} \\ 0 & 0 & \sin \frac{\pi}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Домашнее задание 11

- Доказать утверждение из лекции. Если $(A + \Delta A)\hat{x} = b + \Delta b$, $\Delta x = \hat{x} - x$, то

$$\frac{1}{\chi(A)}(\delta b + \delta A) \leq \delta x \leq \chi(A)(\delta b + \delta A),$$

где $\delta A = \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ для малых $\Delta b, \Delta A, \Delta x$.

- Вычислить $\ln A$, где

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -4 & 4 & 0 \\ -2 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

- Дана система уравнений

$$\begin{cases} x_1 + x_2 = 3 \\ x_1 - x_2 = 4 \end{cases}$$

Элементы главной диагонали могут меняться на ε_1 , а элементы правой части на ε_2 . Оценить возможное изменение решения для нормы $\|A\| = \max \sqrt{\lambda^* \lambda}$.

4. Решить пример Крылова. ($\sqrt{7}$ берется с разной точностью).

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 3 \\ \sqrt{7}x_1 + 2\sqrt{7}x_2 = 3\sqrt{7} \end{cases}$$

Лекция 12

Итеративные методы решения систем алгебраических уравнений.

Дана система уравнений

$$A\bar{x} = \bar{B} \quad (1)$$

Перепишем ее в виде

$$\bar{x} + (A - E)\bar{x} = \bar{B}$$

или

$$\bar{x} = P\bar{x} + \bar{b}$$

Тут $P = E - A$, $\bar{b} = \bar{B}$.

Для $c \neq 0$: $cA\bar{x} = c\bar{B} \Rightarrow \bar{x} = (E - cA) + c\bar{B}$, где $P = E - cA$, $\bar{b} = c\bar{B}$.

Если C — матрица, тогда $P = E - CA$, $\bar{b} = C\bar{B}$.

Метод итераций.

Пусть \bar{x}^0 — любой вектор (начальное приближение к \bar{x}), тогда итеративная формула для вычисления $\bar{x}^1, \dots, \bar{x}^k$ имеет вид

$$x^{k+1} = Px^k + \bar{b}$$

Если последовательность векторов $\lim\{\bar{x}^i\} = \bar{x}^\infty$ сходится, то

$$x^\infty = Px^\infty + \bar{b}, \quad x = x^\infty,$$

где $x = x^\infty$ — решение системы.

Теорема. Описанный метод простых итераций сходится, то есть существует $\bar{x}^\infty = \lim_{i \rightarrow \infty} \{\bar{x}^i\}$, которое будет решением системы при любом значении x^0 тогда и только тогда, когда спектральный радиус $\rho(P) < 1$.

► Пусть спектральный радиус $\rho(P) < 1$, тогда существуют согласованные матричные $\|\cdot\|$ и векторные $|\cdot|$ нормы, что $\|P\| < 1$.

Предположим, что решение системы существует. Если \bar{x} — решение системы, то

$$\begin{aligned} x^{k+1} - x &= (Px^k + \bar{b}) - (Px + \bar{b}) = P(x^k - x) \\ |x^{k+1} - x| &\leq \|P\| |x^k - x| \quad (2) \end{aligned}$$

Значит $|x^{k+1} - x| \leq \dots \leq \|P\|^{k+1}|x^0 - x| \rightarrow 0$. То есть, если решение \bar{x} существует, то $\lim_{i \rightarrow \infty} x^i = x$ — решение системы.

Если же решения нет $|\lambda_1| = \rho(P) \geq 1$, то существует $\bar{v} \neq 0$: $Pv = \lambda_1 v$ — собственный вектор, и для $x^0 = v + \bar{x}$ получим

$$x^{k+1} - x = P(x^k - x) = \dots = P^{k+1}(x^0 - x) = P^{k+1}v = \lambda^{k+1}v \not\rightarrow 0 \quad \blacksquare$$

Если $\|P\| < N$, то $|x^k - x| \leq N^k|x^0 - x|$.

Число верных значащих цифр $-c \cdot \log_{10}|x^k - x| = \xi(x^k)$, где c зависит от нормы.

Предложение.

$$-const \cdot \log_{10}(\rho(P)) \leq \xi(x^{k+1}) - \xi(x^k)$$

Для нормы $|\cdot|_\infty$ $const = 1$.

►

$$\begin{aligned} \rho(P) &\approx \|P\| \geq \frac{|x^{k+1} - x|}{|x^k - x|} \\ \log_{10}(\rho(P)) &\geq \log_{10}|x^{k+1} - x| - \log_{10}|x^k - x| \\ -\log_{10}(\rho(P)) &\leq \frac{1}{c}(\xi(x^{k+1}) - \xi(x^k)) \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Надо, чтобы спектральный радиус был маленький.

Утверждение.

$$|x - x^k| \leq \frac{|x^{k+1} - x^k|}{1 - \|P\|}, \text{ если } \|P\| < 1$$

►

$$|x^{k+p} - x^k| \leq |x^{k+p} - x^{k+p-1}| + \dots + |x^{k+1} - x^k| \stackrel{(2)}{\leq} (\|P\|^p + \dots + \|P\| + 1)|x^{k+1} - x^k| \leq \frac{|x^{k+1} - x^k|}{1 - \|P\|}$$

$$|x - x^k| = |x^\infty - x^k| = \lim_{p \rightarrow \infty} |x^{k+p} - x^k| \leq \frac{|x^{k+1} - x^k|}{1 - \|P\|} \quad \blacksquare$$

Следствие 1.

$$|x - x^k| \leq \frac{\|P\|^k}{1 - \|P\|} |x^1 - x^0|$$

Следствие 2.

$$\text{Если } \bar{x}^0 = \bar{b}, \text{ то } |x - x^k| \leq \frac{\|P\|^{k+1}}{1 - \|P\|} |\bar{b}|$$

► $x^1 = Px^0 + b$. Если $x^0 = b$, то $x^1 = Pb + b$.

$$|x^1 - x^0| = |Pb| \leq \|P\| |b| \quad \blacksquare$$

Пример 1.

Методом итераций решить систему.

$$\begin{cases} 20x_1 + 3x_2 + x_3 = 68 \\ 2x_1 + 20x_2 + 3x_3 = 41 \\ 3x_1 + x_2 + 10x_3 = 60 \end{cases}$$

Тогда матрица C будет иметь вид

$$C = \begin{pmatrix} \frac{1}{20} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{20} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{20} \end{pmatrix}$$

$$CAx = CB, \quad x = Px + b = (E - CA)x + CB$$

То есть,

$$P = E - CA = \begin{pmatrix} 0 & -0.15 & -0.05 \\ -0.1 & 0 & -0.15 \\ -0.3 & -0.1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$b = CB = \begin{pmatrix} 3.4 \\ 2.05 \\ 6 \end{pmatrix}$$

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -0.15 & -0.05 \\ -0.1 & 0 & -0.15 \\ -0.3 & -0.1 & 0 \end{pmatrix} x + \begin{pmatrix} 3.4 \\ 2.05 \\ 6 \end{pmatrix}$$

Посчитаем норму матрицы: $\|P\|_c = 0.9 < 1$, $\|P\|_1 = 0.4 < 1$. Так как ее значения меньше 1, значит процесс итераций будет сходящимся.

Возьмем в качестве первого приближения

$$x^0 = \begin{pmatrix} 3.4 \\ 2.05 \\ 6 \end{pmatrix}$$

Подставим это значение в $x^1 = Px^0 + b$, получим

$$x^1 \approx \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ 5 \end{pmatrix}$$

Теперь вместо x^0 подставляем x^1 и получаем x^2 , и так далее, пока значение x не будет больше изменяться.

Метод Зейделя.

Этот метод является модификацией метода итераций.

$$x = Px + b$$

Представим матрицу P в виде суммы верхней и нижней треугольных матриц.

$$P = P_1 + P_2 = \begin{pmatrix} 0 & \cdots & 0 \\ * & \ddots & \vdots \\ * & * & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} p_{11} & * & * \\ \vdots & \ddots & * \\ 0 & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix}$$

Тогда итеративная формула вычисления будет иметь вид

$$x^{k+1} = P_1 x^{k+1} + P_2 x^k + b$$

Пример 2.

Сделаем пример 1 с помощью метода Зейделя. В нем мы вычислили

$$P = E - CA = \begin{pmatrix} 0 & -0.15 & -0.05 \\ -0.1 & 0 & -0.15 \\ -0.3 & -0.1 & 0 \end{pmatrix}$$

Представим ее в виде суммы верхней и нижней треугольных матриц.

$$P = P_1 + P_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -0.1 & 0 & 0 \\ -0.3 & -0.1 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & -0.15 & -0.05 \\ 0 & 0 & -0.15 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Тут также за нулевое приближение возьмем

$$x^0 = \begin{pmatrix} 3.4 \\ 2.05 \\ 6 \end{pmatrix}$$

$$x'_1 = 0 \cdot x'_1 - (0.15 \cdot 2.05 + 0.05 \cdot 6) + 3.4 = 2.7925$$

$$x'_2 = -0.1x'_1 - 0.15 \cdot 6 + 2.05 = 0.87075$$

$$x'_3 = -0.3x'_1 - 0.1x'_2 - 0 + 6 = 5.075175$$

Приведение к виду, удобному для итераций.

$$Ax = b$$

$$\tau Ax = \tau b$$

$$x = (E - \tau A)x + \tau b$$

Надо найти такое оптимальное τ , что $\min_{\tau} \max_{\lambda \in [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]} |1 - \tau\lambda|$.

Утверждение. Если все собственные числа матрицы $\lambda_i > 0$, то оптимальное значение

$$\tau = \frac{2}{\lambda_{\min} + \lambda_{\max}}.$$

Пример 3.

