# Численные методы линейной алгебры.

Тема 2

# Итерационные методы решения систем линейных алгебраических уравнений (СЛАУ)

# Система линейных уравнений (общие сведения)

В матричной форме система линейных алгебраических уравнений может быть представлена в виде:

$$\begin{pmatrix}
a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\
a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\
\dots & \dots & \dots & \dots \\
a_{21} & a_{21} & \dots & a_{21}
\end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix}
x_1 \\
x_2 \\
\dots \\
x_n
\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}
b_1 \\
b_2 \\
\dots \\
b_m
\end{pmatrix}$$

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

Здесь A — это матрица системы,  $\vec{x}$  — столбец неизвестных, а  $\vec{b}$  — столбец свободных членов.

# Методы решения СЛАУ

К *прямым* (или **точным**) методам решения СЛАУ относятся алгоритмы, которые **в предположении**, **что вычисления ведутся без округлений**, позволяют получить точное решение системы <u>за конечное число арифметических действий</u>.

# **Некоторые** *прямые* методы:

- Метод Гаусса
- Метод Гаусса Жордана
- Метод Крамера
- Матричный метод
- Метод прогонки

# Методы решения СЛАУ

Итерационные методы, в отличии от прямых, даже в предположении, что вычисления ведутся без округлений, позволяют за конечное число операций получить лишь приближенное решение системы. Но зато позволяют получить его с заданной точностью.

Они реализуются, чаше всего, как *одношаговые* или *двухшаговые* рекуррентные формулы. Методы основаны на использовании <u>повторяющегося</u> <u>цикла</u> <u>вычислений</u> и задают бесконечный процесс последовательного нахождения приближенных решений системы.

**Цикл вычислений**, приводящий к очередному приближенному решению, называют *итерацией*.

# Методы решения СЛАУ

*Итерационные методы (ИМ)* оказываются выгодными, если:

- нужна невысокая точность решения;
- при решении больших и сверхбольших систем (Итерационные методы применяются для решения систем высокого порядка  $(n \sim 10^6)$ );
- при решении СЛАУ со специальными матрицами.

## Некоторые итерационные методы:

- Метод Якоби (метод простой итерации)
- Метод Зейделя
- Метод релаксации
- Многосеточный метод

**Итерационные** (или приближенные) **методы** рассматривают точное решение системы как предел сходящегося процесса вычисления последовательных приближений  $\vec{x}^{(n)}$ , где n - номер итерации.

Обычно задается точность **є** и вычисления проводятся до тех пор, пока не будет выполнена оценка

$$\left\|\Delta \vec{x}\right\| = \left\|\vec{x}^{(n)} - \vec{x}^{mouh}\right\| \le \varepsilon \qquad \text{или} \qquad \frac{\left\|\Delta \vec{x}\right\|}{\left\|\vec{x}^{(mouh)}\right\|} < \varepsilon.$$

Качество различных итерационных методов сравнивают по необходимому числу итераций  $n(\varepsilon)$ , которое необходимо провести для получения заданной точности  $\varepsilon$ .

Погрешности округления в процессе вычислений итерационными методами практически не накапливаются.

Ошибки, накопленные на k-ой итерации, отражаются в k-ом приближении. Следующая (k+1) итерация, находя более точное (k+1) приближение, компенсирует тем самым ошибки k-ой итерации.

Т.е. параллельно процессу накопления ошибок округления в одной итерации идет обратный процесс самоисправления ошибок предыдущих итераций. Поэтому *итерационные методы* предпочтительны при решении плохо обусловленных систем.

Для решения *итерационным методом* система линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) из вида

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

должна быть приведена к эквивалентному виду

$$\vec{x} = G\vec{x} + \vec{f}$$

где G - некоторая матрица, f - преобразованный вектор свободных членов.

Поскольку основная идея *итерационных методов* решения системы линейных уравнений состоит в построении последовательности векторов

$$\{\vec{x}^{(1)}, \vec{x}^{(2)}, \vec{x}^{(3)}, \dots, \vec{x}^{(k)}, \dots\}$$

сходящейся к ее решению  $\vec{\chi}$ , то используем для этой цели эквивалентную форму:

$$\vec{x}^{(k)} = G\vec{x}^{(k-1)} + \vec{f}$$

Для проведения *первой итерации* требуется задать некоторое приближенное решение  $\vec{x}^{(0)}$ , называемое начальным приближением.

