Дисклеймер.

Автор не несет ответственности за любой ущерб, причиненный Вам при использовании данного документа. Автор напоминает, что данный документ может содержать ошибки и опечатки, недостоверную и/или непроверенную информацию. Если Вы желаете помочь в развитии проекта или сообщить об ошибке/опечатке/неточности:

GitHub проекта

Автор в ВК

Содержание

Алексей Сергеевич Еремин

1 Погрешности

1.1 Погрешности приближенных вычислений

1) Погрешность начальных данных (задачи, измерений).
2) Методическая погрешность.
3) Вычислительная погрешность.

Определение 1.1. Если a — приближенное значение, A — точное, тогда $\Delta a = |A - a|$ — абсолютная погрешность.

Определение 1.2. $\delta a = \frac{\Delta a}{|a|}$ — относительная погрешность. Она показывает, сколько верных знаков в записи числа.

Рассмотрим, как погрешности ведут себя при вычислениях.

1.1.1 Погрешности арифметических действий

$x_1 \pm \Delta x_1$ и $x_2 \pm \Delta x_2$ — неточные числа.
Тогда:
1) $(x_1 + x_2) + \Delta(x_1 + x_2) = x_1 + \Delta x_1 + x_2 + \Delta x_2 \Rightarrow \Delta_+ = x_1 + x_2$.
Таким образом, $|\Delta_\pm| \leq |\Delta x_1| \pm |\Delta x_2|$.
Отсюда абсолютная: $\frac{\Delta(x_1+x_2)}{x_1+x_2} = \frac{\Delta x_1}{x_1+x_2} + \frac{\Delta x_2}{x_1+x_2} \leq \delta x_1 + \delta x_2$.
Если $x_1, x_2 > 0$, то $\delta_+ \leq \max \delta x_i$.
А вот для вычитания $\frac{\Delta(x_1-x_2)}{(x_1-x_2)}$ и возникает большая проблема для относительной погрешности.
2) $(x_1 x_2) + \Delta(x_1 x_2) = x_1 x_2 + x_1 \Delta x_2 + x_2 \Delta x_1 + \Delta x_1 \Delta x_2 \Rightarrow \Delta_+ \approx x_1 \Delta x_2 + x_2 \Delta x_1$.
Отсюда абсолютная: $\frac{\Delta(x_1, x_2)}{x_1 x_2} \approx \frac{\Delta x_2}{x_2} + \frac{\Delta x_1}{x_1} \Rightarrow |\delta| \leq |\delta x_1| + |\delta x_2|$.
Пусть $f(\overline{x_1}, ..., \overline{x_n})$, где $\overline{x_1} = x_1 + \Delta x_1, ..., \overline{x_n} = x_n + \Delta x_n$.
Посчитаем

$$\Delta f = f(x_1, ..., x_n) - f(\overline{x_1}, ..., \overline{x_n}) = \left[\frac{\partial f}{\partial x_1}(x_1, ..., x_n)\Delta x_1 + ... + \frac{\partial f}{\partial x_n}(x_1, ..., x_n)\Delta x_n\right] + o\left((\Delta x)^2\right)$$

откуда абсолютная погрешность:

$$|\Delta f| \leq \sum_{i=1}^{n} \left|\frac{\partial f}{\partial x_i}\right| |\Delta x_i|$$

Рассмотрим относительную:

$$\frac{\Delta f}{f} = \delta f = \sum_{i=1}^{n} \left|\frac{\partial f}{\partial x_i} \cdot \frac{1}{f}\right| |\Delta x_i| = \sum_{i=1}^{n} \left|\frac{\partial \ln f}{\partial x_i} \Delta x_i\right|$$

где $\frac{\partial \ln f}{\partial x_i} = \frac{\partial f}{f \partial x_i}$.
Отсюда $\ln(x_1 \cdot ... \cdot x_n) = \ln x_1 + ... + \ln x_n \Rightarrow \frac{\partial \ln(x_1 ... x_n)}{\partial x_i} = \frac{1}{x_i}$.
То есть для деления $|\delta_\div| \leq |\delta x_1| + |\delta x_2|$.

1.1.2 Обратная задача погрешности

Проблема. По требуемой на Δf (δf) найти допустимые Δx (δx).

Пример 1.1.

1) Принцип равных влияний: считаем, что вклад всех слагаемых в погрешность одинаков:

$$\left|\frac{\partial f}{\partial x_1}\right| \cdot \Delta x_1 = \left|\frac{\partial f}{\partial x_2}\right| \cdot \Delta x_2 = ... = \mathrm{const}$$

Откуда

$$\Delta x_i \leq \frac{|\Delta f|}{n\left|\frac{\partial f}{\partial x_i}\right|}$$

2) Принцип равных погрешностей: требуем одинаковых Δx_i:

$$\Delta x_1 = \Delta x_2 = ... = \mathrm{const} = \Delta x$$

Откуда

$$|\Delta x| \leq \frac{|\Delta f|}{\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\partial f}{\partial x_i}\right|}$$

1.1.3 Статистический подход

$\Delta S_n \div \sqrt{n}$, где S_n — сумма n слагаемых $(n > 10)$.
Тогда $\Delta S_n \approx \sqrt{3n} \cdot 0.5 \cdot 10^{-m}$ если $\Delta x_i \leq 0.5 \cdot 10^{-m}$.
Таким образом, при статистическом подходе погрешность $\frac{\Delta S_n}{n} \to 0$ $n \to \infty$.

