

# Методы вычислений

I семестр.  
(III курс - весна)

135, 136 гр.

Лекция 1: Предмет численных методов.

Характеристика числ. методов.

Классификация и источники погрешностей.

(1.1)

(1)

$a$  - абс. точная известная из наблюдений с помощью идеальных приборов величина

$\bar{a}$  - величина, следующая из математич. модели рассматриваемого процесса /абсолютно точная/

$\bar{a}_h$  - абсолютно точная величина, следующая из формул численного метода в приложении к рассм. мат. модели

$\bar{a}_h^*$  - величина, вычисленная на ЭВМ по формулам числ. метода (следовательно:  
- были учтены иррациональности:  $\pi = 3.1415926...$   
- были ошибки округления  
- прочие неточности, такие как начальные ошибки исходных данных, либо их минимизация в ЭВМ).

Тогда:

$$\rho_1 = \bar{a} - a \quad - \text{погрешность НЕУСТРАНИМАЯ}$$

$$\rho_2 = \bar{a}_h - \bar{a} \quad - \text{погрешность числ. метода}$$

$$\rho_3 = \bar{a}_h^* - \bar{a}_h \quad - \text{вычислительная погрешность}$$

$$\rho_0 = \rho_1 + \rho_2 + \rho_3 = \bar{a}_h^* - a \quad - \text{полная абс. погрешность процесса}$$

$$\Delta = \bar{a}_h^* - \bar{a} \quad - \text{абс. погрешность модели}$$

$$\delta = \frac{\bar{a}_h^* - \bar{a}}{\bar{a}_h^*} - \text{относительная погрешность.}$$

(1.2)

Переходит к абсолютным значениям:

$$\Delta = |\bar{a}_h^* - \bar{a}|; \quad \delta = \left| \frac{\bar{a}_h^* - \bar{a}}{\bar{a}_h^*} \right|$$

Итак,

$P_2$  связана с неточностью представления мат. модели с помощью упрощений численных методов.

$P_3$  связана с "вычислительными" проблемами:

- конечноразрядность ЭВМ
- округления
- неправильность группировок операций:

$$1) a \cdot b + c \cdot b \longrightarrow \varepsilon_1$$

$$2) (a + c) \cdot b \longrightarrow \varepsilon_2$$

$$\varepsilon_2 < \varepsilon_1, \text{ ? , т.к.}$$

при 1) - 2<sup>а</sup> умнож-л и 1 слож-е  $\Rightarrow$   
3 операции

при 2) - 1 умнож. и 1 слож-е  $\Rightarrow$   
2 операции.  $\Rightarrow$   
меньше округлений и  
потерь точности

$P_1$  можно использовать при анализе адекватности мат. модели:

$$\Pi_k. k_1(x)u_{xx} + k_2(x)u_{yy} = 0$$

Если  $k_{1,2}(x)$  заданы числ. с точностью 0,01, то не следует решать ДУЧП с точностью, превышающей 0,01 !

Пример для характеристики  $\rho_2$  и  $\rho_3$ :

1.3

Рассмотрим вычисление  $e^x$  на ЭВМ:

$$e^x = 1 + \frac{x}{1!} + \frac{x^2}{2!} + \dots + \frac{x^n}{n!} + \dots \infty \quad - \text{абс. точное разложение}$$

Как реализовать вычисление?

1 путь: Отбросим члены, выше  $n$ -го порядка:

$$\overline{(e^x)} \approx 1 + \dots + \frac{x^n}{n!}$$

В этом случае имеем, что абс. точное значение  $e^x$  отличается от  $\overline{(e^x)}$  — его приближенного метода определения на величину  $O\left(\frac{x^{n+1}}{(n+1)!}\right)$ .

$$\text{T.e. } \rho_2 \approx O\left(\frac{x^{n+1}}{(n+1)!}\right) \quad \left( \text{Притом пока не вычислили на ЭВМ!} \right)$$

2 путь: Трансформировать вычисления с пошаговым добавлением последующих членов, пока не выполняются требования абс. погрешн.:

$$|e_n^x - e_{n-1}^x| \leq \varepsilon, \text{ где}$$

$$e_n^x = 1 + \dots + \frac{x^n}{n!}$$

$$e_{n+1}^x = 1 + \dots + \frac{x^n}{n!} + \frac{x^{n+1}}{(n+1)!}$$

Т.к. ряд сходится равномерно  $\Rightarrow$

$\Delta = \varepsilon \Rightarrow$  Описали ошибку  $\rho_2$  и  $\rho_3$  совместно

$$\Delta = \rho_2 + \rho_3.$$

# Численные методы алгебры :

2.1

- 1). Решение СЛАУ
- 2). Обращение матриц
- 3). Ранг-е определителей
- 4). нахождение собственных значений и векторов матриц
- 5). вычисление корней многочленов

## Методы решения СЛАУ

I). Исключ-е переменных методом Гаусса.

II). Простые итерации.