Привести к виду, удобному для итераций.

$$\begin{cases} 2x_1 + 2x_2 - 2x_3 = 6 \\ 2x_1 + 5x_2 - 4x_3 = 1 \\ -2x_1 - 4x_2 + 5x_3 = 1 \end{cases}$$

Собственные значения матрицы $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, $\lambda_3 = 10$. Так как все они положительные, получим:

$$\tau = \frac{2}{10+1} = \frac{2}{11}$$
$$E - \tau A = \begin{pmatrix} 1-2\tau & -2\tau & 2\tau \\ -2\tau & 1-5\tau & 4\tau \\ 2\tau & 4\tau & 1-5\tau \end{pmatrix}$$

Тогда $\max\{|1-2\tau|, |1-5\tau|, |1-5\tau|\}$.

Домашнее задание 12

1. Доказать утверждение из лекции. Если все собственные числа матрицы $\lambda_i > 0$, то оптимальное значение $\tau = \frac{2}{\lambda_{\min} + \lambda_{\max}}$.
2. Привести к виду, удобному для итераций.

$$(a) \begin{cases} x_1 + 3x_2 + x_3 = 8 \\ 2x_1 + 2x_2 + x_3 = 9 \\ 3x_1 + x_2 + 2x_3 = 13 \end{cases}$$
$$(b) \begin{cases} 2x_1 - 4x_2 + 5x_3 = 3 \\ 3x_1 - 3x_2 - 5x_3 = -5 \\ 4x_1 + 5x_2 + 2x_3 = 11 \end{cases}$$

Лекция 13

Итеративное решение систем линейных уравнений.

$$Ax = b \quad (1)$$

Если матрица A не является симметричной (и положительно определенной), то надо перейти от (1) к нормальной системе

$$A^*Ax = A^*b$$

Метод Крылова.

Для любого оператора существует минимальный многочлен $\varphi(x)$

$$\varphi(x) = x^m + p_{m-1}x^{m-1} + \dots + p_1x + p_0$$

Задача: найти коэффициенты $\varphi(x)$

$$(A^m + p_{m-1}A^{m-1} + \dots + p_1A + p_0E)v = 0$$

$L = \langle v_0, Av_0, \dots, A^{m-1}v_0 \rangle$ — зависит от v_0 , причем $v_{m-1} = Av_{m-2}$.

Выразим:

$$A^m v = -p_{m-1}A^{m-1}v - \dots - p_0Ev \quad (2)$$

Замечание: $L(v_0)$ инвариантно относительно линейного оператора A .

Метод: возьмем v_0 и решим (2) относительно m неизвестных p_0, \dots, p_{m-1} .

Характеристический многочлен

$$\chi_A(\lambda) = \det(A - \lambda E)$$

Если матрица приводится к виду

$$J = \left(\begin{array}{ccc|ccc} \lambda_1 & 1 & 0 & & & \\ & \vdots & \ddots & 1 & & 0 \\ & 0 & \dots & \lambda_1 & & \\ \hline & & & & \lambda_2 & 1 & 0 \\ & & & & & \vdots & \ddots & 1 \\ & & 0 & & & 0 & \dots & \lambda_2 \end{array} \right)$$

где кратность λ_1 равна k , а кратность λ_2 равна m , то

$$\chi_J(\lambda) = (\lambda_1 - \lambda)^k (\lambda_2 - \lambda)^m$$

Циклическая клетка — это матрица вида

$$C_n = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & a_0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & a_1 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & a_{n-1} \end{pmatrix}$$

Однако не все матрицы можно привести к такому виду.

Фробениусова форма — это матрица вида

$$F_n = \begin{pmatrix} a_{n-1} & a_{n-2} & \cdots & a_1 & a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Данная матрица получена отражением относительно побочной диагонали.

Найдем характеристический многочлен у циклической клетки.

$$C_2 = \begin{pmatrix} 0 & a_0 \\ 1 & a_1 \end{pmatrix}$$

$$\chi_{C_2} = \det(C_2 - \lambda E) = \begin{vmatrix} -\lambda & a_0 \\ 1 & a_1 - \lambda \end{vmatrix} = \lambda^2 - a_1\lambda - a_0$$

$$C_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & a_0 \\ 1 & 0 & a_1 \\ 0 & 1 & a_2 \end{pmatrix}$$

$$\chi_{C_3} = \det(C_3 - \lambda E) = \begin{vmatrix} -\lambda & 0 & a_0 \\ 1 & -\lambda & a_1 \\ 0 & 1 & a_2 - \lambda \end{vmatrix} = -\lambda^3 + \lambda^2 a_2 + \lambda a_1 + a_0$$

Тогда для C_n получим

$$\chi_{C_n} = \det(C_n - \lambda E) = (-1)^n (\lambda^n - a_{n-1}\lambda^{n-1} - \cdots - a_0)$$

Как приводить матрицу к фробениусовой форме?

Надо составить базис. Выберем v_0 случайным образом.

$$v_0, Av_0 = v_1, Av_1 = v_2, Av_2 = v_3, \dots$$

Эти векторы v_0, v_1, \dots — базис линейного пространства.

$$v_{n-1} = A^{n-1}v_0, \quad v_n = A^{n-1}v_1 = a_0v_0 + a_1v_1 + \cdots + a_{n-1}v_{n-1}$$

$$(v_0)_v = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad (v_1)_v = (Av_0)_v = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = 0 \cdot v_0 + 1 \cdot v_1 + 0 \cdot v_2 + \cdots$$

$$A_v = ((Av_0)_v \mid (Av_1)_v \mid \dots) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & a_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & a_{n-1} \end{pmatrix}$$

$$A_1 = A \cdot M_{n-1}$$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1,n-1} & a_{1n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{n,n-1} & a_{nn} \end{pmatrix}$$

$$M_{n-1} = \left(\begin{array}{ccc|cc} 1 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & 0 & 0 \\ \hline -\frac{a_{n1}}{a_{n,n-1}} & \cdots & \cdots & \frac{1}{a_{n,n-1}} & -\frac{a_{nn}}{a_{n,n-1}} \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{array} \right)$$

$$A_1 = AM_{n-1} = \left(\begin{array}{ccccc} & & * & & \\ \hline 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \end{array} \right)$$

$$B_1 = M_{n-1}^{-1}AM_{n-1} = \left(\begin{array}{ccccc} & & * & & \\ \hline 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \end{array} \right)$$

$$M_{n-1}^{-1} = \left(\begin{array}{ccc|c} 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \hline a_{n1} & \cdots & a_{n,n-1} & a_{nn} \\ 0 & \cdots & 0 & 1 \end{array} \right)$$

Интерполяционный метод.

$\chi_A(\lambda)$ — многочлен степени m — вычисляется как интерполяционный многочлен Лагранжа по значениям в $(m+1)$ точке.

Характеристический многочлен

$$\chi_A(\lambda) = \det(A - \lambda E), \quad \lambda = 0, 1, \dots, m$$

То есть, надо m раз вычислить определитель.

Метод итераций.

$$\bar{x} = P\bar{x} + \bar{b}$$

Итеративный шаг: $x^{k+1} = Px^k + \bar{b}$.

Матрица называется симметрической, если $A^T = A$, A — действительная.
 A^*A — симметрическая матрица.

Пусть $A^* = A$ — эрмитова матрица (например, симметрическая). Нам неизвестны $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ — собственные значения и соответствующие им собственные векторы X_1, \dots, X_n .

Пусть

$$X_1 = \begin{pmatrix} x_1^1 \\ x_2^1 \\ \vdots \\ x_n^1 \end{pmatrix}$$

Если X_1 — собственный вектор, то и $c \cdot X$ — собственный вектор, то есть X_1 определен с точностью до пропорциональности. Считаем $x_n^1 = 1$.

Получим $A\bar{x}_1 = \lambda_1\bar{x}_1$ или

$$\begin{cases} a_{11}x_1^1 + \dots + a_{1n} \cdot 1 = \lambda_1 x_1^1 \\ \dots \\ a_{n-1,1}x_1^1 + \dots + a_{n-1,n} \cdot 1 = \lambda_1 x_{n-1}^1 \\ a_{n1}x_1^1 + \dots + a_{nn} \cdot 1 = \lambda_1 \\ \lambda_1 = a_{n1}x_1^1 + \dots + a_{nn} \\ x_1^1 = \frac{1}{\lambda_1}(a_{11}x_1^1 + \dots + a_{1n}) \\ \dots \\ x_{n-1}^1 = \frac{1}{\lambda_1}(a_{n-1,1}x_1^1 + \dots + a_{n-1,n}) \end{cases}$$

$$\bar{Y} = f(\bar{Y})$$

Итеративный процесс

$$\begin{cases} \lambda_1^{(k+1)} = a_{n1}x_1^{1(k)} + \dots + a_{nn} \\ x_1^{1(k+1)} = \frac{1}{\lambda_1^{(k)}}(a_{11}x_1^{1(k)} + \dots + a_{1n}) \\ \dots \\ x_{n-1}^{1(k+1)} = \frac{1}{\lambda_1^{(k)}}(a_{n-1,1}x_1^{1(k)} + \dots + a_{n-1,n}) \end{cases}$$

Начальное условие $\lambda_1^0 = a_{nn}$, $x_1^0 = \frac{a_{1n}}{a_{nn}}, \dots$.

Для X_2 те же уравнения (аналогичные) и условие $\langle X_1, X_2 \rangle = 0$.

$$x_1^1 x_1^2 + \dots + x_n^1 x_n^2 = 0$$

Приведение к виду, удобному для итераций.

Приведем систему уравнений $A\bar{x} = \bar{b}$ к виду $A^*Ax = A^*b$.

Для итеративного метода

$$\bar{x} = P\bar{x} + \bar{B}$$

$$x = (E - A)x + b$$

Возьмем число $\tau : \tau Ax = \tau b$

$$x = (E - \tau A)x + \tau b, \quad P = E - \tau A$$

Собственные значения матрицы $P : \lambda_i(P) = 1 - \tau \lambda_i(A)$.

$$\begin{pmatrix} \lambda_1(P) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_n(P) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} - \tau \begin{pmatrix} \lambda_1(A) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_n(A) \end{pmatrix}$$

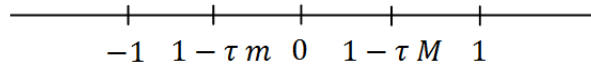
Пусть $m \leq |\lambda_i(A)| \leq M$, то есть $M = \varsigma(A) = \rho(A)$, $m = \frac{1}{\varsigma(A^{-1})} = \frac{1}{\rho(A^{-1})}$.

