

# Numerical Analysis

established about 4'000 years ago

- 3. Методи розв'язання систем лінійних алгебраїчних рівнянь (СЛАР)
  - 3.1. Метод Гаусса
  - 3.2. Метод квадратних коренів
  - 3.3. Обчислення визначника та оберненої матриці
  - 3.4. Метод прогонки
  - 3.5. Обумовленість систем лінійних алгебраїчних рівнянь

## 3. Методи розв'язання систем лінійних алгебраїчних рівнянь (СЛАР)

Методи розв'язування СЛАР поділяються на *прямі* та *ітераційні*. При умові точного виконання обчислень прямі методи за скінчену кількість операцій в результаті дають точний розв'язок.

Використовуються вони для невеликих та середніх СЛАР  $n = 10^2 - 10^4$ . Ітераційні методи використовуються для великих СЛАР  $n > 10^5$ , як правило розріджених. В результаті отримуємо послідовність наближень, яка збігається до розв'язку.

### 3.1. Метод Гаусса

Література:

- Самарский, Гулин, стор. 49–67: [djvu](#), [pdf](#);
- Березин, Жидков, том II, стор. 10–17: [djvu](#), [pdf](#).

Розглянемо задачу розв'язання СЛАР

$$A\vec{x} = \vec{b}, \quad (1)$$

причому  $A = (a_{ij})_{i,j=1}^n$ ,  $\det A \neq 0$ ,  $\vec{x} = (x_i)_{i=1}^n$ ,  $\vec{b} = (b_j)_{j=1}^n$ . Метод Крамера з обчисленням визначників для такої системи має складність  $Q = O(n! \cdot n)$ .

Запишемо СЛАР у вигляді

$$\begin{cases} a_{1,1}x_1 + a_{1,2}x_2 + \dots + a_{1,n}x_n = b_1 \equiv a_{1,n+1}, \\ a_{2,1}x_1 + a_{2,2}x_2 + \dots + a_{2,n}x_n = b_2 \equiv a_{2,n+1}, \\ \dots \\ a_{n,1}x_1 + a_{n,2}x_2 + \dots + a_{n,n}x_n = b_n \equiv a_{n,n+1}. \end{cases} \quad (2)$$

Якщо  $a_{1,1} \neq 0$ , то ділимо перше рівняння на нього і виключаємо  $x_1$  з інших рівнянь:

$$\begin{cases} x_1 + a_{1,2}^{(1)}x_2 + \dots + a_{1,n}^{(1)}x_n = a_{1,n+1}^{(1)}, \\ a_{2,2}^{(1)}x_2 + \dots + a_{2,n}^{(1)}x_n = a_{2,n+1}^{(1)}, \\ \dots \\ a_{n,2}^{(1)}x_2 + \dots + a_{n,n}^{(1)}x_n = a_{n,n+1}^{(1)}. \end{cases} \quad (3)$$

Процес повторюємо для  $x_2, \dots, x_n$ . В результаті отримуємо систему з трикутною матрицею

$$\begin{cases} x_1 + a_{1,2}^{(1)}x_2 + \dots + a_{1,n}^{(1)}x_n = a_{1,n+1}^{(1)}, \\ x_2 + \dots + a_{2,n}^{(2)}x_n = a_{2,n+1}^{(2)}, \\ \dots \\ x_n = a_{n,n+1}^{(n)}. \end{cases} \quad (4)$$

Тобто

$$A^{(n)} \vec{x} = \vec{a}^{(n)}. \quad (5)$$

Це прямий хід методу Гаусса. Формули прямого ходу

```
for k in range(1, n):
    for j in range(k + 1, n + 2):
        a[k, j][k] = a[k, j][k - 1] / a[k, k][k - 1]
    for i in range(k + 1, n + 1):
        a[i, j][k] = a[i, j][k - 1] - \
            a[i, j][k - 1] * a[k, j][k]
```

Звідси

$$x_n = a_{n,n+1}^{(n)}, \quad x_i = a_{i,n+1}^{(i)} - \sum_{j=i+1}^n a_{i,j}^{(n)} x_j, \quad (6)$$

для  $i = \overline{n-1, 1}$ . Це формули оберненого ходу.