I). М. Гаусса :- выбор формул триангуляризации матриц коэффициентов  
- метод Гаусса с ведущими элементами  
    └ убавление 0 нулей на  
      гл. диагонали: в строке  
      ищем  $\max |a_{ij}|$  и осуществляем  
      перестановку столбцов  
      /  $\Rightarrow$  меняется порядок в  
      векторе неизвестных  $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix}$

II).  $A \cdot x = b$  (\*)

Цель : записать зр-е в виде  $x = f(x)$

$$(*) \Rightarrow \left. \begin{aligned} (Ax - b) &= 0 \Rightarrow D(Ax - b) = 0 \\ x - x &= 0 \end{aligned} \right\} \Rightarrow x - x = D(Ax - b)$$

$\Downarrow$

$$x = x + D(Ax - b)$$

$\Downarrow$

$$x = Bx + c$$

(\*\*)

$$x^{(i+1)} = Bx^{(i)} + c$$

итерационная формула

$$\begin{cases} B = (E + D)^{-1}A \\ c = -D^{-1}b \end{cases}$$

Теорема:

(2.2)

Итерационный процесс сходится тогда и только тогда, когда все собственные значения матрицы  $B$  по модулю меньше 1.

Рецепт: Как выбрать  $D$ ?

1) найти  $\max |a_{ij}|$  и перейти к нормированной системе:  $\bar{A}x = \bar{b}$ , где  $\bar{A} = \frac{1}{\max |a_{ij}|} \cdot A$ ;  $\bar{b} = \frac{b}{\max |a_{ij}|}$

Тогда все эл-ты  $\bar{a}_{ij} \leq 1$

2) Выбрать матрицу  $D$  так, чтобы собств. знач-я матрицы  $[E + D\bar{A}] = B$  не превосходили по модулю 1.

$$D = \begin{bmatrix} 0.01 & & & 0 \\ & 0.01 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & 0.01 \end{bmatrix}, \text{ тогда можно}$$

ожидать, что условия теоремы выполнят-ся:

$$B = \begin{bmatrix} 1 + 0.01\bar{a}_{11} & \bar{a}_{12} & \dots & \bar{a}_{1n} \\ \bar{a}_{21} & 1 + 0.01\bar{a}_{22} & \bar{a}_{23} & \dots & \bar{a}_{2n} \\ \vdots & & & & \\ \bar{a}_{n1} & \dots & \dots & \dots & 1 + 0.01\bar{a}_{nn} \end{bmatrix}$$

$$\text{или даже } D = \begin{bmatrix} -0.01 & & & \\ & -0.01 & & \\ & & \ddots & \\ & & & -0.01 \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 - 0.01\bar{a}_{11} & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 - 0.01\bar{a}_{nn} \end{bmatrix}$$

Хар-е ур-е:

$$(1 - 0.01\bar{a}_{11} - \lambda) \cdot \dots \cdot (1 - 0.01\bar{a}_{nn} - \lambda) + \dots = 0 \Rightarrow \underline{\underline{\lambda_i}}$$

# Триангуляризация Гаусса

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \xrightarrow{\Delta\text{-сверху-вниз}} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ 0 & \tilde{a}_{22} & \dots & \tilde{a}_{2n} \\ 0 & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \tilde{a}_{nn} \end{bmatrix}$$

На 1-ом проходе

$$\begin{cases} \tilde{a}_{ij} = a_{ij}^{(0)} - a_{i1}^{(0)} \cdot \frac{a_{1j}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}} \\ i = 2 \dots n \\ j = 1 \dots n \end{cases}$$

т.е. берут  
0-ой переписанные  
коэффициенты  
т.е. НАЧАЛЬНЫЕ

... массив  $\{a_{ij}\}$  переписан/изменен

На k-ом шаге/проходе

$$a_{ij}^{(k)} = a_{ij}^{(k-1)} - a_{ik}^{(k-1)} \frac{a_{kj}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}$$

Верхний индекс  
символизирует, что уже  
уже (k) прошел  
коэффициентов

в процессе так что  
символизирует, просто  
уже процедура  
переписывания

Эта операция  
идет во вложенных  
циклах:

$$\begin{aligned} k &= \overrightarrow{1 \dots (n-1)} \\ i &= \overrightarrow{(k+1) \dots n} \\ j &= \overleftarrow{k \dots n} \end{aligned}$$

```
Program Triangl;
Var n, i, j, k: integer;
a: array [1..10, 1..10] of real;
Begin
n := 10;
for i := 1 to k do for j := 1 to n do
```

readln a[i,j]; // ввод массива

```
for k := 1 to (n-1) do
for i := (k+1) to n do
```

```
{ B; for j := n downto k do
a[i,j] := a[i,j] - a[i,k] * a[k,j] /
```

a[k,k];

Для ААУ  
нужно еще на  
каждом проходе  
переисчислять коэффициенты  
вектора правых частей  
( $Ax=b$ )

$$b_i^{(k)} = b_i^{(k-1)} - a_{ik}^{(k-1)} \frac{b_k^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}$$

Далее аналогичная процедура  
триангуляции снизу-вверх  $\Delta \uparrow$   
 $\begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow x_i = b_i / a_{ii}$

спуска вниз по индексу j  
нужно, т.к. иначе  
если j := k to n, то сразу  
none j = k to k := 1, B := 1000

# Метод Гаусса решения СЛАУ

2.1.1

$$Ax = b$$

$$A \rightarrow \bar{A} \left[ \begin{array}{c|c} \bar{A} & \bar{b} \end{array} \right]; \quad b \rightarrow \bar{b}$$

транспонирование  $A \rightarrow \bar{A}$ .