Это верно только для $\lambda_i \geq 0$.

$$\max_i |\lambda_i(P)| \rightarrow \min$$

$$\max_i |\lambda_i(P)| \leq \max\{|1 - \tau m|, |1 - \tau M|\}$$

Какое выбрать τ ?



Лучше взять $\tau < \frac{2}{m+M}$, чем $\tau > \frac{2}{m+M}$. Лучше всего выбрать $\tau = \frac{2}{m+M}$.

Если $\tau = \tau_0 = \frac{2}{m+M}$, то $\rho(P) = \max\{|1 - \tau_0 m|, |1 - \tau_0 M|\} = \max\left\{\left|\frac{M-m}{m+M}\right|, \left|\frac{m-M}{m+M}\right|\right\} = \frac{M-m}{M+m} = \frac{\chi_2 - 1}{\chi_2 + 1}$, где $\chi_2(A) = \frac{M}{m}$ — число обусловленности.

Если нет собственных значений, то можно взять $\tau = \frac{2}{a}$, где $a \geq \|A\| \geq \rho(A)$

(какая-то норма $\|A\| = \|A\|_\infty$ или $\|A\| = \frac{1}{n} \sum_{i,j} |a_{ij}|$).

Пример 1.

Методом итераций найти собственные значения.

$$A = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 \\ -2 & 5 & 0 \\ 2 & 0 & 7 \end{pmatrix}$$

Умножим на

$$\bar{x}_1 = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

(предполагаем, что найдется такой вектор).

$$A\bar{x}_1 = \lambda\bar{x}_1$$

$$\begin{cases} 6x_1 - 2x_2 + 2 = \lambda x_1 \\ -2x_1 + 5x_2 = \lambda x_2 \\ 2x_1 + 7 = \lambda x_3 = \lambda \\ \lambda^{(k+1)} = 2x_1^{(k)} + 7 \\ x_1^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}}(6x_1^{(k)} - 2x_2^{(k)} + 2) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} = \frac{1}{\lambda^{(k)}}(-2x_1^{(k)} + 5x_2^{(k)}) \end{cases}$$

Через итерации получим

$$\lambda_1 = 9, \quad v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -\frac{1}{2} \\ 1 \end{pmatrix}$$

Найдем λ_2, v_2 .

Для \bar{x}_2 те же уравнения и $\langle \bar{x}_1, \bar{x}_2 \rangle = 0$, то есть

$$\begin{cases} 6x_1 - 2x_2 + 2x_3 = \lambda x_1 \\ -2x_1 + 5x_2 = \lambda x_2 \\ 2x_1 + 7x_3 = \lambda x_3 \\ x_1 - \frac{1}{2}x_2 + x_3 = 0 \end{cases}$$

Так как сумма собственных значений равна следу $= 18$, то из этого выражения, зная λ_1, λ_2 можно найти λ_3 .

Домашнее задание 13

1. Дорешать Пример 1 с лекции.
2. Методом Крылова найти минимальный характеристический многочлен.

(a)

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 & 2 \\ 7 & 1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 8 & 11 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

(b)

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -3 & -1 \\ -3 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 5 \end{pmatrix}$$

3. Методом Данилевского найти характеристический многочлен.

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 2 & 4 \\ 7 & 1 & 0 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 3 \\ 4 & 1 & 2 & 2 \end{pmatrix}$$

4. Найти собственные значения и собственные векторы методом итераций.

$$A = \begin{pmatrix} 18 & 6 & -6 \\ 6 & 21 & 0 \\ -6 & 0 & 16 \end{pmatrix}$$

Лекция 14

Положительные и неотрицательные матрицы.

Пусть $A \in M_n(\mathbb{R})$, тогда

$$A \geq B \Leftrightarrow a_{ij} \geq b_{ij} \quad \forall i, j$$

$$A > B \Leftrightarrow a_{ij} > b_{ij} \quad \forall i, j$$

Однако не все матрицы сравнимы.

Пример 1.

$$\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \not\asymp \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Матрица называется **неотрицательной**, если $A \geq 0$ тогда и только тогда, когда все $a_{ij} \geq 0$.

Матрица называется **положительной**, если $A > 0$ тогда и только тогда, когда все $a_{ij} > 0$.

Матрица смежности $G > 0$, $G \not\asymp 0$ — матрица с элементами g_{ij} , причем $g_{ij} = 1$, если есть ребро из вершины i в вершину j и $g_{ij} = 0$ иначе (вместо единицы может также стоять какое-либо число k , равное количеству ребер из вершины i в j или весу ребра).

Теорема Перрона. Если $A > 0$ матрица положительная, то существует такое $\hat{\lambda}_A > 0$ — собственное значение матрицы A , что $\hat{\lambda}_A > |\lambda|$ для всех остальных собственных значений A и соответствующий собственный вектор \hat{x} положителен

$$A\hat{x} = \hat{\lambda}_A\hat{x}, \quad \hat{x} > 0.$$

В частности,

$$\rho(A) = \hat{\lambda}_A.$$

Следствие. Вектор \hat{x} , соответствующий $\hat{\lambda}_A$ единственный с точностью до пропорциональности. В частности, $\hat{\lambda}$ — простое, кратности один.

PageRank.

Есть конечное число состояний и вероятности перехода из одного состояния в другое. Какова вероятность на каком-то шаге n попасть в состояние i ? (Какова вероятность, что пользователь окажется на нашем сайте?)

$$\bar{x}_n = (p_1 \cdots p_i \cdots p_n)^T$$

$$P = (p_{ij}) : x_n = P^n \cdot x_0$$

Стабильным состоянием системы называется

$$x_{n+1} = Px_n = x_n.$$

При $n \rightarrow \infty$ $\hat{x} = x_\infty$ $Px_n = 1 \cdot x_n$, где собственное значение равно единице. Не все p_{ij} могут быть даны (на каких-то сайтах нет ссылок).

Собственный вектор $(x_1 \cdots x_n)^T$, где x_i — соответствующие вероятности попадет на какую-то страницу. Тогда первой страницей будет выдаваться страница с наибольшим собственным значением и так далее по убыванию.

$$\bar{x} = x_1 P^1 + x_2 P^2 + \cdots + x_N P^N$$

Вместо P в PageRank можно также смотреть подправленное значение

$$\tilde{P} = P(1 - \beta) + \beta Q$$

Обычно берут $\beta = 0.15$, а

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{1}{n} & \dots & \frac{1}{n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n} & \dots & \frac{1}{n} \end{pmatrix},$$

где n — количество всех страниц в интернете.

Следствие. Пусть $A \geq 0$ неотрицательная матрица, тогда

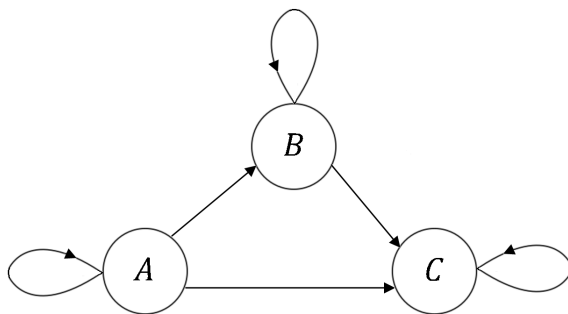
1. Существует собственное значение, равное спектральному радиусу

$$\exists \hat{\lambda}_A = \rho(A) \geq 0$$

2. Собственный вектор $\hat{x}_A \geq 0$ (не обязательно единственный)

Пример 2.

Найти самую влиятельную вершину в графе, сформировать предпочтения.



Составим матрицу по графу:

$$P = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

В начальном состоянии рангии равны:

$$\bar{x}_0 = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0.333 \\ 0.333 \\ 0.333 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Вычислим дальше:

$$\bar{x}_1 = P^T \bar{x}_0 = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix} \bar{x}_0 = \begin{pmatrix} \frac{1}{9} \\ \frac{5}{18} \\ \frac{11}{18} \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0.111 \\ 0.277 \\ 0.611 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\bar{x}_2 = P^T \bar{x}_1 = \begin{pmatrix} \frac{1}{27} \\ \frac{19}{108} \\ \frac{85}{108} \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0.037 \\ 0.175 \\ 0.787 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Таким образом, получили ранги:

$$C = 1, \quad A = B = 0,$$

значит самая влиятельная вершина в графе это C .

Матрица A называется **неразложимой матрицей**, если одновременно перестановкой строк и столбцов матрицу A нельзя привести к виду

$$A = \left(\begin{array}{c|c} P & Q \\ \hline O & R \end{array} \right),$$

где P и R — квадратные матрицы, а O — нулевая матрица.

Теорема Фробениуса (Перрона-Фробениуса). Пусть $A \geq 0$ и A — неразложимая матрица, тогда $\hat{\lambda}_A > 0$ и $\hat{x} > 0$ — единственный с точностью до множителя.

Модель Леонтьева.

Есть несколько отраслей и несколько категорий продуктов. Матрица Леонтьева имеет вид:

$o \mid p$	1	2	\dots	n
1	a_{11}	a_{12}	\dots	a_{1n}
2	a_{21}	a_{22}	\dots	a_{2n}
\vdots	\vdots	\dots	\ddots	\vdots
m	a_{m1}	\dots	\dots	a_{mn}

$$A\bar{x} + \bar{d} = \bar{x}$$

$A = (a_{ij})$, где a_{ij} — количество продукции j в отрасли i для производства (матрица прямых затрат), d — конечный спрос, а x — выпуск. Продукция отрасли i :

$$x_i = d_i + \sum_j a_{ij}x_j,$$

первое слагаемое означает употребление, а второе — использование для производства.

Матрица A называется **продуктивной**, если $A \geq 0$ и для некоторого $\bar{x} > \bar{0}$ верно

$$A\bar{x} < \bar{x}.$$

Лемма 1. Если матрица неотрицательная $A \geq 0$ и $x_1 \geq x_2$, то $Ax_1 \geq Ax_2$.