Определение 1. Последовательность векторов

$$\left\{\vec{x}^{(1)}, \vec{x}^{(2)}, \vec{x}^{(3)}, \dots, \vec{x}^{(k)}, \dots\right\}$$

называется сходящейся к вектору  $\vec{x}$  , если

$$\|\vec{x} - \vec{x}^{(k)}\| \to 0, \quad k \to \infty.$$

Если же выполнена оценка

$$\|\vec{x} - \vec{x}^{(k+1)}\| \le q \|\vec{x} - \vec{x}^{(k)}\|, \quad k \ge 0, q < 1,$$

то говорят, что итерационный метод линейно сходится или сходится со скоростью геометрической прогрессии с основанием **q**.

Отметим, что из сходимости последовательности векторов по любой норме вытекает ее покомпонентная сходимость:

т.е. если

$$\{\vec{x}^{(1)}, \vec{x}^{(2)}, \vec{x}^{(3)}, ..., \vec{x}^{(k)}, ...\} \rightarrow \vec{x}, \quad k \rightarrow \infty$$

то для каждого i = 1,..., n

$$x_i^{(k)} \to x_i, \quad k \to \infty$$

**Теорема.** Для сходимости последовательности векторов при любом начальном приближении **необходимо и достаточно**, чтобы все собственные значения  $\lambda_i$  матрицы G были по абсолютной величине меньше единицы:

$$\left|\lambda_{i}\right| < 1$$
  $i = 1, ..., n$ 

(или же ее *спектральный радиус*, равный максимальному по модулю собственному значению, был меньше единицы)

$$\rho(G) = \max_{1 \le i \le n} |\lambda_i| < 1.$$

# **СПРАВКА:** Собственные значения и собственные векторы матрицы (спектр матрицы)

Собственным значением матрицы [A] называется такое число  $\lambda$ , для которого существует собственный вектор, т.е. уравнение  $A\vec{x} = \lambda \cdot \vec{x}$ 

имеет ненулевое решение.

Уравнение  $|A - \lambda E| = 0$  определяет **n** собственных значений.

Уравнение  $(A - \lambda E) \cdot \vec{x} = 0$  позволяет найти собственный вектор для каждого  $\lambda$ .

# Решение спектральной задачи в Mathematica

# Пример 1.

Eigenvalues[A]

Eigenvectors [A]

Вычисляет собственные значения матрицы Вычисляет собственные векторы матрицы

$$\mathbf{M} := \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 \\ 2 & 5 & 3 \\ 1 & 3 & 6 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{M} := \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 \\ 2 & 5 & 3 \\ 1 & 3 & 6 \end{pmatrix}$$
 eigenvals(M) = 
$$\begin{pmatrix} 9.348 \\ 3.73 \\ 1.921 \end{pmatrix}$$

$$X := eigenvecs(M) = \begin{pmatrix} -0.365 & -0.776 & 0.515 \\ -0.637 & -0.195 & -0.746 \\ -0.679 & 0.6 & 0.423 \end{pmatrix}$$

На практике это трудно проверить и обычно пользуются достаточными условиями сходимости:

**1.** Итерации сходятся, если какая-нибудь норма матрицы меньше единицы, т.е.

$$\|G\|_1 = \max_{1 \le i \le n} \sum_{j=1}^n |g_{ij}| = \alpha < 1$$
 или  $\|G\|_{\infty} = \max_{1 \le j \le n} \sum_{i=1}^n |g_{ij}| = \beta < 1$ 

Чем меньше норма матрицы G, тем быстрее сходится итерационный процесс.

Преобразование системы можно осуществить, просто решая каждое *i*-е уравнение эквивалентной системы

$$Ax = b \Leftrightarrow Dx = -(A - D)x + b$$

относительно  $x_i$ :

$$x_i = -\frac{1}{a_{ii}} \left[ \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij} x_j - b_i \right]$$

**2.** Если A - матрица с доминирующей диагональю,

т.е. 
$$|a_{ii}| > \sum_{j \neq i}^n |a_{ij}|$$
 , то строчная норма матрицы  $\|G\|_{\infty} < 1$ 

и итерации сходятся.

Если условие диагонального преобладания

$$\left|a_{ii}\right| > \sum_{j \neq i}^{n} \left|a_{ij}\right|$$

не выполняется, необходимо соответствующим образом преобразовать СЛАУ.

Это можно сделать, выполнив эквивалентные преобразования над строками системы:

- > перестановка строк;
- > линейная комбинация строк.