Первый транспонирование ↓:

$$A[n, n]$$

проходов:  $k = 1 \dots (n-1)$

$$i = (k+1) \dots n$$

$$j = k \dots n$$

$$a_{ij}^{(k)} = a_{ij}^{(k-1)} - \frac{a_{ik}^{(k-1)} a_{kj}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}; \quad b_i^{(k)} = b_i^{(k-1)} - a_{ik}^{(k-1)} \frac{b_k^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}$$

Ф-ое транспонирование ↑:

$$\left\{ \begin{array}{l} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}^{(k-1)} - \frac{a_{iR}^{(k-1)} a_{Rj}^{(k-1)}}{a_{RR}^{(k-1)}}; \quad b_i^{(k)} = b_i^{(k-1)} - a_{iR}^{(k-1)} \frac{b_R^{(k-1)}}{a_{RR}^{(k-1)}} \end{array} \right.$$

$$R = n - k + 1$$

$$k = 1 \dots (n-1)$$

$$i = (n-k) \dots 1$$

$$j = (n-k+1) \dots 1$$

Тогда после  $\Delta \downarrow$  и  $\Delta \uparrow$ :

$$x_i = \frac{b_i}{a_{ii}}$$

$$i = 1 \dots n$$

← решение  
исходной СЛАУ.

Замечание 1

Если  $n$ -я какой-либо строки матрицы системы в результате преобразования стала  $= 0$ , а правая часть  $\neq 0$ , то СЛАУ несовместна (не выполняются усл-я теоремы Кронекера-Капелли)

Зам. 2

Если  $n$ -я какой-либо строки стала  $= 0$  и правая часть стала  $= 0$ , то СЛАУ совместна, но имеет  $\infty$ -много решений, поступающих с помощью метода Гаусса для СЛАУ с рангом  $r$ .

Вычисление определителя (м. Гаусса)

$$A \rightarrow \bar{A} = \begin{bmatrix} \text{---} \\ \text{---} \\ \text{---} \\ 0 \end{bmatrix}$$

Если в процессе  $\Delta \downarrow$  строки не переставлялись, то нужно было бы делать, если на главной диагонали возникает ноль, то

$$\det A = \det \bar{A} = \prod_{i=1}^n a_{ii} = \text{sp } \bar{A}$$

Обращение матриц

$$A^{-1} = ?$$

$$AX = E$$

$$X = A^{-1} =$$

$$A x_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \dots A x_n = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \left\{ e_n \right.$$

$$\begin{matrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ \begin{bmatrix} x_1^1 \\ \vdots \\ x_n^1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} x_1^2 \\ \vdots \\ x_n^2 \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} x_1^n \\ \vdots \\ x_n^n \end{bmatrix} \end{matrix}$$

При транспонировании всегда получается одна матрица:  $A$ .

Тогда обратные  $A$ :

$$\Delta \downarrow : a_{ij}^{(k)} = \text{idem} \quad b \rightarrow e_1, e_2, \dots, e_n$$

$$e_1^{(k)} = e_1^{(k-1)} - a_{1k}^{(k-1)} \frac{e_k^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}$$

$$e_2 = \text{аналог}$$

$$\vdots$$

$$e_n = \text{аналог}$$

↖ где  $e_1, \dots, e_n$   
 —/записываем  
 в нулевой массив

$$e[i, j]$$

$$\text{№ } e_i$$

$$\text{элемент } e_i$$

потом  $\Delta \uparrow \dots$  аналогично...

Т.о. 2<sup>е</sup> прохождение  $\Delta \downarrow$  и  $\Delta \uparrow \dots$

Разновидностью методов простых итераций как линейных одношаговых методов являются

(3.1)

Метод Зейделя решения СЛАУ.

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

Идея: 1).  $A$  представл-я суммой:

$$A = B + C + D$$

$B$  - диагональн. матрица

$C$  - ~~нижняя~~ <sup>нижняя</sup> треуго. матрица с нулями на главной диагонали  $\begin{bmatrix} c_{11} & 0 & 0 \\ c_{21} & c_{22} & 0 \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix}$

$D$  - ~~нижняя~~ <sup>верхняя</sup>  $\Delta$  - ... -  $\begin{bmatrix} 0 & 0 & d_{1j} \\ 0 & \dots & 0 \\ d_{ij} & \dots & 0 \end{bmatrix}$

2). Выбирают некоторое число  $\omega \neq 0$ .

3). Итерационный процесс идет по формуле:

$$(\omega^{-1}B + C)\bar{x}^{(k+1)} + [(1 - \omega^{-1})B + D]\bar{x}^{(k)} = b \quad (*)$$

Если разрешить (\*) относительно  $x_i^{(k+1)}$ , то:

$$x_i^{(k+1)} = -\frac{\omega}{a_{ii}} \left[ \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} + \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} - b_i \right] - (\omega - 1)x_i^{(k)}$$

При выборе  $\omega = 1$  получают классический метод Зейделя.

Видно, что от простых итераций м.з.

отличается тем, что найденные след. приближ-е для младших  $x_i^{(k+1)}$  сразу же подставляют в формулу для определения  $x_i^{(k+1)}$ !

Итерации идут до выполнения треб. точности.