► Надо проверить $Ax_1 - Ax_2 \stackrel{?}{\geq} 0$.

$$A(x_1 - x_2) \geq 0,$$

так как $A \geq 0$ и $x_1 - x_2 \geq 0$. ■

Если $A \geq 0$, $B \geq 0$, то $A - B = (c_{ij})$, где $c_{ij} = \sum_k a_{ik}b_{kj} \geq 0$, $c \geq 0$.

Лемма 2. Если матрица A продуктивная, то $\lim_{n \rightarrow \infty} A^n = 0$.

► По определению продуктивной матрицы $A\bar{x} < \bar{x}$, тогда существует число $0 < \alpha < 1$, где α — константа сжатия, что:

$$Ax < \alpha x$$

$$0 \leq A^n x < \alpha^n x$$

При $n \rightarrow \infty$ $\alpha \rightarrow 0$, тогда получим $\lim_{n \rightarrow \infty} A^n x = 0$, тогда $\lim_{n \rightarrow \infty} A^n = 0$, так как x — положительный вектор.

Подробнее: если $A^n = (b_{ij})$, то

$$A^n \bar{x} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n b_{1j}x_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n b_{nj}x_j \end{pmatrix} = \bar{0},$$

где $x_j > 0$, $b_{ij} \geq 0$. Значит все $b_{ij} = 0$, $A^\infty = 0$ по лемме 1. ■

Лемма 3. Если матрица A — продуктивная и для какого-то \bar{y}

$$\bar{y} \geq A\bar{y},$$

то \bar{y} — неотрицательный вектор.

► Будем подставлять y в наше условие много раз:

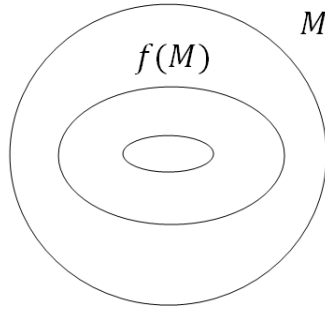
$$y \geq Ay \geq A^2y \geq \dots \geq A^ny \geq \dots \geq A^\infty y = \bar{0}$$

по лемме 2, значит $\bar{y} \geq 0$. ■

Теорема. Пусть M — полное метрическое пространство (например, $M = \mathbf{R}^n$ или $M \subset \mathbf{R}^n$ — замкнутое ограниченное множество), $f : M \rightarrow M$ — сжимающее, то есть существует $0 < \alpha < 1$ такое, что для $\forall x, y \in M$

$$\rho(f(x), f(y)) \leq \alpha \rho(x, y),$$

тогда существует единственная неподвижная точка — такое $z \in M$, что $f(z) = z$.



M отображается в $f(M)$ и так далее. В пределе диаметр стремится к нулю.

Лемма 4. Если матрица A — продуктивная, то существует $(E - A)^{-1} \geq 0$. (А если $A > 0$, то $(E - A)^{-1}$ положительная матрица.)

► $(E - A)^{-1} = E + A + A^2 + \dots + A^n + \dots$ — ряд сходится, так как $A^n \rightarrow 0$, тогда $\rho(A) < 1$ и так далее.

$$(E - A)^{-1} \geq E + A \geq A$$

Если $A > 0$, то $(E - A)^{-1} > 0$, а если $A \geq 0$, то $(E - A)^{-1} \geq 0$ ■

Задача. Если $A \geq 0$ — неразложимая и продуктивная матрица, то $(E - A)^{-1} > 0$.

Теорема. Если A — продуктивная, то для любого $\bar{d} \geq \bar{0}$ система $A\bar{x} + \bar{d} = \bar{x}$ имеет единственное решение \bar{x} , причем $\bar{x} \geq 0$.

Следствие. Для $d > 0$ система имеет решение $x \geq 0$ тогда и только тогда, когда матрица A продуктивная.

Доказательство теоремы.

► Выразим $x - Ax = d$ или $(E - A)\bar{x} = \bar{d}$. Так как матрица A продуктивная из леммы 4 и следствия выше получим $\bar{x} = (E - A)^{-1}\bar{d} \geq 0$ ■

Доказательство следствия.

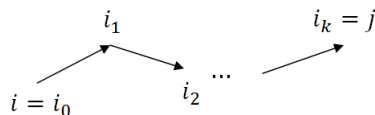
► Если $(E - A)\bar{x} = \bar{d}$, $\bar{d} > 0$, то $x = Ax + d > 0$, причем $x > Ax$, а это по определению

означает, что матрица A продуктивная. ■

Утверждение.

1. Матрица A является неразложимой тогда и только тогда, когда для $\forall i, j, i \neq j$ существует такая последовательность вершин

$$i = i_0, i_1, i_2, \dots, i_k = j : a_{i_t i_{t+1}} \neq 0, t = 0, \dots, k-1$$

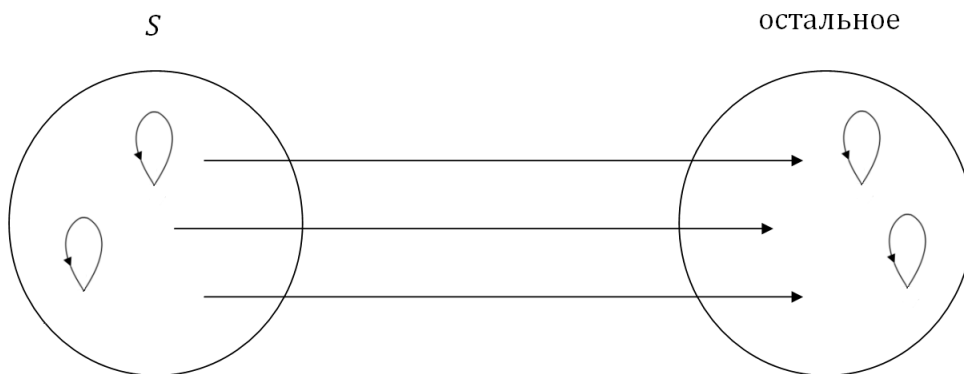


2. Матрица A неразложима тогда и только тогда, когда для любых вершин $\forall i, j$ существует $\exists m < n$, что

$$(A^m)_{ij} \neq 0.$$

3. Неотрицательная матрица $A \geq 0$ неразложима тогда и только, когда $(E + A)^{n-1} > 0$, где n — порядок матрицы.

1. Матрица A является разложимой тогда и только тогда, когда существует $\exists S = \{i_1, \dots, i_s\} \subsetneq [1, \dots, n]$. Тогда $a_{ij} = 0$ при $j \in S, i \notin S$, где $1 \leq |S| \leq n-1$.



(Можем перенумеровать индексы.)

Стрелка $i \rightarrow j$ существует тогда и только тогда, когда $a_{ij} \neq 0$.

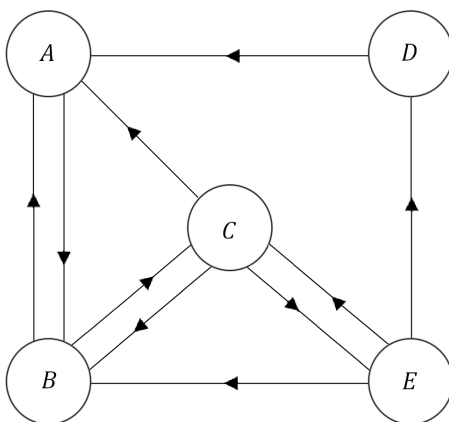
В разложимой матрице какого-то пути нет, в неразложимой матрице все пути есть.

2. a_{ij} равно количеству путей $i \rightarrow j$ длины один, а $(A^m)_{ij}$ равно количеству путей $i \rightarrow i_1 \rightarrow \dots \rightarrow i_{m-1}$ длины m .

3. Путь длины $n - 1$ $(E + A)^{n-1} = \sum_{m=0}^{n-1} C_{n-1}^m A^m > 0$, так как в каком-то слагаемом будет ненулевой элемент, то есть получим положительное число.

Домашнее задание 14

1. Найти самую влиятельную вершину в графе.



2. Разложима ли матрица A ?

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 7 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 2 & 0 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

3. Разложима ли матрица B ? Найти λ и v из теоремы Перрона.

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 3 \\ 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$$

Лекция 15

Теорема о сжимающем отображении. Существует единственное $\bar{x} \geq 0$: $\varphi(\bar{x}) = \bar{x}$ — неподвижная точка, то есть

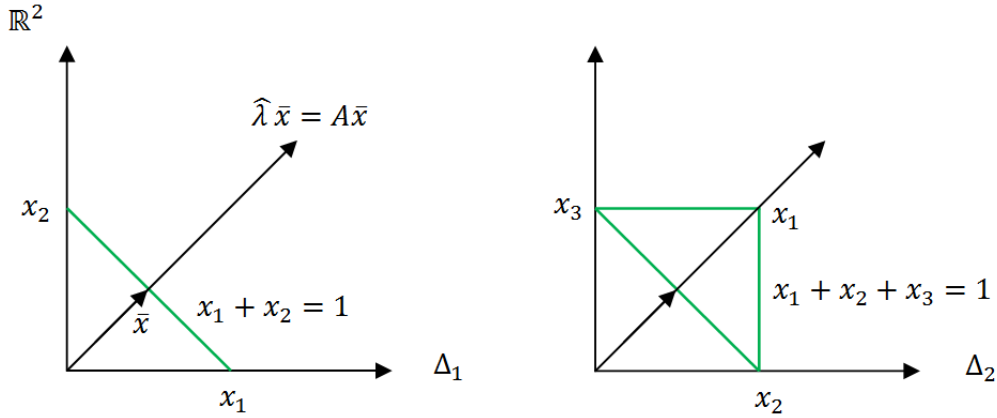
$$\frac{1}{|Ax|_1} Ax = \bar{x}$$

$$Ax = \hat{\lambda}x, \quad \hat{\lambda} = |Ax|_1$$

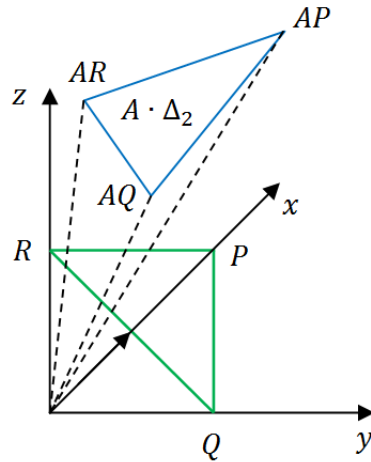
Докажем теорему Перрона с прошлой лекции.