Складність, тобто кількість операцій, яку необхідно виконати для реалізації методу:  $Q_f = 2/3n^2 + O(n^2)$  для прямого ходу,  $Q_b = n^2 + O(n)$  для оберненого ходу.

Умова

$$a_{k,k}^{(k-1)} \neq 0 \quad (7)$$

не суттєва, оскільки знайдеться  $m$ , для якого

$$\left| a_{m,k}^{(k-1)} \right| = \max_i \left| a_{i,k}^{(k-1)} \right| \neq 0 \quad (8)$$

(оскільки  $\det A \neq 0$ ). Тоді міняємо місцями рядки номерів  $k$  і  $m$ .

**Означення:** Елемент

$$a_{k,k}^{(k-1)} \neq 0 \quad (9)$$

називається *ведучим*.

Введемо матриці

$$M_k = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & m_{k,k} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & m_{n,k} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

елементи якої обчислюється так:

$$m_{k,k} = \frac{1}{a_{k,k}^{(k-1)}}, \quad m_{i,k} = -\frac{a_{i,k}^{(k-1)}}{a_{k,k}^{(k-1)}}. \quad (11)$$

Нехай на  $k$ -му кроці  $A_{k-1}\vec{x} = \vec{b}_{k-1}$ . Множимо цю СЛАР зліва на  $M_k$ :  $M_k A_{k-1}\vec{x} = M_k \vec{b}_{k-1}$ . Позначимо  $A_k = M_k A_{k-1}$ ;  $A_0 = A$ . Тоді прямий хід методу Гаусса можна записати у вигляді

$$M_n M_{n-1} \dots M_1 A \vec{x} = M_n M_{n-1} \dots M_1 \vec{b}. \quad (12)$$

Позначимо останню систему, яка співпадає з (5), так

$$U \vec{x} = \vec{c}, \quad U = (u_{i,j})_{i,j=1}^n, \quad (13)$$

причому

$$\begin{cases} u_{i,i} = 1, \\ u_{i,j} = 0, \quad i > j. \end{cases} \quad (14)$$

Таким чином  $U = M_n M_{n-1} \dots M_1 A$ . Введемо матриці

$$L_k = M_k^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{k,k}^{(k-1)} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{n,k}^{(k-1)} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

Тоді

$$A = L_1 \dots L_n U = LU; \quad L = L_1 \dots L_n, \quad (16)$$

де  $L$  — нижня трикутня матриця,  $U$  — верхня трикутня матриця. Таким чином метод Гаусса можна трактувати, як розклад матриці  $A$  в добуток двох трикутних матриць —  $LU$ -розклад.

Введемо матрицю перестановок на  $k$ -му кроці (це матриця, отримана з одиничної матриці перестановкою  $k$ -того і  $m$ -того рядка). Тоді при множенні на неї матриці  $A_{k-1}$  робимо ведучим елементом максимальний за модулем.

$$P_k = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (17)$$

За допомогою цих матриць перехід до трикутної системи (13) тепер має вигляд:

$$M_n M_{n-1} P_{n-1} \dots M_1 P_1 A \vec{x} = M_n M_{n-1} P_{n-1} \dots M_1 P_1 \vec{b}. \quad (18)$$

**Твердження:** Знайдеться така матриця  $P$  перестановок, що  $PA = LU$  — розклад матриці на нижню трикутну з ненульовими діагональними елементами і верхню трикутну матрицю з одиницями на діагоналі.

Висновки про **переваги** трикутного розкладу:

- Розділення прямого і оберненого ходів дає змогу економно розв'язувати декілька систем з одноковою матрицею та різними правими частинами.
- Зберігання  $M$ , або  $L$  та  $U$  на місці  $A$ .
- Обчислюючи  $\ell$  — кількість перестановок, можна встановити знак визначника.

## 3.2. Метод квадратних коренів

Література:

- Самарский, Гулин, стор. 69–73: [djvu](#), [pdf](#);
- Березин, Жидков, том II, стор. 23–25: [djvu](#), [pdf](#).

Цей метод призначений для розв'язання систем рівнянь із симетричною матрицею

$$A\vec{x} = \vec{b}, \quad A^T = A. \quad (19)$$

Він оснований на розкладі матриці  $A$  в добуток:

$$A = S^T D S, \quad (20)$$

де  $S$  — верхня трикутна матриця,  $S^\top$  — нижня трикутна матриця,  $D$  — діагональна матриця.