Токажем справедливость и  
смысл формулы (\*) и Зейделя;

3.2

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

На старших итерациях можно  
предположить, что  $\bar{x}^{(k)} \approx \bar{x}^{(k+1)}$

$$A = B + C + D$$

$$(B + C + D) \bar{x}^{(k+1)} = b$$

$$\left( \frac{B}{\omega} - \frac{B}{\omega} + B + C + D \right) \bar{x}^{(k+1)} = b$$

$$\left( \frac{B}{\omega} + C \right) \bar{x}^{(k+1)} + \left( B - \frac{B}{\omega} + D \right) \bar{x}^{(k+1)} = b$$

$$\left( \frac{B}{\omega} + C \right) \bar{x}^{(k+1)} + \left( \left( 1 - \frac{1}{\omega} \right) B + D \right) \bar{x}^{(k)} = b \quad (**)$$

$$\begin{bmatrix} a_{11}/\omega & & \\ & \ddots & \\ & & a_{nn}/\omega \end{bmatrix} \bar{x}^{(k+1)} + \begin{bmatrix} a_{11}(1-\frac{1}{\omega}) & & \\ & \ddots & \\ & & a_{nn}(1-\frac{1}{\omega}) \end{bmatrix} \bar{x}^{(k)} = b$$

т.к.

$$B = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ & \ddots \\ 0 & & a_{nn} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & & \\ & \ddots & \\ a_{ij} & & 0 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0 & & a_{ij} \\ & \ddots & \\ 0 & & 0 \end{bmatrix}$$

Когда  $\omega = 1$  т.е. когда используется  
метод Зейделя (\*\*) запишется в виде:

$$(B + C) \bar{x}^{(k+1)} + D \bar{x}^{(k)} = b$$

$$\Rightarrow \bar{x}^{(k+1)} = \underbrace{(B+C)^{-1} b}_{d} - \underbrace{(B+C)^{-1} D}_{M} \bar{x}^{(k)}$$

Полученная ф-ла есть метод простых итераций.

Успеху у этого метода указать  
условие сходимости л. 3;

3.3

Собств. числа матрицы  $M$  г/б  $|\lambda_i| < 1$   
 $\forall i$ .

Т.е.

$$|M - E\lambda| = 0 \Rightarrow |E\lambda + (B+C)^{-1}D| = 0$$

Корни полиномиального ур-я будут совпадать  
с корнями  $7p$ -я:

$$|\lambda(B+C) + D| = 0$$

$$B = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & a_{nn} \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ a_{ij} & 0 \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} 0 & a_{ij} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$\Rightarrow$  Доказана теорема ~~3.3~~ о сходимости л. 3:

Для сходимости л. 3  $\Leftrightarrow$  чтобы  
все корни ур-я  
$$\begin{vmatrix} a_{11}\lambda & & a_{ij} \\ & \ddots & \\ a_{ij}\lambda & & a_{nn}\lambda \end{vmatrix} = 0$$
  
по модулю были  $< 1$ .

Метод 3. работает более быстро сходится  
чем метод простых итераций?

Теорема: Су. док.

М. Зейделя всегда сходится  
для нормальных СЛАУ.

Норм. СЛАУ — это такая СЛАУ, если  
ее матрица  $A$  симметрична ( $A = A^T$ ) и  
положительно определена (т.е. когда  
квадратичная форма  $(Ax, x) > 0$ , или,  
когда все собств. значения  $> 0$ ).

Чу  $V$  невырожденной ( $\det \neq 0$ ) матрицы  
можно сделать нормальную, домножив  
ее на транспонированную слева.

$A^T A$  — норм.

1)  $\downarrow$  Иск. СЛАУ:  $Ax = b$

2) Нормализуем:  $A^T A x = A^T b$

$$B = A^T A; \quad c = A^T b$$

3) СЛАУ  $Bx = c$  — нормальная —  
— м. Зейделя заведомо сходится!

# Метод квадратного корня

3.4

при "решении" СЛАУ с симметрической матрицей коэффициентов

$$Ax = b$$

идея: 1) Представим  $A = LL'$

$$L = \begin{bmatrix} d_{11} & & & 0 \\ & \ddots & & \\ d_{ij} & & \ddots & \\ & & & d_{nn} \end{bmatrix} - \text{нижняя треугол.}$$

$$L' = L^T = \begin{bmatrix} d_{11} & & & 0 \\ & \ddots & & \\ d_{ij} & & \ddots & \\ & & & d_{nn} \end{bmatrix}$$

Т.е.  $\searrow n=4$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_{11} & 0 & 0 & 0 \\ d_{21} & d_{22} & 0 & 0 \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} & 0 \\ d_{41} & d_{42} & d_{43} & d_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_{11} & d_{21} & d_{31} & d_{41} \\ 0 & d_{22} & d_{32} & d_{42} \\ 0 & 0 & d_{33} & d_{43} \\ 0 & 0 & 0 & d_{44} \end{bmatrix}$$

Распишем  $a_{ij}$  по  $d_{ij}$

$$\left\{ \begin{array}{l} a_{11} = d_{11}^2; \quad a_{12} = d_{11}d_{21}; \\ a_{13} = d_{11}d_{31}; \quad a_{14} = d_{11}d_{41} \\ a_{22} = d_{21}^2 + d_{22}^2; \quad a_{23} = d_{21}d_{31} + d_{22}d_{32} \\ a_{24} = d_{21}d_{41} + d_{22}d_{42}; \quad a_{33} = d_{31}^2 + d_{32}^2 + d_{33}^2 \\ a_{34} = d_{31}d_{41} + d_{32}d_{42} + d_{33}d_{43}; \\ a_{44} = d_{41}^2 + d_{42}^2 + d_{43}^2 + d_{44}^2 \end{array} \right.$$