Теорема Перрона. Если $A > 0$ (то есть все $a_{ij} > 0$), то у матрицы A существует положительное собственное значение $\hat{\lambda} = \hat{\lambda}_A$: $\hat{\lambda} = \rho(A)$ и $\hat{\lambda} > |\lambda|$ для всех остальных собственных значений λ матрицы A . Этому собственному значению отвечает положительный собственный вектор $\hat{x} > 0$ — единственный с точностью до пропорциональности: в частности $\hat{\lambda}$ — простое, то есть кратности один.

► Рассмотрим отображение $\bar{x} \mapsto A\bar{x} \rightarrow \frac{A\bar{x}}{|A\bar{x}|_1}$.



Рассмотрим на множестве $\Delta = \Delta_{n-1} = \{x_1 \geq \bar{0}, \dots, x_n \geq \bar{0} \mid x_1 + \dots + x_n = 1\}$. При отображении $A : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ множество $\mathbb{R}_{\geq 0}^n$, где $x_1 \geq 0, \dots, x_n \geq 0$, переходит в $\mathbb{R}_{> 0}^n$ (с учетом $\bar{0} \mapsto \bar{0}$), так как $\forall \bar{0} \neq \bar{x} \geq \bar{0} \quad A\bar{x} > \bar{0}$, то есть $A\Delta \subset \mathbb{R}^n > 0 = \{(x_1 \cdots x_n)^T \mid x_1 > 0, \dots, x_n > 0\}$.



Функция $c(x, y) = \frac{\rho(\varphi(x), \varphi(y))}{\rho(x, y)}$ непрерывна на компактном Δ , причем $c(x, y) < 1$. Тогда существует $\varepsilon : \forall x, y \quad c(x, y) < \varepsilon < 1$, значит φ — сжимающее отображение (оно

сжимает расстояние в $\geq \varepsilon$ раз).

Воспользуемся теоремой о сжимающем отображении. Здесь $\hat{\lambda} > 0$ (так как $\bar{x} \in \Delta$, то $\bar{x} \neq \bar{0}$, так что $Ax > 0$, $|Ax|_1$ равен сумме всех координат вектора $A\bar{x}$, а значит > 0).

$$x = \frac{1}{\lambda} Ax > \bar{0}$$

Это единственный положительный собственный вектор (как неподвижная точка). ■



$$||A||_1 = \max_{|x|_1=1} \frac{|Ax|_1}{|x|_1} \geq \rho(A)$$

$$\bar{x} \rightsquigarrow |\bar{x}| = \begin{pmatrix} |x_1| \\ \vdots \\ |x_n| \end{pmatrix}$$

Тогда $|\bar{x}|_1 = ||\bar{x}||_1$, $|Ax|_1 \leq |A||\bar{x}|_1$. Значит $\max_{|x|=1} |Ax|_1 = \max_{\bar{x} \in \Delta} |Ax|_1 = ||A||_1 > \rho(A)$.

Оценка $||A||_1 \geq \hat{\lambda}$.

Теорема Перрона-Фробениуса. Если $A \geq 0$ — неразложимая матрица, то

1. $\exists \hat{\lambda}_A \geq 0$, причем $\hat{\lambda}_A = \rho(A)$ — самое большое по модулю собственное значение A
2. при этом соответствующий собственный вектор $\hat{x}_A \geq 0$
3. если при этом $A\bar{y} \geq \mu\bar{y}$ для некоторого $\bar{y} \geq \bar{0}$, $\mu \in \mathbb{R}$, то $\mu \leq \hat{\lambda}_A$
4. в частности, для любого собственного значения λ матрицы A всегда $|\lambda| \leq \hat{\lambda}_A$

► Пусть $\forall \bar{x} \geq \bar{0}$ $r_x = \min_{x_i \neq 0} \frac{(Ax)_i}{x_i} = \max\{\rho > 0 \mid \rho x \leq Ax\}$, $\rho \leq \frac{(Ax)_i}{x_i}$.

Тогда пусть $M = S_1 \cap \mathbb{R}_{\geq 0}^n = \{x_1 \geq 0, \dots, x_n \geq 0 \mid x_1^2 + \dots + x_n^2 = 1\}$, где S_1 радиуса один.

Найдем $\max_x r_x$. Почему он существует?

1. r_x непрерывна по \bar{x} при $\bar{x} \in \mathbb{R}_{>0}^n$ (то есть $\bar{x} > 0$).

Но если $y = \frac{x}{|x|}$, то $y \in M$ и $r_x = r_y$, поэтому

$$\max_{x \geq \bar{0}} r_x = \max_{\bar{x} \in M} r_y$$

До этого было утверждение о том, что если матрица A — неразложима,

то $B = (E + A)^{n-1} > 0$. Пусть $N = B(M) = \{\bar{z} = (E + A)^{n-1}y \mid y \in M\}$, тогда

$N \subset \mathbb{R}^n > 0$.

Если $y \in M$, то $r_y y \leq Ay$ и для $z = By$

$$r_y By \leq AB_y$$

(То есть $AB = BA$). Значит $r_y z \leq Az$

$$r_y \leq \frac{|Az|_i}{|z|_i}, \quad \forall i = 1, \dots, n$$

$$r_y \leq r_z$$

Так как

$$\max_{x \geq 0} r_x = \max_{y \in M} r_y \leq \max_{z \in B} r_z \leq \max_{x \geq 0} r_x,$$

значит существует

$$\max_{z \in N} r_z = \max_{x \geq 0} r_x = \max_{y \in M} r_y$$

(так как N — компактно, r непрерывно на $N \subset \mathbb{R}^n > 0$)

Обозначим $r = \hat{\lambda} = \max_{z \in N} r_z$. Так как $u = (1 \dots 1)^T > 0$, то $r_u - \min_i \frac{|A_i|_1}{1} > 0$ (так как A разложима), то $r > 0$.

2. Докажем, что r — собственное значение, то есть найдем собственный вектор. Пусть

$$r = r_z, \quad z = (E + A)^{n-1}y, \quad (E + A)^{n-1} \in N, \quad y \in M$$

Докажем, что $Az = rz$, то есть $\bar{z} > 0$ — собственный вектор с собственным значением $\hat{\lambda} = r > 0$. Сначала докажем $A\bar{y} = r\bar{y}$. Иначе $Ay - ry \geq 0$, $B(Ay - ry) > 0$

$$AB_y - rBy = Az - rz > 0$$

$$Az > rz \Rightarrow Az > \varepsilon rz, \quad \varepsilon > 1$$

Тогда $\varepsilon r \leq \frac{Az_i}{z_i}$ для всех i . $\varepsilon r \leq r$ — противоречие с $\varepsilon > 1$. Тогда y — собственный вектор

$$Ay = ry.$$

Но тогда и z — собственный вектор, так как

$$BAy = rBy$$

$$AB_y = rBy$$

$$Az = rz$$

$z > 0$ — собственный вектор с собственным значением $\hat{\lambda} = r > 0$.

$$(z = (A + E)^{n-1}y = (1 + \hat{\lambda})^{n-1}\bar{y} > 0 \Rightarrow \bar{y} > 0)$$

3. Надо доказать, что если $A\bar{t} \geq \mu\bar{t}$ для некоторого $\bar{t} \geq \bar{0}$, то $\mu \leq \hat{\lambda}$. Можем считать $t \in M$, тогда

$$At \geq \mu t \Rightarrow \mu \leq \frac{(At)_i}{t_i}$$

то есть $At \geq \mu t \Leftrightarrow \mu \leq r_t \leq \max_{t \in M} r_t = r = \hat{\lambda}$.

4. Надо доказать, что если λ — другое собственное значение, то $|\lambda| \leq \hat{\lambda}$. Пусть $A\bar{s} = \lambda\bar{s}$, где $s \neq 0$ — собственный вектор. Можем считать, что $|s|_2 = 1$. При этом если

$$|\bar{s}| = \begin{pmatrix} |s_1| \\ \vdots \\ |s_n| \end{pmatrix}$$

(модуль \bar{s}), то

$$A|\bar{s}| \geq_{A \geq 0} |\bar{A}s| = |\lambda||\bar{s}|$$

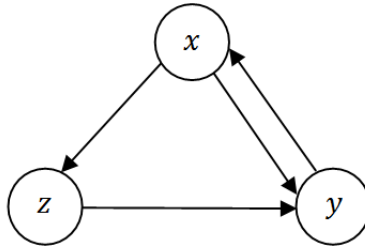
Так как $|\bar{s}| \geq 0$ (из 3.), то $|\lambda| \leq \hat{\lambda}$. В частности, $\hat{\lambda} = \rho(A)$

$$\hat{\lambda} = \max_{\substack{\bar{x} > 0, \\ x \in M, \\ x \in \Delta}} \min_{i: x_i \neq 0} \frac{(Ax)_i}{x_i}$$

■

Пример 1.

Найти ранги.



$$P = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$(x, y, z)P = (x, y, z)$$

Получим (0.4, 0.4, 0.2).

Метод вращений (метод Якоби).

Пусть матрица A — симметрическая (матрица A^*A — всегда симметрическая). Хотим построить процесс

$$A_0 = A_1, \dots, A_k \rightarrow \Lambda$$

$$T_0 = E, T_1, \dots, T_k \rightarrow T$$

$$A = T\Lambda T^{-1} = T\Lambda T^T,$$

Λ — диагональная матрица.