# Решения СЛАУ итерационными методами

# Пример 2.

$$4x_1 + 3x_2 - 3x_3 = 3$$
$$x_1 - 2x_2 - 5x_3 = 2$$
$$5x_1 - 3x_2 + x_3 = 1$$

$$5x_1 - 3x_2 + x_3 = 1$$
$$4x_1 + 3x_2 - 3x_3 = 3$$
$$x_1 - 2x_2 - 5x_3 = 2$$

$$5x_1 - 3x_2 + x_3 = 1$$

$$x_1 - 6x_2 + 4x_3 = -2$$

$$x_1 - 2x_2 - 5x_3 = 2$$

# Решения СЛАУ итерационными методами

$$x_1 = \frac{3}{5}x_2 - \frac{1}{5}x_3 + \frac{1}{5}$$

$$x_2 = \frac{1}{6}x_1 + \frac{2}{3}x_3 + \frac{1}{3}$$

$$x_3 = \frac{1}{5}x_1 - \frac{2}{5}x_2 - \frac{2}{5}$$

$$x_{1} = \frac{3}{5}x_{2} - \frac{1}{5}x_{3} + \frac{1}{5}$$

$$x_{2} = \frac{1}{6}x_{1} + \frac{2}{3}x_{3} + \frac{1}{3}$$

$$x_{3} = \frac{1}{5}x_{1} - \frac{2}{5}x_{2} - \frac{2}{5}$$

$$G = \begin{bmatrix} 0 & \frac{3}{5} & -\frac{1}{5} \\ \frac{1}{6} & 0 & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{5} & -\frac{2}{5} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\|G\|_{1} = \max_{1 \le j \le n} \sum_{i=1}^{n} |g_{ij}| = \max\{\frac{11}{30}, 1, \frac{13}{15}\} = 1,$$

$$\|G\|_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} \sum_{j=1}^{n} |g_{ij}| = \max\{\frac{4}{5}, \frac{5}{6}, \frac{3}{5}\} = \frac{5}{6} < 1.$$

Два наиболее распространенных классических итерационных метода – это метод Якоби и метод Зейделя.

Оба используют преобразованную систему

$$x_i = -\frac{1}{a_{ii}} \left[ \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij} x_j - b_i \right]$$

**Метод Якоби** использует следующий алгоритм построения приближений:

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

Если A - матрица c доминирующей диагональю, то метод Якоби cxодится при любом начальном приближении  $x^{(o)}$ .

**Методом Зейделя** называется модификация метода Якоби, в которой при k-ой итерации для вычисления следующего  $x_i^{(k)}$  используются уже вычисленные на этом шаге  $x_i^{(k)}$ ,  $x_i^{(k)}$ , ...,  $x_{i-1}^{(k)}$ , :

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

Это приводит, как правило, к ускорению сходимости.

Приведенные выше методы Якоби и Зейделя относятся к одношаговым итерационным методам - для нахождения  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  требуется помнить только одну предыдущую итерацию  $\mathbf{x}^{(k)}$ .

Матричная стандартная форма записи итерационных методов :

$$B_{k+1} \frac{x^{(k+1)} - x^{(k)}}{\tau_{k+1}} + Ax^{(k)} = b$$

 $B_{k+1}$  - матрица, задающая тот или иной итерационный метод,  $au_{k+1}$  - итерационный параметр.

Итерационный метод называют *явным*, если  $B_{k+1}$  - единичная матрица и *неявным* в противоположном случае.

Итерационный метод называется *стационарным*, если  $B_{k+1}=B$  и  $\tau_{k+1}=\tau_k$  (т.е. не зависят от номера итерации) и нестационарным в противоположном случае.

Согласно этой классификации метод Якоби является одношаговым явным стационарным методом с диагональной матрицей  $\mathbf{\textit{B}} = \mathbf{\textit{D}}_{A} \ (b_{ii} = a_{ii})$ , а метод Зейделя - неявным методом с нижней треугольной матрицей  $\mathbf{\textit{B}} = \mathbf{\textit{D}}_{A} + \mathbf{\textit{L}}_{A}$ .

Для **окончания итерационного процесса** на практике используют три способа.

При <u>первом</u> определяют *величину стабилизации* и прекращают вычисления, если она меньше **є**, т.е.

$$\frac{\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|}{\max\{\|x^{(k)}\|, \|x^{(k+1)}\|\}} \le \varepsilon$$

Недостатком этого способа является то, что при медленно сходящихся итерациях величина стабилизации может быть малой, хотя приближенное решение сильно отличается от точного.