В последней системе последовательно определяем  $d_{ij}$ :

$$d_{11} = \sqrt{a_{11}} ; d_{21} = \frac{a_{12}}{\sqrt{a_{11}}} ; d_{31} = \frac{a_{13}}{\sqrt{a_{11}}} ; d_{41} = \frac{a_{14}}{\sqrt{a_{11}}} \quad (3.5)$$

$$d_{22} = \sqrt{a_{22} - d_{21}^2}$$

$$d_{32} = \frac{a_{23} - d_{21}d_{31}}{d_{22}} ; d_{42} = \frac{a_{24} - d_{21}d_{41}}{d_{22}}$$

$$d_{33} = \sqrt{a_{33} - d_{31}^2 - d_{32}^2} ; d_{43} = \frac{a_{34} - d_{31}d_{41} - d_{32}d_{42}}{d_{33}}$$

$$d_{44} = \sqrt{a_{44} - d_{41}^2 - d_{42}^2 - d_{43}^2}$$

! Можно по индукции получить формулы для  $d_{ij} \forall n$ .

2). Если вычисление  $d_{ij}$  имеем:

$$LL'x = b$$

введем новые переменные  $y = L'x$

$\Rightarrow$

$$Ly = b$$

$$\begin{bmatrix} d_{11} & & 0 \\ & \ddots & \\ d_{ij} & & d_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \rightarrow y$$

$$\Rightarrow L'x = y$$

$$\begin{bmatrix} d_{11} & & \\ & \ddots & \\ 0 & & d_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \rightarrow x$$

Задача  
решена.

Разложение на Треугольные множители-матрицы

$$A = L \cdot L^T$$

↑  
нижняя  
Δ-я матрица

; A - симметрическая положительно  
определенная матрица

Δ-дан

K  
матрица  
√.

### Теорема Холецкого

Если A - симметрическая, положительно определенная матрица, то  
 ∃ действительная невырожденная нижняя Δ-ная L,  
 такая, что  $A = L \cdot L^T$  (\*)

Более того, если диагональные эл-ты матрицы L  
 все время положительными, то разложение единственно.

Application : эл-ты L можно определять по строкам  
 или по столбцам, приравнявая соответ-  
 ствующие эл-ты матриц в выражении (\*).  
 Если вычислять по строкам, то для эл-тов i-той строки  
 справедливы соотношения :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^j l_{ik} l_{jk} = a_{ij} \\ \text{или} \\ l_{ij} = \frac{a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk}}{l_{jj}}, \quad j = 1, \dots, i-1 \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^i l_{ik} l_{ik} = a_{ii} \\ \text{или} \\ l_{ii} = \left( a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}^2 \right)^{1/2} \end{array} \right.$$

⇔ для реализации этого  
 расчета необходимо  
 n действий умножения √.  
 и  $\sim \frac{n^3}{6}$  умножений.

Итерационное уточнение решения СЛАУ  
с положительно определенной матрицей  $A$

$$Ax = b$$

$A \rightarrow$  схема Хеллманна  $\rightarrow A = LL^T$  (1)

1) Справочное приближение:  $x^{(0)} = 0$  (2)

2) Далее вычисляется вектор  $r^{(s)} = b - Ax^{(s)}$  (3)

и  
поправка  $d^{(s)}$ :  $(LL^T)d^{(s)} = r^{(s)}$  (4)

3) Корректируется  $x$ :  $x^{(s+1)} = x^{(s)} + d^{(s)}$  (5)

то, конечно, переформулирует алгоритм для членов матрицы  $(LL^T)x = b$  в виде  $x^{(s+1)} = x^{(s)} + B^{(s)}r^{(s)}$  (4) НО

Аналогичный алгоритм для уточнения  
результата обращения матрицы:

если  $X^{(1)}$  - первое приближение обратной матрицы

$$\begin{aligned} X^{(s+1)} &= X^{(s)} + X^{(s)}(I - AX^{(s)}) = X^{(s)} + X^{(s)}B^{(s)} \\ &= X^{(s)} + Z^{(s)} \end{aligned}$$

$B^{(s)}$  - матрица поправок

Условие сходимости то же, то и для алг. СЛАУ,  
более того, если пренебречь ошибками  
округления, то справедливо соотношение:

$$I - AX^{(s+1)} = (I - AX^{(s)})^2$$

т.е. сходимость "квадратичная".

# Метод ортогонализации

3.6

при решении СЛАУ.

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

вектор неизвестных  $\bar{x}$  будем искать в виде

$$\bar{x} = \sum_{k=1}^n \alpha_k \bar{x}^{(k)}, \text{ где}$$

$\bar{x}^{(1)}, \dots, \bar{x}^{(n)}$  —  $n$  линейно независимых векторов, удовлетворяющих условию:

$$(A \bar{x}^{(k)}, \bar{x}^{(l)}) = 0 \quad \text{при } k > l$$

$k, l = 1, \dots, n$

← скалярное произведение.