Последовательные матрицы перехода

$$A_{k+1} = T_{ij}^T A_k T_{ij},$$

T_{ij} — матрица простых вращений.

$$T_{k+1} = T_k T_{ij}$$

В матрице A_k находим элемент, лежащий не на диагонали, с максимальным модулем $a_{ij}^{(k)}$.

$$T_{ij} = \begin{pmatrix} 1 & & & \vdots & & & \vdots & & & \\ & \ddots & & \vdots & & O & \vdots & & O & \\ & & 1 & \vdots & & & \vdots & & & \\ \dots & \dots & \dots & \cos \varphi & \dots & \dots & \dots & -\sin \varphi & \dots & \dots & \dots \\ & & & \vdots & 1 & & \vdots & & & & \\ & O & & \vdots & & \ddots & \vdots & & O & & \\ & & & \vdots & & & 1 & \vdots & & & \\ \dots & \dots & \dots & \sin \varphi & \dots & \dots & \dots & \cos \varphi & \dots & \dots & \dots \\ & & & \vdots & & & \vdots & & 1 & & \\ & O & & \vdots & & O & \vdots & & & \ddots & \\ & & & \vdots & & & \vdots & & & & 1 \end{pmatrix},$$

где $\cos \varphi$ и $-\sin \varphi$ стоят в i строке, а $\sin \varphi$ и $\cos \varphi$ в j строке.

Угол выбираем так, чтобы

$$a_{ij}^{(k+1)} = (\cos^2 \varphi - \sin^2 \varphi) a_{ij}^{(k)} + \cos \varphi \cdot \sin \varphi (a_{ij}^{(k)} - a_{ii}^{(k)})$$

$$\begin{aligned}
a_{ij}^{(k+1)} &= 0 \\
tg\ 2\varphi &= \frac{2a_{ij}^{(k)}}{a_{ii}^{(k)} - a_{jj}^{(k)}}, \quad |\varphi| \leq \frac{\pi}{4} \\
\cos 2\varphi &= \frac{1}{\sqrt{1 + tg^2 2\varphi}} \\
\cos \varphi &= \sqrt{\frac{1 + \cos 2\varphi}{2}} \\
\sin \varphi &= \pm \sqrt{\frac{1 - \cos 2\varphi}{2}}
\end{aligned}$$

Знак $\sin \varphi$ равен знаку $a_{ij}^{(k)}(a_{ii}^{(k)} - a_{jj}^{(k)})$.

Пример 2.

Найти собственные значения матрицы A методом вращений.

$$\begin{aligned}
A &= \begin{pmatrix} 17 & -2 & -2 \\ -2 & 14 & -4 \\ -2 & -4 & 14 \end{pmatrix} \\
T_{23} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix} \\
tg\ 2\varphi &= \frac{2a_{23}}{a_{22} - a_{33}} = \frac{2 \cdot (-4)}{14 - 14} = -\infty \\
2\varphi &= -\frac{\pi}{2}, \quad \varphi = -\frac{\pi}{4}
\end{aligned}$$

Подставим значения в матрицу T_{23} .

$$\begin{aligned}
T_{23} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} \\
A_1 = A_{k+1} = T_{23}^T A T_{23} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & -\frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 17 & -2 & -2 \\ -2 & 14 & -4 \\ -2 & -4 & 14 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 17 & 0 & -\frac{4}{\sqrt{2}} \\ 0 & 18 & 0 \\ -\frac{4}{\sqrt{2}} & 0 & 10 \end{pmatrix} \\
T_{13} &= \begin{pmatrix} \cos \varphi & 0 & -\sin \varphi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \varphi & 0 & \cos \varphi \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

$$\operatorname{tg} 2\varphi = \frac{2 \cdot (-\frac{4}{\sqrt{2}})}{17 - 10} = -\frac{8}{7\sqrt{2}}$$

$$\cos 2\varphi = \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{64}{49 \cdot 2}}} = \frac{7}{9}$$

$$\cos \varphi = \sqrt{\frac{1 + \frac{7}{9}}{2}} = \frac{2\sqrt{2}}{3}$$

$$\sin \varphi = -\sqrt{\frac{1 - \frac{7}{9}}{2}} = -\frac{1}{3}$$

Подставим значения в матрицу T_{13} .

$$T_{13} = \begin{pmatrix} \frac{2\sqrt{2}}{3} & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & 0 & \frac{2\sqrt{2}}{3} \end{pmatrix}$$

$$A_2 = T_{13}^T A_1 T_{13} = \begin{pmatrix} \frac{2\sqrt{2}}{3} & 0 & -\frac{1}{3} \\ 0 & 1 & 0 \\ \frac{1}{3} & 0 & \frac{2\sqrt{2}}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 17 & 0 & -\frac{4}{\sqrt{2}} \\ 0 & 18 & 0 \\ -\frac{4}{\sqrt{2}} & 0 & 10 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2\sqrt{2}}{3} & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & 0 & \frac{2\sqrt{2}}{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 18 & 0 & 0 \\ 0 & 18 & 0 \\ 0 & 0 & 9 \end{pmatrix}$$

Получили собственные значения $\lambda_1 = \lambda_2 = 18$, $\lambda_3 = 9$.

Найдем соответствующие собственные векторы.

$$T_1 = T_0 T_{23} = E T_{23}, \quad T_2 = T_1 T_{13}$$

$$T_2 = \begin{pmatrix} \frac{4}{3\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{2}{3} \\ -\frac{1}{3\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

Каждый из столбцов матрицы T_2 является собственным вектором λ_1 , λ_2 и λ_3 соответственно.

Домашнее задание 15

1. Найти собственные векторы и собственные значения методом вращений (методом Якоби).

(a)

$$\begin{pmatrix} 2 & 2 & -2 \\ 2 & 5 & -4 \\ -2 & -4 & 5 \end{pmatrix}$$

(b)

$$\begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 \\ -2 & 5 & 0 \\ 2 & 0 & 7 \end{pmatrix}$$

(c)

$$\begin{pmatrix} 3 & 2-i & 0 \\ 2+i & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix},$$

матрица удовлетворяет условию $A^* = A$, что гарантирует, что у нее есть диагональная форма.

Лекция 16

Алгебраические зависимости в системах экономических показателей.

Постановка задачи.

Пусть x_1, \dots, x_n — первичные показатели, а y_1, \dots, y_m — расчетные (производные) показатели, $y_i = f_i(x_1, \dots, x_n)$.

Надо описать функциональные зависимости между показателями y_1, \dots, y_m , то есть все такие функции $\phi(z_1, \dots, z_m)$, что

$$\phi(y_1, \dots, y_m) = 0$$

Предположение:

$$y_i = f_i(x_1, \dots, x_n) = \frac{p_i(x_1, \dots, x_n)}{q_i(x_1, \dots, x_n)} -$$

дробно-рациональная функция, где p_i, q_i — многочлены от n переменных.

Тогда можно считать функции ϕ многочленами от m переменных.

Решение: для линейных многочленов p_i, q_i — Клейнер.

Пример 1.

Для некоторого предприятия:

x_1 — размер выручки предприятия от реализации продукции

x_2 — издержки производства

x_3 — размер капитала

x_4 — численность занятых на предприятии

Расчетные показатели:

$$y_1 = \frac{x_1 - x_2}{x_2} \text{ — рентабельность производства}$$

$$y_2 = \frac{x_1 - x_2}{x_3} \text{ — рентабельность капитала}$$

$$y_3 = \frac{x_1}{x_3} \text{ — средняя производительность капитала}$$

$$y_4 = \frac{x_1}{x_4} \text{ — средняя производительность труда}$$

Решение по методу Клейнер: существует функциональная зависимость

$$y_1 y_2 - y_1 y_3 + y_2 = 0$$

Любая другая полиномиальная зависимость имеет вид

$$\phi(y_1, y_2, y_3)(y_1 y_2 - y_1 y_3 + y_2) = 0$$

Пример 2.

Сравнительный анализ производительности труда на двух предприятиях.

Первичные показатели:

x_1 — доход первого предприятия

x_2 — численность занятых на первом предприятии

x_3 — доход второго предприятия

x_4 — численность занятых на втором предприятии

Расчетные показатели:

$$y_1 = x_3 \frac{x_2}{x_1} - x_4 \text{ — экономия затрат труда на втором предприятии по сравнению с первым}$$

$$y_2 = \frac{x_3 - x_1}{x_4 - x_2} \text{ — прирост (уменьшение) дохода, приходящийся на одного дополнительного занятого (высвобожденного) работника на втором предприятии по сравнению с первым}$$

$$y_3 = x_3 \frac{x_2}{x_4} - x_1 \text{ — часть прироста (уменьшения) дохода второго предприятия по сравнению с первым, обусловленная различием в их производительности труда}$$

$$y_4 = \frac{x_3}{x_4} - \frac{x_1}{x_2} \text{ — прирост производительности труда на втором предприятии по сравнению с первым}$$

$$y_5 = \left(\frac{x_3}{x_4} / \left(\frac{x_2}{x_1} - 1 \right) \right) \cdot 100 \text{ — относительное (процентное) изменение производительности труда на втором предприятии по сравнению с первым}$$

Пример 3.

Анализ эффективности использования основных факторов производства.

Первичные показатели:

x_1 — размер капитала предприятия

x_2 — численность занятых на предприятии

Расчетные показатели:

y_1 — рентабельность затрат на производство

y_2 — рентабельность капитала

y_3 — рентабельность труда

Выпуск и издержки предприятия описываются двумя производственными функциями от размеров труда и капитала:

$$z = f(x_1, x_2), \quad u = g(x_1, x_2),$$

где

$$f = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 -$$

квадратичная функция с коэффициентами a_0, a_1, \dots, a_{22}

$$g = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 -$$

линейная функция с коэффициентами b_0, b_1, b_2 .

Расчетные формулы:

$$y_1 = \frac{f - g}{g} = \frac{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0}{b_1x_1 + b_2x_2 + b_0}$$

$$y_2 = \frac{f - g}{x_1} = \frac{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0}{x_1}$$

$$y_3 = \frac{f - g}{x_2} = \frac{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0}{x_2}$$

Описание алгоритма.