При <u>втором</u> способе вычисляют **нормы невязки: до начала итераций** (для начального приближения) и на каждой итерации.

Итерации прекращают при выполнении неравенства

$$\frac{\left\|Ax^{(k)} - b\right\|}{\left\|Ax^{(0)} - b\right\|} \le \varepsilon$$

•

При <u>третьем</u> способе предварительно оценивается число итераций, необходимое для получения заданной точности **є**.

Если для погрешности итерационного метода выполняются оценки

$$||x^{(k)} - x|| \le q^k ||x^{(0)} - x||$$
 где  $q \in (0,1)$ ,

(т.е. метод сходится со скоростью геометрической прогрессии со знаменателем q), тогда, зная величину q, можно определить число итераций n, решив неравенство  $q^n < \epsilon$ .

Число итераций n, достаточное для того, чтобы начальная погрешность уменьшилась в заданное число раз (1/ $\epsilon$ ):

$$n \ge n_0(\varepsilon) = \frac{\ln(1/\varepsilon)}{\ln(1/q)}$$

Целая часть числа  $\mathbf{n}_o(\mathbf{\varepsilon})$  называется минимальным числом итераций, необходимым для получения заданной точности  $\mathbf{\varepsilon}$ . Величину  $\ln(1/q)$  называют скоростью сходимости итерационного метода.

Она целиком определяется методом и не зависит ни от выбора начального приближения, ни от задаваемой точности.

$$\begin{cases} 8x_1 + x_2 + x_3 = 26 \\ x_1 + 5x_2 - x_3 = 7 \\ x_1 - x_2 + 5x_3 = 7 \end{cases}$$

1. Проверим условие сходимости:

$$|8| \ge |1| + |1|$$
 верно

$$|5| \ge |1| + |-1|$$
 верно

$$|5| \ge |-1| + |1|$$
 верно

Условие сходимости выполнено (иначе можно было бы переставить уравнения в системе).

Преобразуем систему к виду, удобному для итераций:

$$\begin{cases} 8x_1 = 26 - x_2 - x_3 \\ 5x_2 = 7 - x_1 + x_3 \\ 5x_3 = 7 - x_1 + x_2 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x_1 = 3,25 - 0,125x_2 - 0,125x_3 \\ x_2 = 1,4 - 0,2x_1 + 0,2x_3 \\ x_3 = 1,4 - 0,2x_1 + 0,2x_2 \end{cases}$$

Выберем начальное приближение:

$$x^{(0)} = \begin{pmatrix} x_1^{(0)} \\ x_2^{(0)} \\ x_2^{(0)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3,25 \\ 1,4 \\ 1,4 \end{pmatrix}$$

Метод итераций	Метод Зейделя
1 итерация	1 итерация
$\begin{cases} x_1^{(1)} = 3,25 - 0,125x_2^{(0)} - 0,125x_3^{(0)} \\ x_2^{(1)} = 1,4 - 0,2x_1^{(0)} + 0,2x_3^{(0)} \\ x_3^{(1)} = 1,4 - 0,2x_1^{(0)} + 0,2x_2^{(0)} \end{cases}$	$\begin{cases} x_1^{(1)} = 3,25 - 0,125x_2^{(0)} - 0,125x_3^{(0)} \\ x_2^{(1)} = 1,4 - 0,2x_1^{(1)} + 0,2x_3^{(0)} \\ x_3^{(1)} = 1,4 - 0,2x_1^{(1)} + 0,2x_2^{(1)} \end{cases}$
$\begin{cases} x_1^{(1)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,4 - 0,125 \cdot 1,4 = 2,9 \\ x_2^{(1)} = 1,4 - 0,2 \cdot 3,25 + 0,2 \cdot 1,4 = 1,03 \\ x_3^{(1)} = 1,4 - 0,2 \cdot 3,25 + 0,2 \cdot 1,4 = 1,03 \end{cases}$	$\begin{cases} x_1^{(1)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,4 - 0,125 \cdot 1,4 = 2,9 \\ x_2^{(1)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,9 + 0,2 \cdot 1,4 = 1,1 \\ x_3^{(1)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,9 + 0,2 \cdot 1,1 = 1,04 \end{cases}$