Виникає питання: як обчислити  $S, D$  по матриці  $A$ ? Маємо

$$DS_{i,j} = \begin{cases} d_{i,i}s_{i,j}, & i \leq j, \\ 0, & i > j. \end{cases} \quad (21)$$

Далі

$$\begin{aligned} S^\top DS_{i,j} &= \sum_{l=1}^n s_{i,l}^\top d_{l,l} s_{l,j} = \\ &= \sum_{l=1}^{i-1} s_{l,i}^\top s_{l,j} d_{l,l} + s_{i,i} s_{i,j} d_{i,i} + \\ &\quad + \underbrace{s_{l,i}^\top \sum_{l=i+1}^n s_{l,i}^\top s_{l,j} d_{l,l}}_{=0} = a_{i,j}, \end{aligned} \quad (22)$$

для  $i, j = \overline{1, n}$ .

Якщо  $i = j$ , то

$$|s_{i,i}^2| d_{i,i} = a_{i,i} - \sum_{l=1}^{i-1} |s_{l,i}^2| d_{l,l} \equiv p_i. \quad (23)$$

Тому

$$d_{i,i} = \text{sign}(p_i), \quad s_{i,i} = \sqrt{|p_i|}. \quad (24)$$

Якщо  $i < j$ , то

$$s_{i,j} = \left( a_{i,j} - \sum_{l=1}^{i-1} s_{l,i}^\top d_{l,l} s_{l,j} \right) / (s_{i,i} d_{i,i}), \quad (25)$$

де  $i = \overline{1, n}$ , а  $j = \overline{i + 1, n}$ .

Якщо  $A > 0$  (тобто головні мінори матриці  $A$  додатні), то всі  $d_{i,i} = +1$ .

Знайдемо розв'язок рівняння (19). Враховуючи (20), маємо:

$$S^T D \vec{y} = \vec{b} \quad (26)$$

і

$$S \vec{x} = \vec{y} \quad (27)$$

Оскільки  $S$  — верхня трикутна матриця, а  $S^T D$  — нижня трикутна матриця, то

$$y_i = \frac{b_i - \sum_{j=1}^{i-1} s_{j,i} d_{j,j} y_j}{s_{i,i} d_{i,i}}, \quad (28)$$

для  $i = \overline{1, n}$  і

$$x_i = \frac{y_i - \sum_{j=1}^{i-1} s_{i,j} x_j}{s_{i,i}}, \quad (29)$$

для  $i = \overline{n-1, 1}$ , де  $x_n = y_n / s_{n,n}$ .

Метод застосовується лише для симетричних матриць. Його складність  $Q = n^3/3 + O(n^2)$ .

**Переваги** цього методу:

- він витрачає в 2 рази менше пам'яті ніж метод Гаусса для зберігання  $A^T = A$  (необхідний об'єм пам'яті



$$n(n+1)/2 \sim n^2/2;$$

- метод однорідний, без перестановок;
- якщо матриця  $A$  має багато нульових елементів, то і матриця  $S$  також.

Остання властивість дає економію в пам'яті та кількості арифметичних операцій. Наприклад, якщо  $A$  має  $m$  ненульових стрічок по діагоналі ( $m$ -діагональна), то  $Q = O(m^2n)$ .

### 3.3. Обчислення визначника та оберненої матриці

Література:

- Самарский, Гулин, стор. 67–69: [djvu](#), [pdf](#);
- Березин, Жидков, том II, стор. 17–19: [djvu](#), [pdf](#).

Кількість операцій обчислення детермінанту за означенням —  $Q_{\det} = n!$ . В методі Гаусса —  $PA = LU$ . Тому

$$\det P \det A = \det L \det U \quad (30)$$

звідки

$$\det A = (-1)^\ell \det L \det U = (-1)^\ell \prod_{k=1}^n a_{k,k}^{(k)}, \quad (31)$$

де  $\ell$  — кількість перестановок. Ясно, що за методом Гаусса

$$Q_{\det} = \frac{2}{3} \cdot n^3 + O(n^2) \quad (32)$$

В методі квадратного кореня  $A = S^\top DS$ . Тому

$$\det A = \det S^\top \det D \det S = \prod_{k=1}^n d_{k,k} \prod_{k=1}^n s_{k,k}^2. \quad (33)$$

Тепер  $Q_{\det} = n^3/3 + O(n^2)$ .