Пусть $y_1 = \frac{f_1}{g_1}, y_2 = \frac{f_2}{g_2}, \dots, y_m = \frac{f_m}{g_m}$, где f_i, g_i — многочлены от переменных x_1, \dots, x_n , причем

$$g = g_1 \cdot g_2 \cdots g_m \neq 0$$

Введем новые многочлены от $n + m + 1$ переменных $x_1, x_2, \dots, x_n, z_1, z_2, \dots, z_m, u$:

$$h_1 = g_1z_1 - f_1$$

$$h_2 = g_2z_2 - f_2$$

$$\dots$$

$$h_m = g_mz_m - f_m$$

$$h_{m+1} = g \cdot u - 1$$

Отметим, что $h_j(x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_m, g^{-1}) = 0$ для $j = 1, \dots, m + 1$.

Пусть $I = \left\{ \sum_j c_j h_j \right\}$ (где c_j — многочлены от $x_1, x_2, \dots, x_n, z_1, z_2, \dots, z_m, u$) — полиномиальный идеал, порожденный многочленами h_j .

Будем сравнивать мономы от переменных $x_1, x_2, \dots, x_n, z_1, z_2, \dots, z_m, u$ лексикографически так, что

$$u > x_n > x_{n-1} > \dots > x_1 > z_m > z_{m-1} > \dots > z_1$$

Например, старший член многочлена $f = 4x_2x_1 + 3z_1x_2 + 2u$ есть $\hat{f} = 2u$.

Базисом Гребнера идеала I называется такое множество $G = \{q_1, q_2, \dots\}$ элементов I , что старший член \hat{f} любого элемента $f \in I$ делится на один из старших членов $\hat{q}_1, \hat{q}_2, \dots$ элементов G .

Базис Гребнера G **редуцированный**, если ни один из \hat{q}_i не делится на остальные.

Утверждение. Пусть $G = \{q_1, q_2, \dots\}$ — редуцированный базис Гребнера I , и пусть среди его элементов только q_1, \dots, q_k зависят от переменных z_1, z_2, \dots, z_m . Тогда минимальный набор тождеств для y_1, y_2, \dots, y_m :

$$q_1(y_1, y_2, \dots, y_m) = 0$$

...

$$q_k(y_1, y_2, \dots, y_m) = 0$$

Если же таких множеств в G нет, то показатели y_1, y_2, \dots, y_m — независимы. В этом случае любое другое полиномиальное соотношение имеет вид

$$c_1q_1(y_1, y_2, \dots, y_m) + \dots + c_kq_k(y_1, y_2, \dots, y_m),$$

где c_i — многочлены от переменных y_1, y_2, \dots, y_m .

Пример 3 с частными значениями коэффициентов.

Пусть

$$f = 2 + x_1 + x_2 + 3x_1x_2 + 4x_1^2 + 5x_2^2,$$

$$g = 1 + x_2 + x_1$$

Тогда

$$y_1 = \frac{f - g}{g} = \frac{2 + x_1 + x_2 + 3x_1x_2 + 4x_1^2 + 5x_2^2 - x_1 - x_2 - 1}{x_1 + x_1 + 1}$$

$$y_2 = \frac{f - g}{x_1} = \frac{2 + x_1 + x_2 + 3x_1x_2 + 4x_1^2 + 5x_2^2 - x_1 - x_2 - 1}{x_1}$$

$$y_3 = \frac{f - g}{x_2} = \frac{2 + x_1 + x_2 + 3x_1x_2 + 4x_1^2 + 5x_2^2 - x_1 - x_2 - 1}{x_2}$$

Последовательность расчетов: выписываем h_1, \dots, h_4 , потом строим редуцированный базис Гребнера идеала I и получаем $G = \{q_1, \dots, q_{17}\}$, где

$$q_{17} = z_2^2 z_3^2 z_1 - z_2 z_3^2 z_1^2 - z_2^2 z_3 z_1^2 + 2z_2^2 z_3 z_1 - 5z_2 z_3 z_1^2 - 6z_2^2 z_1^2 + 2z_2 z_3^2 z_1 - z_2^2 z_3^2 - 5z_3^2 z_1^2$$

Можно выразить любой из z_1, z_2, z_3 через остальные...

Пример 3 в почти общем виде.

Пусть $a_{11} = a_{22} = 0$. Тогда

$$f = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2$$

Тогда

$$\begin{aligned} y_1 &= \frac{f_1}{g_1} = \frac{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0}{b_1x_1 + b_2x_2 + b_0} \\ y_2 &= \frac{f_2}{g_2} = \frac{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0}{x_1} \\ y_3 &= \frac{f_3}{g_3} = \frac{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0}{x_2} \end{aligned}$$

и

$$\begin{aligned} h_1 &= z_1g_1 - f_1 = z_1(b_1x_1 + b_2x_2 + b_0) - (a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0) \\ h_2 &= z_2g_2 - f_2 = z_2x_1 - (a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0) \\ h_3 &= z_3g_3 - f_3 = z_3x_2 - (a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 - b_1x_1 - b_2x_2 - b_0) \\ h_4 &= g \cdot u - 1 = u \cdot g_1 \cdot g_2 \cdot g_3 - 1 = u(b_1x_1 + b_2x_2 + b_0)x_1x_2 - 1 \end{aligned}$$

Строим базис Гребнера с коэффициентами в поле $F = \mathbb{R}(a_0, a_1, a_2, a_{12}, b_0, b_1, b_2)$:

$G = \{q_1, \dots, q_{16}\}$, причем

$$\begin{aligned} q_{16} &= (-b_2^2a_0 + b_2b_0a_2)z_2^2z_1^2 - b_2b_0z_3z_2^2z_1^2 + (-a_0 + b_0)z_3^2z_2^2 + (-2b_2b_1a_0 + b_1b_0a_2 + b_2b_0a_1 - \\ &- a_{12}b_0^2)z_3z_2z_1^2 - b_0b_1z_3^2z_2z_1^2 + (-b_2b_0 + 2b_2a_0 - b_0a_2)z_3z_2^2z_1 + (-b_0b_1 + 2b_1a_0 - b_0a_1)z_3^2z_2z_1 + \\ &+ (-a_0b_1^2 + b_0a_1b_1)z_3^2z_1^2 + b_0z_3^2z_2^2z_1 \end{aligned}$$

Пример 2, решение (продолжение).

$$\begin{aligned} y_1 &= \frac{x_3x_2 - x_4x_1}{x_1} \\ y_2 &= \frac{x_3 - x_1}{x_4 - x_2} \\ y_3 &= \frac{x_3x_2 - x_4x_1}{x_4} \\ y_4 &= \frac{x_3x_2 - x_1x_4}{x_2x_4} \\ y_5 &= 100 \frac{x_3x_2}{x_4x_1 - 1} \end{aligned}$$

Упрощение:

$$y'_1 = \frac{y_1}{y_3} = \frac{x_4}{x_1}$$

$$y'_2 = y_2 = \frac{x_3 - x_1}{x_4 - x_2}$$

$$y'_3 = y_3 = \frac{x_3x_2 - x_4x_1}{x_4}$$

$$y'_4 = \frac{y_3}{y_4} = x_2$$

$$y'_5 = 100 \frac{y_3}{y_4y_5} = \frac{x_1x_4 - 1}{x_3}$$

Тогда

$$\begin{aligned} q_{25} = & -z_1 + z_4^2 + z_1^2z_4z_2^2z_5 - z_1^2z_2z_3z_5 + z_4z_5 - z_1z_3z_5 - z_1z_4^2z_2^2z_5^2 + 4z_1z_4^2z_2 - 2z_4z_1z_3 + \\ & + 4z_4z_5z_2z_1 - 2z_4^3z_2^2z_5z_1 - 2z_1^2z_2z_3z_4 + z_1^2z_3z_4^2z_2^2z_5 + z_1^2z_2^2z_5^2z_3z_4 - z_3^2z_2z_4z_5z_1^2 + z_3^2z_1^2 + \\ & + z_3z_5^2z_2z_4z_1 + z_4^2z_3z_5z_2z_1 - z_1z_2^2z_4^2 + z_1^2z_4^2z_2^2 \end{aligned}$$

Для исходных переменных y_1, \dots, y_5 :

$$\begin{aligned} 0 = & -y_1y_4^4y_5^2 + y_3^3y_4^2y_5^2 + 100y_1^2y_2^2y_3y_4^2y_5 - 100y_1^2y_2y_3y_4^3y_5 + 100y_4^3y_3^2y_5 - 100y_1y_3^2y_4^3y_5 - \\ & - 10000y_1y_4^4y_2^2 + 4y_1y_3^2y_2y_4^2y_5^2 - 2y_1y_3^2y_4^3y_5^2 + 400y_1y_3^2y_2y_4^2y_5 - 200y_1y_4^4y_2^2y_5 - 2y_1^2y_2y_3y_4^3y_5^2 + \\ & + 100y_1^2y_4^3y_2^2y_3y_5 + 10000y_1^2y_4^3y_2^2y_3 - 100y_4^3y_2y_1^2y_4^2y_5 + y_1^2y_3y_4^4y_5^2 + 10000y_4^4y_2y_1y_3 + \\ & + 100y_4^3y_2y_1y_4y_5 - y_1y_4^4y_2^2y_5^2 + y_1^2y_2^2y_3y_4^2y_5^2 \end{aligned}$$

Пример 4.

$$p_1 = xy^2 - y^3 + 1, \quad p_2 = x^2y + 2xy - 1$$

Надо построить базис Гребнера $G = \{p_1, p_2\}$.

Выберем лексикографический порядок, пусть $lex(y > x)$, то

$$y^3 > xy^2 > x^2y > xy > 1$$

Пусть $p'_1 = y^3 - xy^2 - 1$.

$$p_1 = LT(p_1) + \dots, \quad p_2 = LT(p_2) + \dots$$

$$L = lcm(LT(p_1), LT(p_2))$$

$$m_1 = \frac{L}{LT(p_1)}, \quad m_2 = \frac{L}{LT(p_2)}$$

(lcm — НОК)

Тогда **S-полином** равен $S(p_1, p_2) = m_1p_1 - m_2p_2$.