$$\begin{vmatrix} x_1^{(0)} - x_1^{(1)} & | = |3,25 - 2,9| = 0,35 \\ | x_2^{(0)} - x_2^{(1)} & | = |1,4 - 1,03| = 0,37 \\ | x_3^{(0)} - x_3^{(1)} & | = |1,4 - 1,03| = 0,37 \\ | x_3^{(0)} - x_3^{(1)} & | = |1,4 - 1,03| = 0,37 \\ | \delta = \max_{1 \le i \le 3} | x_i^{(0)} - x_i^{(1)} & | = 0,37 > \varepsilon \end{vmatrix}$$

$$\begin{vmatrix} x_1^{(0)} - x_1^{(1)} & | = |3,25 - 2,9| = 0,35 \\ | x_2^{(0)} - x_2^{(1)} & | = |1,4 - 1,1| = 0,3 \\ | x_3^{(0)} - x_3^{(1)} & | = |1,4 - 1,04| = 0,36 \end{vmatrix}$$

$$\begin{vmatrix} x_1^{(0)} - x_1^{(1)} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 3,25 - 2,9 \end{vmatrix} = 0,35$$
  
 $\begin{vmatrix} x_2^{(0)} - x_2^{(1)} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1,4 - 1,1 \end{vmatrix} = 0,3$   
 $\begin{vmatrix} x_3^{(0)} - x_3^{(1)} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1,4 - 1,04 \end{vmatrix} = 0,36$ 

$$\delta = \max_{1 \le i \le 3} |x_i^{(0)} - x_i^{(1)}| = 0,36 > \varepsilon$$

Требуемая точность не достигнута

Требуемая точность не достигнута

2 итерация	2 итерация
$\int x_1^{(2)} = 3,25 - 0,125x_2^{(1)} - 0,125x_3^{(1)}$	$\int x_1^{(2)} = 3,25 - 0,125x_2^{(1)} - 0,125x_3^{(1)}$
$\begin{cases} x_2^{(2)} = 1,4 - 0,2x_1^{(1)} + 0,2x_3^{(1)} \end{cases}$	$\begin{cases} x_1^{(2)} = 3,25 - 0,125x_2^{(1)} - 0,125x_3^{(1)} \\ x_2^{(2)} = 1,4 - 0,2x_1^{(2)} + 0,2x_3^{(1)} \end{cases}$
$x_3^{(2)} = 1,4 - 0,2x_1^{(1)} + 0,2x_2^{(1)}$	$x_3^{(2)} = 1,4 - 0,2x_1^{(2)} + 0,2x_2^{(2)}$
( (2)	( (2)

$$\begin{cases} x_1^{(2)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,03 - 0,125 \cdot 1,03 = 2,993 \\ x_2^{(2)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,9 + 0,2 \cdot 1,03 = 1,026 \\ x_3^{(2)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,9 + 0,2 \cdot 1,03 = 1,026 \end{cases} \begin{cases} x_1^{(2)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,03 - 0,125 \cdot 1,03 = 2,983 \\ x_2^{(2)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,993 + 0,2 \cdot 1,04 = 1,011 \\ x_3^{(2)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,983 + 0,2 \cdot 1,011 = 1,006 \end{cases}$$

$$\delta = \max_{1 \le i \le 3} |x_i^{(1)} - x_i^{(2)}| = 0,093 > \varepsilon$$
 Требуемая точность не достигнута Требуемая точность не достигнута

# 3 итерация

$$\begin{cases} x_1^{(3)} = 3,25 - 0,125 x_2^{(2)} - 0,125 x_3^{(2)} \\ x_2^{(3)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(2)} + 0,2 x_3^{(2)} \\ x_3^{(3)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(2)} + 0,2 x_2^{(2)} \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1^{(3)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,026 - 0,125 \cdot 1,026 = 2,994 \\ x_2^{(3)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,993 + 0,2 \cdot 1,026 = 1,007 \\ x_3^{(3)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,993 + 0,2 \cdot 1,026 = 1,007 \end{cases}$$

$$\delta = \max_{1 \le i \le 3} |x_i^{(2)} - x_i^{(3)}| = 0.019 > \varepsilon$$

# Требуемая точность не достигнута

# 3 итерация

$$\begin{cases} x_1^{(3)} = 3,25 - 0,125 x_2^{(2)} - 0,125 x_3^{(2)} \\ x_2^{(3)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(3)} + 0,2 x_3^{(2)} \\ x_3^{(3)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(3)} + 0,2 x_2^{(3)} \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1^{(3)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,011 - 0,125 \cdot 1,006 = 2,998 \\ x_2^{(3)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,998 + 0,2 \cdot 1,006 = 1,002 \end{cases}$$