За означенням

$$AA^{-1} = E, \quad (34)$$

де  $A^{-1}$  обернена до матриці  $A$ . Позначимо

$$A^{-1} = (\alpha_{i,j})_{i,j=1}^n. \quad (35)$$

Тоді  $\vec{\alpha}_j = (\alpha_{i,j})_{i=1}^n$  — вектор-стовпчик оберненої матриці. З (34) маємо

$$A\vec{\alpha}_j = \vec{e}_j, \quad j = \overline{1, n}. \quad (36)$$

де  $\vec{e}_j$  — стовпчики одиничної матриці:  $\vec{e}_j = (\delta_{i,j})_{i=1}^n$ ,

$$\delta_{i,j} = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases} \quad (37)$$

Для знаходження  $A^{-1}$  необхідно розв'язати  $n$  систем. Для знаходження  $A^{-1}$  методом Гаусса необхідна кількість операцій  $Q = 2n^3 + O(n^2)$ .

### 3.4. Метод прогонки

Література:

- Самарский, Гулин, стор. 45–47: [djvu](#), [pdf](#);

Це економічний метод для розв'язання СЛАР з три діагональною матрицею:

$$\begin{cases} -c_0 y_0 + b_0 y_1 = -f_0, \\ a_i y_{i-1} - c_i y_i + b_i y_{i+1} = -f_i, \\ a_N y_{N-1} - c_N y_N = -f_N. \end{cases} \quad (38)$$

Матриця системи

$$A = \begin{pmatrix} -c_0 & b_1 & & 0 \\ a_0 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & b_N \\ 0 & & a_N & -c_N \end{pmatrix} \quad (39)$$

тридіагональна.

Розв'язок представимо у вигляді

$$y_i = \alpha_{i+1} y_{i+1} + \beta_{i+1}, \quad i = \overline{0, N-1}. \quad (40)$$

Замінімо в (40) і  $i \mapsto i-1$  і підставимо в (33), тоді

$$(a_i \alpha_i - c_i) \cdot y_i + b_i y_{i+1} = -f_i - a_i \beta_i \quad (41)$$

Звідси

$$y_i = \frac{b_i}{c_i - a_i \alpha_i} \cdot y_{i+1} + \frac{f_i + a_i \beta_i}{c_i - a_i \alpha_i}. \quad (42)$$

Тому з (36)

$$\alpha_{i+1} = \frac{b_i}{c_i - a_i \alpha_i}, \quad \beta_{i+1} = \frac{f_i + a_i \beta_i}{c_i - a_i \alpha_i}, \quad i = \overline{1, N-1}. \quad (43)$$

Умова розв'язності (38) —  $c_i - a_i \alpha_i \neq 0$ .

Щоб знайти всі  $\alpha_i, \beta_i$ , треба задати перші значення. З (38):

$$\alpha_1 = \frac{b_0}{c_0}, \quad \beta_1 = \frac{f_0}{c_0}. \quad (44)$$

Після знаходження всіх  $\alpha_i, \beta_i$  обчислюємо  $y_N$  з системи

$$\begin{cases} a_N y_N - c_N y_N = -f_N, \\ y_{N-1} = \alpha_N y_N + \beta_N. \end{cases} \quad (45)$$

Звідси

$$y_N = \frac{f_N + a_N \beta_N}{c_N - a_N \alpha_N}. \quad (46)$$

### Алгоритм:

```
alpha[1], beta[1] = b[0] / c[0], f[0] / c[0]

for i in range(1, N):
    z[i] = c[i] - a[i] * alpha[i]
    alpha[i + 1], beta[i + 1] = b[i] / z[i], \
        (f[i] + a[i] * beta[i]) / z[i]

y[N] = (f[N] + a[N] * beta[N]) / \
    (c[N] - a[N] * alpha[N])

for i in range(N - 1, -1, -1):
    y[i] = alpha[i + 1] * y[i + 1] + beta[i + 1]
```

Складність алгоритму  $Q = 8N - 2$ .