Тогда (1) можно ~~записать~~ преобразовать:

$$\left\{ (A \bar{x}, \bar{x}^{(l)}) = (\bar{b}, \bar{x}^{(l)}) \quad l = 1, 2, \dots, n \right.$$

Тогда будем без размерности:

$$\left( A \sum_{k=1}^n \alpha_k \bar{x}^{(k)}, \bar{x}^{(l)} \right) = (\bar{b}, \bar{x}^{(l)})$$

$$\sum_{k=1}^n \alpha_k (A \bar{x}^{(k)}, \bar{x}^{(l)}) = (\bar{b}, \bar{x}^{(l)}) \quad (*)$$

$$\text{Т.к. где } \forall k > l \quad (A \bar{x}^{(k)}, \bar{x}^{(l)}) = 0 \Rightarrow$$

$$\checkmark k - \text{ } n^{\text{о}} \text{ строки} \quad l - \text{ } n^{\text{о}} \text{ столб.} \Rightarrow$$

$$\begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{n1} & B_{n2} & \dots & B_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\bar{b}, \bar{x}^{(1)}) \\ \vdots \\ (\bar{b}, \bar{x}^{(n)}) \end{bmatrix}, \text{ где } B_{kl} = \left( A \bar{x}^{(k)}, \bar{x}^{(l)} \right)$$

Т.е. найдем СЛАУ  
относительно  $\alpha_k$  с тригональной  
матрицей координат  $B \Rightarrow \alpha_k$

(3.7)

Т.е. если известен базисный  
набор векторов решения  $\bar{x}^{(k)}$ , то  
исходные неизвестные станут  
известны:

$$\bar{x} = \sum_{k=1}^n \alpha_k \bar{x}^{(k)}$$

Как найти  $\bar{x}^{(k)}$  — ?

Исходим из какой-либо системы  
линейно независ. векторов  $y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(n)}$ :

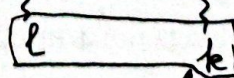
$$\begin{cases} y^{(1)} = (1, 0, \dots, 0)^T \\ y^{(2)} = (0, 1, 0, \dots, 0)^T \\ \dots \\ y^{(n)} = (0, 0, \dots, 0, 1)^T \end{cases}$$

Принимаем  $x^{(1)} = y^{(1)}$ , далее  $x^{(2)}$  ищем  
в виде:

$$x^{(2)} = y^{(2)} + \lambda_1^{(2)} \bar{x}^{(1)} \quad \text{и из условия}$$

$$\text{ортогональности } (\bar{x}^{(2)}, A \bar{x}^{(1)}) = 0 \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \lambda_1^{(2)} = - \frac{(y^{(2)}, A \bar{x}^{(1)})}{(\bar{x}^{(1)}, A \bar{x}^{(1)})}$$



$$\begin{aligned} \text{Далее } \bar{x}^{(3)} &= y^{(3)} + \lambda_1^{(3)} \bar{x}^{(1)} + \lambda_2^{(3)} \bar{x}^{(2)} \\ + \text{усл. } (\bar{x}^{(3)}, A \bar{x}^{(1)}) &= 0 \\ (\bar{x}^{(3)}, A \bar{x}^{(2)}) &= 0 \end{aligned} \Rightarrow \begin{aligned} \lambda_1^{(3)} &= - \frac{(y^{(3)}, A \bar{x}^{(1)})}{(\bar{x}^{(1)}, A \bar{x}^{(1)})} \\ \lambda_2^{(3)} &= - \frac{(y^{(3)}, A \bar{x}^{(2)})}{(\bar{x}^{(2)}, A \bar{x}^{(2)})} \end{aligned}$$

и

т.е.

**NOTE:**

После определ-я

$\bar{x}^{(1)}, \dots, \bar{x}^{(n)}$  надо провести

ПЕРЕЧУМЕРОВКУ:  $x^{(1)} \leftarrow x^{(n)}, x^{(2)} \leftarrow x^{(n-1)}$

# Релаксационный метод

4.1

решения СЛАУ. — итерационный метод

При решении СЛАУ иногда бывает целесообразно для упрощения вычислений изменить порядок уравнений в системе или нумерацию неизвестных. Можно даже пойти дальше и менять порядок ур-й на каждой итерации.

Итак, 1) выбираем начальное приближение  $x^0 = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)})$  для СЛАУ  $A \cdot x = b$ .

2) Далее вычисляем "неблизкую":

$$\delta = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}x_1^{(0)} + a_{12}x_2^{(0)} + \dots + a_{1n}x_n^{(0)} - b_1 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1^{(0)} + a_{n2}x_2^{(0)} + \dots + a_{nn}x_n^{(0)} - b_n \end{bmatrix}$$

3) Выбираем  $\delta_i$  с наибольшим абс. значением:  $|\delta_i| = \sup_{j=1..n} |\delta_j|$

4) По найденному номеру  $i$  вычисляем  $x_i^{(1)}$ :

$$a_{i1}x_1^{(0)} + a_{i2}x_2^{(0)} + \dots + a_{in}x_n^{(0)} = b_i \Rightarrow x_i^{(1)}$$

Далее переименовываем новые неизвестные:

$$5). \delta_j = a_{j1}x_1^{(1)} + a_{j2}x_2^{(0)} + \dots + a_{jn}x_n^{(0)} - b_j \quad j \neq i$$

$$6). \text{ Выбираем } g \text{ такой } |\delta_g| = \sup_{j \neq i} |\delta_j|$$

7). Находим по ур-ю  $\delta_g$   $x_2^{(1)}$ :

$$a_{g1}x_1^{(1)} + a_{g2}x_2^{(1)} + a_{g3}x_3^{(0)} + \dots + a_{gn}x_n^{(0)} = b_g \Rightarrow x_2^{(1)}$$