 $x_3^{(3)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,998 + 0,2 \cdot 1,002 = 1,001$ 

$$\delta = \max_{1 \le i \le 3} |x_i^{(2)} - x_i^{(3)}| = 0.015 > \varepsilon$$

Требуемая точность не достигнута

4 итерация	4 итерация
$\begin{cases} x_1^{(4)} = 3,25 - 0,125 x_2^{(3)} - 0,125 x_3^{(3)} \\ x_2^{(4)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(3)} + 0,2 x_3^{(3)} \\ x_3^{(4)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(3)} + 0,2 x_2^{(3)} \end{cases}$	$\begin{cases} x_1^{(4)} = 3,25 - 0,125 x_2^{(3)} - 0,125 x_3^{(3)} \\ x_2^{(4)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(4)} + 0,2 x_3^{(3)} \\ x_3^{(4)} = 1,4 - 0,2 x_1^{(4)} + 0,2 x_2^{(4)} \end{cases}$
$\begin{cases} x_1^{(4)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,007 - 0,125 \cdot 1,007 = 2,998 \\ x_2^{(4)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,994 + 0,2 \cdot 1,007 = 1,003 \\ x_3^{(4)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,994 + 0,2 \cdot 1,007 = 1,003 \end{cases}$	$\begin{cases} x_1^{(4)} = 3,25 - 0,125 \cdot 1,003 - 0,125 \cdot 1,003 = 2,999 \\ x_2^{(4)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,999 + 0,2 \cdot 1,003 = 1,001 \\ x_3^{(4)} = 1,4 - 0,2 \cdot 2,999 + 0,2 \cdot 1,001 = 1,000 \end{cases}$

$$|x_1^{(3)} - x_1^{(4)}| = |2,994 - 2,998| = 0,004$$
  
 $|x_2^{(3)} - x_2^{(4)}| = |1,007 - 1,003| = 0,004$   
 $|x_3^{(3)} - x_3^{(4)}| = |1,007 - 1,003| = 0,004$ 

$$\delta = \max_{1 \le i \le 3} |x_i^{(3)} - x_i^{(4)}| = 0,004 < \varepsilon$$

# Требуемая точность достигнута

$$|x_1^{(3)} - x_1^{(4)}| = |2,998 - 2,999| = 0,001$$
  
 $|x_2^{(3)} - x_2^{(4)}| = |1,002 - 1,001| = 0,001$   
 $|x_3^{(3)} - x_3^{(4)}| = |1,001 - 1,000| = 0,001$ 

$$\delta = \max_{1 \le i \le 3} |x_i^{(3)} - x_i^{(4)}| = 0,001 < \varepsilon$$

Требуемая точность достигнута

# **Пример 4.** Решить систему с точностью $\varepsilon = 10^{-4}$

$$\begin{cases} 5x_1 - x_3 = 3; \\ x_1 - 6x_2 + 4x_3 = 0; \\ x_1 - 2x_2 + 8x_3 = 0. \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1 = \frac{1}{5}x_3 + \frac{3}{5}, \\ x_2 = \frac{1}{6}x_1 + \frac{4}{6}x_3, \\ x_3 = -\frac{1}{8}x_1 + \frac{2}{8}x_2. \end{cases}$$

$$G = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{5} \\ \frac{1}{6} & 0 & \frac{4}{6} \\ -\frac{1}{8} & \frac{2}{8} & 0 \end{pmatrix}$$

$$G = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{5} \\ \frac{1}{6} & 0 & \frac{4}{6} \\ -\frac{1}{8} & \frac{2}{8} & 0 \end{pmatrix}. \qquad \begin{aligned} ||G||_{1} &= \max_{1 \le j \le n} \sum_{i=1}^{n} |g_{ij}| = \max\{\frac{1}{5}, \frac{5}{6}, \frac{3}{8}\} = \frac{5}{6} = 0.8333(3) < 1, \\ ||G||_{2} &= \max_{1 \le j \le n} \sum_{i=1}^{n} |g_{ij}| = \max\{\frac{14}{48}, \frac{2}{8}, \frac{26}{30}\} = \frac{13}{15} = 0.8666(6) < 1.$$

$$\|G\|_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} \sum_{j=1}^{n} |g_{ij}| = \max\{\frac{14}{48}, \frac{2}{8}, \frac{26}{30}\} = \frac{13}{15} = 0.8666(6) < 1.$$

# Алгоритм построения приближений:

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{5}x_3^{(k)} + \frac{3}{5}, \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{6}x_1^{(k)} + \frac{4}{6}x_3^{(k)} \\ x_3^{(k+1)} = -\frac{1}{8}x_1^{(k)} + \frac{2}{8}x_2^{(k)}. \end{cases}$$

В качестве начального приближения выбираем вектор правых частей –  $\{3,0,0\}$ .