Метод можна застосовувати, коли  $c_i - a_i \alpha_i \neq 0, \forall i : |\alpha_i| \leq 1$ . Якщо  $|\alpha_i| \geq q > 1$  то  $\Delta y_0 \geq q^N \Delta y_N$  (тут  $\Delta y_i$  абсолютна похибка обчислення  $y_i$ ), а це приводить до експоненціального накопичення похибок заокруглення, тобто нестійкості алгоритму прогонки.

**Теорема** (про достатні умови стійкості метода прогонки): Нехай  $a_i, b_i \neq 0$ , та

$$|c_i| \geq |a_i| + |b_i|, \quad \forall i, \quad a_0 = b_N = 0, \quad (47)$$

та хоча би одна нерівність строга. Тоді  $|\alpha_i| \leq 1$  та

$$z_i = c_i - a_i \alpha_i \neq 0, \quad i = \overline{1, N}. \quad (48)$$

**Задача 8:** Довести теорему про стійкість методу прогонки.

### 3.5. Обумовленість систем лінійних алгебраїчних рівнянь

Література:

- Самарский, Гулин, стор. 74–81: [djvu](#), [pdf](#);

Нехай задано СЛАР

$$A\vec{x} = \vec{b}. \quad (49)$$

Припустимо, що матриця і права частина системи задані неточно і фактично розв'язуємо систему

$$B\vec{y} = \vec{h}, \quad (50)$$

де  $B = A + C$ ,  $\vec{h} = \vec{b} + \vec{\eta}$ ,  $\vec{y} = \vec{x} + \vec{z}$ .

Малість детермінанту  $\det A \ll 1$  не є необхідною умовою різкого збільшення похибки. Це ілюструє наступний приклад:

$$A = \text{diag}(\varepsilon), \quad a_{i,j} = \varepsilon \delta_{i,j}. \quad (51)$$

Тоді  $\det A = \varepsilon^n \ll 1$ , але  $x_i = b_i/\varepsilon$ . Тому  $\Delta x_i = \Delta b_i/\varepsilon \gg 1$ .

Оцінімо похибку розв'язку. Підставивши значення  $B, \vec{h}$ , та  $\vec{z} = \vec{y} - \vec{x}$ , отримаємо:

$$(A + C)(\vec{x} + \vec{z}) = \vec{b} + \vec{\eta}. \quad (52)$$

Відніmemo від цієї рівності (49) у вигляді  $A\vec{z} + C\vec{x} + C\vec{z} = \vec{\eta}$ . Тоді

$$A\vec{z} = \vec{\eta} - C\vec{x} - C\vec{z}, \quad \vec{z} = A^{-1}(\vec{\eta} - C\vec{x} - C\vec{z}). \quad (53)$$

**Означення:** Введемо *норми векторів*:  $\|\vec{z}\|$ :

$$|\vec{z}|_1 = \sum_{i=1}^n |z_i|, \quad (54)$$

$$|\vec{z}|_2 = \left( \sum_{i=1}^n |z_i|^2 \right)^{1/2}, \quad (55)$$

$$|\vec{z}|_\infty = \max_i |z_i|. \quad (56)$$

**Означення:** Норми матриці, що відповідають нормам вектора, тобто

$$|A|_m = \sup_{|\vec{x}|_m \neq 0} \frac{|A\vec{x}|_m}{|\vec{x}|_m}, \quad m = 1, 2, \infty. \quad (57)$$

такі:

$$|A|_1 = \max_j \sum_{i=1}^n |a_{i,j}|, \quad (58)$$

$$|A|_2 = \max_i \sqrt{\lambda_i(A^T A)}, \quad (59)$$

$$|A|_\infty = \max_i \sum_{j=1}^n |a_{i,j}|, \quad (60)$$

де  $\lambda_i(B)$  — власні значення матриці  $B$ .

Позначимо  $\delta(\vec{x}) = \|\vec{z}\|/\|\vec{x}\|$ ,  $\delta(\vec{b}) = \|\vec{\eta}\|/\|\vec{b}\|$ ,  $\delta(A) = \|C\|/\|A\|$  — відносні похибки  $\vec{x}$ ,  $\vec{b}$ ,  $A$ , де  $\|\cdot\|_k$  — одна з введених вище норм.

Для характеристики зв'язку між похибками правої частини та розв'язку вводять поняття обумовленості матриці системи.