и т.д.:

8) ..... находится все  $x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}$  для первой итерации

9). Повторяем с пункта 2) вторую итерацию  $x_k^{(2)} \leftarrow x_k^{(1)}$

до тех пор, пока не выполним требования точности:

$$a). \sup |\delta_i^{(k)}| \leq \varepsilon \quad \text{либо} \quad b). \sup |x_i^{(k)} - x_i^{(k-1)}| \leq \varepsilon.$$

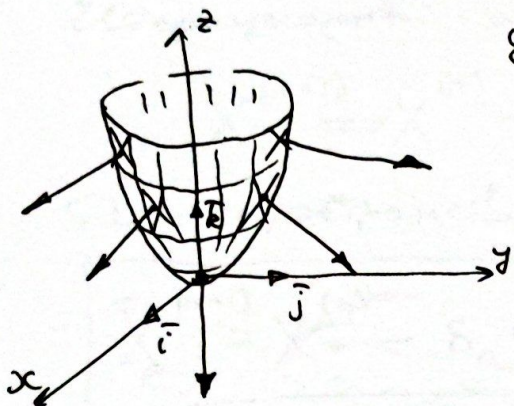
# Метод наискорейшего градиентного спуска при решении СЛАУ

4.2

Вводные замечания:

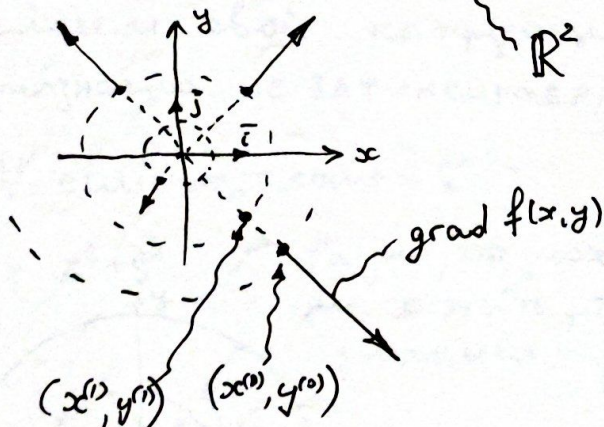
1).  $F(x, y, z) = 0$  - задает поверхность в  $\mathbb{R}^3$ :

$F = x^2 + y^2 - z = 0$  - параболоид:



$\text{grad } F(x, y, z) = 2x\vec{i} + 2y\vec{j} - \vec{k}$  -  
определяет нормаль к поверхности

2). Если  $f(x, y) = z = \underbrace{x^2 + y^2}_{\mathbb{R}^2}$ :  $\text{grad } f = 2x\vec{i} + 2y\vec{j}$



Таким образом  
 $\text{grad } f(x, y)$  указывает  
направление наискорейшего  
роста  $f(x, y)$ :

двигаясь в направлении  
от  $(x^{(1)}, y^{(1)})$  к  $(x^{(0)}, y^{(0)})$

ф-ция  $f(x, y)$  растет самым  
быстрым образом.

Верно также обратное: двигаясь против направления  
 $\text{grad } f(x, y)$  мы самым быстрым образом уменьшаем  
~~ф-цию~~ ф-цию  $f(x, y) \Rightarrow$

В самом min  $|\text{grad } f| = 0$

Приходим в локальный  
МИНИМУМ

Т.е. если мы находимся в положении  $X^{(0)} = \begin{bmatrix} x^{(0)} \\ y^{(0)} \end{bmatrix}$ ,  
то выходя из него вектор  $\delta \cdot \text{grad } f(x^{(0)}, y^{(0)})$   
мы приблизимся к min и попадем в положение  $X^{(1)} = \begin{bmatrix} x^{(1)} \\ y^{(1)} \end{bmatrix}$   
Т.е:  $X^{(1)} = X^{(0)} - \delta \cdot \text{grad } f(x, y)|_0$

Далее, если из положения  $X^{(1)}$  двигаться против вектора  $\text{grad} f(x, y)|_1$ , т.е:

(4.3)

$$X^{(2)} = X^{(1)} - \delta_1 \text{grad} f(x, y)|_1, \text{ то окажемся еще ближе к min и т.д.}$$

Т.е:

Итерационный алгоритм минимизации ф-ции  $f(x, y):$

$$X^{(n+1)} = X^{(n)} - \delta_n \text{grad} f|_n.$$

$\mathbb{R}^2$ .

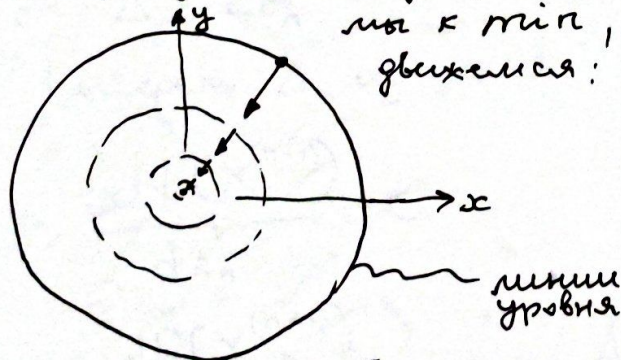
Для пространства  $\mathbb{R}^N$  все остается в силе:

$$X^{(n+1)} = X^{(n)} - \delta_n \text{grad} f(x_1, x_2, \dots, x_N)|_n$$

Отметим, что на каждой итерации  $N^{\circ}n$  имели свой коэффициент  $\delta_n$ , который пока однозначно НЕ ЗАФИКСИРОВАН — как его брать?