Вычисления прекращаем, если для двух последовательных приближений выполнено неравенство

$$\left\|x^{(k+1)}-x^{(k)}\right\|\leq \varepsilon.$$

Т.к.

$$\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} |x_i^{(k+1)} - x_i^{(k)}|$$

то это равносильно выполнению неравенств:

$$\left| x_i^{(k)} - x_i^{(k-1)} \right| = \left| \frac{1}{a_{ii}} \left( \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j^{(k-1)} - b_i \right) \right| < \varepsilon$$

# Вектора последовательных приближений и $\Delta x_3^{(k)}$

```
3.
  0.6
      0.5 -0.375
 0.525 -0.15 0.05
 0.61 0.120833 -0.103125
0.579375 0.0329167 -0.0460417
0.590792 \ 0.0658681 \ -0.0641927
0.587161 \ 0.0556701 \ -0.0573819
0.588524 0.0596056 -0.0594776
0.588104 0.0584355 -0.058664
0.588267 0.058908 -0.0589042
0.588219 0.0587751 -0.0588064
0.588239 0.0588323 -0.0588336
0.588233 0.0588174 -0.0588218
0.588236 0.0588244 -0.0588248
0.588235 0.0588227 -0.0588234
```

```
0.375
    -0.425
   0.153125
 -0.0570833
   0.018151
 -0.00681076
  0.0020957
 -0.0008136
 0.000240135
-0.0000977957
0.0000272391
-0.0000118533
3.04391 \times 10^{-6}
-1.45222 \times 10^{-6}
3.32443 \times 10^{-7}
```

0.58823529, 0.05882353, -0.05882353}

Точный результат решения системы встроенной функцией ( 0.58823529, 0.05882353, -0.05882353)

Для получения решения потребовалось **15** итераций, при этом *абсолютная погрешность* решения равна

$$\Delta x = x^{(mouh)} - x^{(15)} = (2.5 \times 10^{-7}, 8 \times 10^{-7} 1.7 \times 10^{-7})$$

Норма абсолютной погрешности :  $\|\Delta x\| = 8 \times 10^{-7} < \varepsilon$ 

Норма относительной погрешности равна

$$\frac{\left\|\Delta x\right\|}{\left\|x^{(mou_H)}\right\|} = \frac{8 \times 10^{-7}}{0.5882353} = 1.36 \times 10^{-6} > \varepsilon.$$

Норма невязки решения:

$$||Ax^{(15)} - b|| = 5.2 \times 10^{-6} > \varepsilon$$

Как видно из полученных результатов, такой способ завершения итерационного процесса не обеспечивает полностью требование к точности  $\mathbf{\epsilon} = \mathbf{10}^{-6}$  полученного результата: оно выполняется для абсолютной погрешности решения, но не выполняется для относительной погрешности и невязки.

Используем теперь для окончания итерационного процесса величину стабилизации и прекратим вычисления, если она меньше **є**:

$$\frac{\left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\|}{\max\left\|x^{(k)}\right\|, \left\|x^{(k+1)}\right\|} < \varepsilon$$

Для получения решения потребовалось 18 итераций, при этом абсолютная погрешность решения равна

$$\Delta x = x^{(movh)} - x^{(18)} = (10^{-7}, 0, 2 \times 10^{-8})$$

норма абсолютной погрешности

$$\|\Delta x\| = 2 \times 10^{-8} < \varepsilon$$

Норма относительной погрешности равна

$$\frac{\left\|\Delta x\right\|}{\left\|x^{(moq_H)}\right\|} = \frac{2 \times 10^{-8}}{0.5882353} = 3.4 \times 10^{-8} < \varepsilon.$$

Норма невязки решения:

$$||Ax^{(18)} - b|| = 1.8 \times 10^{-7} < \varepsilon$$

.