У нас

$$L = lcm(y^3, x^2y) = x^2y^3$$

$$S_1 = S(p_1, p_2) = x^2(y^3 - xy^2 - 1) - y^2(x^2y + 2xy - 1) = -x^3y^2 - x^2 - 2xy^3 + y^2$$

Разделим S_1 на p'_1 , получим

$$R(S_1) = S'_1 = S_1 - 2xp'_1 = x^3y^2 - 2x^2y^2 + y^2 - x^2 - 2x$$

Разделим S'_1 на p_2 , получим

$$R(S'_1) = S''_1 = S'_1 - xyp_2 = y^2 + xy - x^2 - 2x$$

И так далее.

Домашнее задание 16

1. Решить с помощью базисов Грёбнера систему уравнений

$$\begin{cases} x^2y + x^2z - 2xz = 0 \\ x^2 + 2yz - 3 = 0 \\ x^4 - y^2z^2 = 0 \end{cases}$$

2. Найти базис Грёбнера

$$\begin{cases} f_1 = x^3y + 2xy^3 - 3x^2y^2 \\ f_2 = xy^2 - 2y^2 + x - 1 \\ f_3 = x^4 \end{cases}$$

и решить систему уравнений $f_1 = f_2 = f_3 = 0$.

Лекция 17

Линейная алгебра в теории кодирования.

Презентация.

Лекция 18

Задача линейного программирования.

Пусть

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

Нужно максимизировать линейную функцию

$$f(\bar{x}) = c_1x_1 + \dots + c_nx_n \rightarrow \max$$

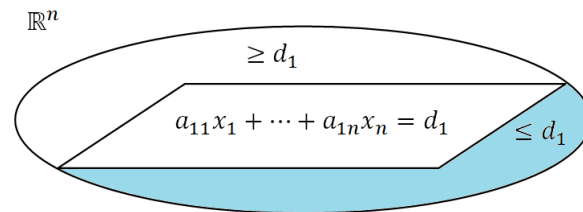
при ограничениях

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n \leq d_1 \\ \dots \\ a_{m1}x_1 + \dots + a_{mn}x_n \leq d_m \end{cases}$$

$$A\bar{x} \leq \bar{d}$$

$$x_i \geq 0 \Leftrightarrow -x_i \leq 0$$

$$x_1 + x_2 \leq d \text{ и } x_1 + x_2 \geq d \Leftrightarrow -x_1 - x_2 \leq -d \Leftrightarrow x_1 + x_2 = d$$



Вариант:

$$\begin{cases} f(\bar{x}) = \langle \bar{c}, \bar{x} \rangle \rightarrow \min \\ A\bar{x} \leq \bar{d} \in \mathbb{R}^m \\ \bar{x} \geq \bar{0} \quad (x_1 \geq 0, \dots, x_n \geq 0) \end{cases}$$

Задача о диете.

Дано несколько продуктов E_1, \dots, E_n (еда) и информация о них, например, У – углеводы, Б – белки, К – калории. Также дана цена каждого продукта (\$).

	У	Б	К	Цена \$
E_1		\bar{a}_1		
\vdots		\dots		
E_n		\bar{a}_n		

Пусть $\bar{y} = (y_1, \dots, y_n)$ – количество употребленных единиц пищи каждого типа.

Ограничения:

$$\langle \bar{a}_i, \bar{y} \rangle \geq c_i, \quad i = 1, \dots, m$$

или

$$\begin{cases} A\bar{y} \geq \bar{c} \\ \bar{y} \geq \bar{0} \end{cases}$$

Вектор цен: $\bar{p} = (p_1, \dots, p_n)$ – цены на y_1, \dots, y_n .

Матрица A имеет размер $m \times n$

$$A = \begin{pmatrix} \bar{a}_1 \\ \vdots \\ \bar{a}_m \end{pmatrix}$$

Функция $f(\bar{y}) = \langle \bar{p}, \bar{y} \rangle$.

Общая постановка:

$$\begin{cases} A\bar{y} \geq \bar{c} \\ \bar{y} \geq \bar{0} \\ f(\bar{y}) = \langle \bar{p}, \bar{y} \rangle \rightarrow \min \end{cases}$$

Всего $\approx C_m^n$ вершин, то есть меньше $\frac{m^{m-n}}{n!}$.

Пример 1.

	Б	Ж	У	Цена
Мясо	60	30	10	100
Торт	10	40	50	150
Норма c_i	30	30	40	

$\bar{a}_1 = (60, 10)$ – белки

$\bar{a}_2 = (30, 40)$ – жиры

$\bar{a}_3 = (10, 50)$ – углеводы

$$A\bar{y} \geq \bar{c}$$

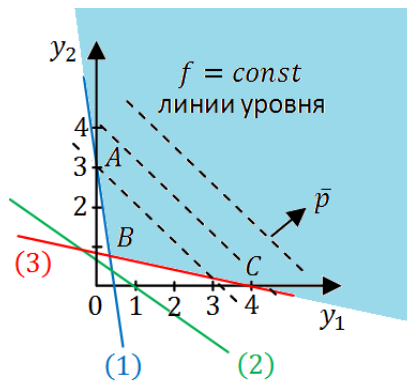
$$\begin{pmatrix} 60 & 10 \\ 30 & 40 \\ 10 & 50 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} 30 \\ 30 \\ 40 \end{pmatrix}$$

$$f(\bar{y}) = \langle \bar{p}, \bar{y} \rangle = \bar{p}^T \bar{y} = 100y_1 + 150y_2 \rightarrow \min$$

$$60y_1 + 10y_2 \geq 30 \quad (1)$$

$$30y_1 + 40y_2 \geq 30 \quad (2)$$

$$10y_1 + 50y_2 \geq 40 \quad (3)$$



Надо найти в какой вершине будет достигаться минимум функции $f(\bar{y})$. Посмотрим значения в точках A , B и C .

$$f(A) = 100 \cdot 0 + 3 \cdot 150 = 450$$

$$f(C) = 100 \cdot 4 + 150 \cdot 0 = 400$$

$$f(B) = 100y_1 + 150y_2$$

Найдем пересечение (1) и (3):

$$\begin{cases} 60y_1 + 10y_2 = 30 \\ 10y_1 + 50y_2 = 40 \end{cases}$$

$$\begin{cases} 6y_1 + y_2 = 3 \\ 6y_1 + 30y_2 = 24 \end{cases}$$

$$y_2 = \frac{21}{29}, \quad y_1 = 4 - \frac{5 \cdot 21}{29} = \frac{11}{29}$$

Получим

$$f(B) = 100 \cdot \frac{11}{29} + 150 \cdot \frac{21}{29} = \frac{4250}{29} \approx 147$$

Таким образом, наименьшее значение $f(\bar{y})$ достигается в точке B и принимает значение 147.

Линейная производственная модель.

Пусть \bar{x} – выпуск m видов продукции

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix},$$

цены на эти виды продукции

$$\bar{c} = (c_1, \dots, c_m),$$

а доход

$$\bar{y} = c_1x_1 + \dots + c_mx_m = \langle \bar{c}, \bar{x} \rangle \rightarrow \max$$

Имеются ресурсы $1, \dots, n$ и указаны ограничения на них (запасы)

$$\bar{d} = \begin{pmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_n \end{pmatrix}$$

a_{ij} – число единиц j ресурса для производства единицы i типа продукции. Для производства x_i надо x_ia_{i1} ресурса 1, \dots , x_ia_{ij} ресурса j , \dots , x_ia_{in} ресурса n .

Всего потратим ресурса j :

$$x_1a_{1j} + \dots + x_na_{nj} = \bar{x}^T A^j \leq d_j$$

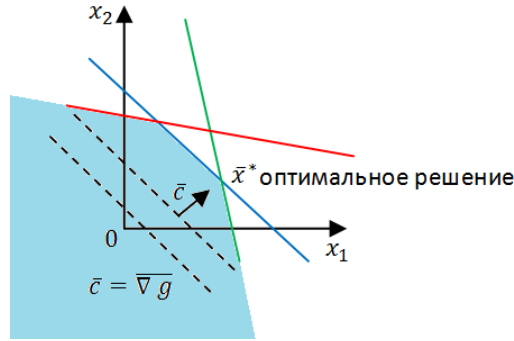
ограничения:

$$\bar{x}^T A \leq \bar{d}^T$$

Прямая задача:

$$\begin{cases} \bar{x}^T A \leq \bar{d} \Leftrightarrow A^T \bar{x} \leq \bar{d} \\ \bar{x} \geq 0 \\ g(\bar{x}) = \langle \bar{c}, \bar{x} \rangle = c_1x_1 + \dots + c_mx_m \rightarrow \max \end{cases}$$

Пусть $\bar{x}^* \in \mathbb{R}^m$ – оптимальное решение, такое что $g_{max} = \langle \bar{c}, x^* \rangle$.



Двойственная задача линейного программирования.

Дано:

$$\begin{cases} A\bar{y} \geq 0, \bar{c} \in \mathbb{R}^m, \bar{y} \in \mathbb{R}^n, A_{m \times n} \\ \bar{y} \geq 0 \\ f(\bar{y}) = \langle \bar{d}, \bar{y} \rangle \rightarrow \min \end{cases}$$

Тогда y^* – решение, то есть $f(y^*) = \langle d, \bar{y}^* \rangle = f_{min}$.

Теорема.

1. Если \bar{x} – допустимый для прямой задачи, а \bar{y} – допустимый для двойственной задачи, то

$$g(x) \leq f(y), \quad \langle c, x \rangle \leq \langle d, y \rangle$$

►

$$\begin{cases} x^T A \leq d^T \\ Ay \geq c \end{cases}$$

$$\langle c, x \rangle = x^T c \leq x^T Ay \leq d^T y = f(y) = \langle d, y \rangle \quad \blacksquare$$

2. Если x^*, y^* – решения прямой и двойственной задач, то $f(y) = g(x)$, то есть

$$\langle c, x^* \rangle = \langle d, y^* \rangle = f_{min} = g_{max}$$

► Так как значения оптимальны, то вместо неравенств в доказательстве пункта 1 теоремы везде будут стоять равенства, потому что $\langle x^T A, y^* \rangle = \langle d^T, y^* \rangle$, либо они несущественны и равны 0. Значит $\langle c, x^* \rangle = \langle d, y^* \rangle \quad \blacksquare$