Пр1. если  $\delta_n = \text{const} = \delta$

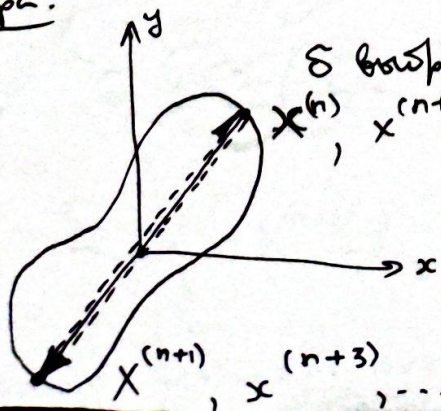
$$z = x^2 + y^2$$



простой случай

Видно, что может работать, но чем ближе мы к min, тем медленнее мы движемся:  $|\text{grad} f| \downarrow \rightarrow 0$ .

Пр2.



$\delta$  выбран так, что произошло заикливание:  $x^{(n)}, x^{(n+2)}, \dots, x^{(n+k*2)} \forall k$

Итак, как выбрать  $\delta_n$ ?

можно, например, определить  $\delta_n$  из условия

$$f(X^{(n)} - \delta_n \text{grad } f(X^{(n)})) \longrightarrow \min_{\delta_n}, \text{ что}$$

то же самое, что  $f(X^{(n+1)}) \longrightarrow \min_{\delta_n}.$

Т.е. выбирается такой  $\delta_n$ , что  $f$  еще быстрее уменьшается к  $\min$ .

Для СЛАУ:  $Ax = b$

Если выбрать некоторую ф-цию  $F(X)$ :

$$F(X) = AX \cdot X - 2(b \cdot X) \quad (*)$$

~~grad~~  $\text{grad } F = 2(AX - b)$ , т.е. когда  $F \rightarrow \min \Leftrightarrow$  ~~минимум~~  $\Leftrightarrow$  ~~система~~  $AX = b$ .

и, следовательно,  
 $|\text{grad } F| = 0 \Leftrightarrow AX - b = 0$

$$X^{(n+1)} = X^{(n)} - 2\delta_n(AX^{(n)} - b) \quad (**)$$

Относительно  $\delta_n$ :

$$\Delta_n = 2\delta_n$$

Выберем  $\Delta_n$  из уел-я  $F(X^{(n+1)}) \longrightarrow \min_{\Delta_n} \Rightarrow$

$$\Rightarrow \frac{dF(X^{(n+1)})}{d\Delta_n} = 0$$

$$\frac{dF(X^{(n+1)})}{d\Delta_n} = \{(*)\} = \left( A \frac{dX^{(n+1)}}{d\Delta_n} \cdot X^{(n+1)} \right) + \left( AX^{(n+1)} \cdot \frac{dX^{(n+1)}}{d\Delta_n} \right) -$$

$A \left\{ \frac{dX}{d\Delta_n} \cdot X + X \cdot \frac{dX}{d\Delta_n} \right\}$

$$- 2 \left( b \cdot \frac{dX^{(n+1)}}{d\Delta_n} \right) = 2 \left( AX^{(n+1)} - b, \frac{dX^{(n+1)}}{d\Delta_n} \right) \quad (**)$$

$$= 2 \left( AX^{(n+1)} - b, -(AX^{(n)} - b) \right) \Rightarrow$$

скалярн. произв.

$$-2(AX^{(n+1)} - b, AX^{(n)} - b) = 0$$

4.5

$$(**) \Rightarrow (A[X^{(n)} - \Delta_n(AX^{(n)} - b)] - b, AX^{(n)} - b) = 0 \Rightarrow$$

$$\Delta_n = \frac{(AX^{(n)} - b, AX^{(n)} - b)}{(A(AX^{(n)} - b), AX^{(n)} - b)}.$$

Таким образом, каждый шаг означает с собственным  $\Delta_n$ , пока ~~не~~  $(**)$  не даст нужной точности.

Относительно способов обращения матриц

$$A^{-1} \cdot A = E$$

$$\vee A^{-1} \stackrel{\text{def}}{=} B$$

$$\begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & \dots & \dots & b_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ b_{n1} & \dots & \dots & b_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & & & 0 \\ & 1 & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & 1 \end{bmatrix}$$

Кон - во неизвестных  $n \times n$  :  $b_{ij}$

г-н:

$$\begin{cases} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{12} + \dots + a_{1n}b_{1n} = 1 \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{12} + \dots + a_{2n}b_{1n} = 0 \\ \vdots \\ a_{n1}b_{11} + a_{n2}b_{12} + \dots + a_{nn}b_{1n} = 0 \end{cases}$$

...

$$\begin{cases} a_{11}b_{n1} + a_{12}b_{n2} + \dots + a_{1n}b_{nn} = 0 \\ \vdots \\ a_{n1}b_{n1} + a_{n2}b_{n2} + \dots + a_{nn}b_{nn} = 1 \end{cases}$$

$b_{ij}$   
 $j = 1..n$

Решается  
н СЛАУ

$b_{nj}$   
 $j = 1..n$

метод  
разложения