**Означення:** Число обумовленості матриці  $A$  —  $\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ .

**Теорема:** Якщо  $\exists A^{-1}$  та  $\|A^{-1}\| \cdot \|C\| < 1$ , то

$$\delta(\vec{x}) \leq \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \cdot \delta(A)} (\delta(A) + \delta(\vec{b})), \quad (61)$$

де  $\text{cond}(A)$  — число обумовленості.

*Доведення:*

$$A\vec{z} = \vec{\eta} - C\vec{x} - C\vec{z}, \quad \vec{z} = A^{-1}\vec{\eta} - A^{-1}C\vec{x} - A^{-1}C\vec{z} \quad (62)$$

$$\begin{aligned} |\vec{z}| &\leq |A^{-1}\vec{\eta}| + |A^{-1}C\vec{x}| + |A^{-1}C\vec{z}| \leq \\ &\leq |A^{-1}| \cdot |\vec{\eta}| + |A^{-1}| \cdot |C| \cdot |\vec{x}| + |A^{-1}| \cdot |C| \cdot |\vec{z}|. \end{aligned} \quad (63)$$

$$|\vec{z}| \leq \frac{|A^{-1}| \cdot (|\vec{\eta}| + |C| \cdot |\vec{x}|)}{1 - |A^{-1}| \cdot |C|} \quad (64)$$

Оцінка похибки

$$\begin{aligned} \delta(\vec{x}) &\leq \frac{|A^{-1}|}{1 - |A^{-1}| \cdot |C|} \left( \frac{|\vec{\eta}|}{|\vec{x}|} + |C| \right) = \\ &= \frac{|A^{-1}| \cdot |A|}{1 - |A^{-1}| \cdot |A| \cdot \frac{|C|}{|A|}} \left( \frac{|\vec{\eta}|}{|A| \cdot |\vec{x}|} + \delta(A) \right) \leq \\ &\leq \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \cdot \delta(A)} \left( \frac{|\vec{\eta}|}{|\vec{x}|} + \delta(A) \right). \quad \square \end{aligned} \quad (65)$$

**Наслідок:** Якщо  $C \equiv 0$ , то  $\delta(\vec{x}) \leq \text{cond}(A) \cdot \delta(\vec{b})$ .

**Властивості**  $\text{cond}(A)$ :

- $\text{cond}(A) \geq 1$ ;
- $\text{cond}(A) \geq \max_i |\lambda_i(A)| / \min_i |\lambda_i(A)|$ ;
- $\text{cond}(AB) \leq \text{cond}(A) \cdot \text{cond}(B)$ ;
- $A^\top = A^{-1} \implies \text{cond}(A) = 1$ .

Друга властивість має місце оскільки довільна норма матриці не менше її найбільшого за модулем власного значення. Значить  $\|A\| \geq \max |\lambda_A|$ . Оскільки власні значення матриць  $A^{-1}$  та  $A$  взаємно обернені, то

$$|A^{-1}| \geq \max \frac{1}{|\lambda_A|} = \frac{1}{\min |\lambda_A|}. \quad (66)$$



Якщо  $1 \ll \text{cond}(A)$ , то система називається *погано обумовленою*.

Оцінка впливу похибок заокруглення при обчисленні розв'язку СЛАР така (Дж. Уілкінсон):  $\delta(A) = O(n\beta^{-t})$ ,  $\delta(\vec{b}) = O(\beta^{-t})$ , де  $\beta$  — розрядність ЕОМ,  $t$  — кількість розрядів, що відводиться під мантису числа. З оцінки (61) витікає:  $\delta(\vec{x}) = \text{cond}(A) \cdot O(n\beta^{-t})$ . Висновок: найпростіший спосіб підвищити точність обчислення розв'язку погано обумовленої СЛАР — збільшити розрядність ЕОМ при обчисленнях. Інші способи пов'язані з розглядом цієї СЛАР як некоректної задачі із застосуванням відповідних методів її розв'язання.

**Приклад** погано обумовленої системи — системи з матрицею Гільберта

$$H_n = \left( \frac{1}{i+j-1} \right)_{i,j=1}^n, \quad (67)$$

наприклад  $\text{cond}(H_8) \approx 10^9$ .

[Назад до лекцій](#)

[Назад на головну](#)

---

**numerical-analysis is maintained by csc-knu.**

© 2019 Київський національний університет імені Тараса Шевченка,  
Андрій Риженко, Скибицький Нікіта