1.1.4 Примеры неустойчивых задач и методов

1) Требуется решить $(x-a)^n = \varepsilon$, где a, n, ε — заданные числа, при этом $n >> 1$, $n \in \mathbb{N}$, $0 < \varepsilon < 1$

$x = a$ — приближенное.
$\Delta x = \sqrt[n]{\varepsilon}$ если $\varepsilon \approx 10^{-16}$, $n \approx 10$, $\Delta x \approx 10^{-2}$.

2) $(x-1)(x-2)...(x-20)$ — полином. Раскроем: $x^{20} - 210x^{19} + ... + 20!$. А вот если мы получили погрешность округления вида $210 + 10^{-7}$. Тогда корни этого полинома не просто изменятся, но будут иметь вид:

$$\begin{aligned} x &= 1.000 \\ &\vdots \\ x_7 &= 7.000 \\ x_8 &= 8.007 \\ x_9 &= 8.897 \\ x_{\overline{10,19}} &\in \mathbb{C} \\ x_{20} &= 20.847 \end{aligned}$$

3) Линейная система:

$$\begin{cases} x + 10y = 11 \\ 100x + 1001y = 1101 \end{cases}$$

Решение очевидно: $x = 1, y = 1$.
Добавим погрешность:

$$\begin{cases} x + 10y = 11.01 \\ 100x + 1001y = 1101 \end{cases}$$

Решение получилось: $x = 11.01, y = 0$.

4) Вычислить набор интегралов

$$\frac{1}{e}\int_0^1 x^n e^x dx$$

где $n = 0, 1, ...$

Пусть I_n — этот интеграл. Тогда запишем рекуррентную формулу:

$$I_n = 1 - nI_{n-1},\ I_0 = 1 - \frac{1}{e}$$

На старых машинах при $n = 14$ уже получались неверные ответы.

Альтернатива: перевернуть формулу и записать ее в виде

$$I_{n-1} = \frac{1}{n}(1 - I_n)$$

1.2 Решение систем линейных уравнений

Определение 1.3. Норма: $\|.\|$;

1) $||x|| \geq 0$, $||x|| = 0 \Leftrightarrow x = 0$;

2) $||\lambda x|| = |\lambda| \cdot ||x||$;

3) $||x + y|| \leq ||x|| + ||y||$;

Пример 1.2. Нормы векторов

$\|x\|_2 = \sqrt{x_1^2 + ... + x_n^2}$ — долгая и неблагодарная норма;

$\|x\|_1 = |x_1| + ... + |x_n|$ — более простая норма;

$\|x\|_p = (|X_1|^p + ... + |x_n|^p)^{1/p}$ — строгая математическая норма;

$\|x\|_\infty = \max_{i=\overline{1,n}} |x_i|$ — наиболее частоиспользуемая норма.

Все эти нормы эквивалентны, то есть $\|.\|_\alpha, \|.\|_\beta$ эквивалентны, если $\exists c_1, c_2$: $\forall x$ выполняется $c_1 \|x\|_\beta \leq \|x\|_\alpha \leq c_2 \|x\|_\beta$.

Определение 1.4. Рассмотрим линейный оператор A; здесь $\|Ax\| \leq C$. Тогда $\min_x C = \|A\|$ — норма матрицы, согласованная с нормой вектора, если $\|Ax\| \leq \|A\| \|x\|$.

Определение 1.5. Норма матрицы, подчиненная норме вектора:

$$\|A\| = \sup_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} = \sup_{\|x\|=1} \|Ax\|$$

Пример 1.3.

1) $\|A\|_1 = \max_{j=\overline{1,n}} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$;

2) $\|A\|_2 = \sqrt{\max_{i=\overline{1,n}} \lambda(A^T A)}$;

3) $\|A\|_\infty = \max_{i=\overline{1,n}} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$.

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

1.2.1 Число обусловленности

Рассмотрим систему $Ax = b$ и пусть $b + \Delta b$. Как Δb повлияет на Δx?
$A(x + \Delta x) = b + \Delta b$; $A\Delta x = \Delta b$.
$\|A\Delta x\| = \|\Delta b\|$, раскрыв скобки, $\|A\| \, \|\Delta x\| \geq \|\Delta b\|$;
Откуда $\|\Delta x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\Delta b\|$. Но это абсолютная погрешность. Что с относительной?

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\|A^{-1}\| \, \|A\| \, \|\Delta b\|}{\|b\|}$$

и тогда $\nu(A) = \|A^{-1}\| \, \|A\|$ — число обусловленности системы.
И если $\nu(A) >> 1$, то система плохо обусловлена.
Есть способы т.н. предобусловлевания систем, однако мы их смотреть пока не будем.
Пример плохо обусловленной системы:

$$\begin{pmatrix} 1 & 10 \\ 100 & 1001 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 11 \\ 11.01 \end{pmatrix}$$

1.2.2 Метод Гаусса

Обычный метод Гаусса.

1.2.3 LU-разложение

$A = LU$, где L — нижнетреугольная матрица, а U — верхнетреугольная. Потребуем, чтобы на главной диагонали L стояли единицы для однозначного разложения.

U — матрица, получающаяся в ходе прямого разложения Гаусса. L получается, как матрица, в которой запомнены коэффициенты, на которые мы домножали: $\frac{a_{21}}{a_{11}}$, к примеру. Но если наше разложение наткнется на нуль на диагонали, будет больно.

Поэтому используют $A = P^{-1}LU$, где P —матрица перестановка с аналогичными желаемым перестановками.

Для решения уравнения будем использовать $PAx = Pb$. Затем $Ly = Pb$.

Как ее построить? Если мы переставляли строки в исходной матрице, то аналогично должны переставить в матрице P. Затем воспользуемся тем, что P ортогональна: $P^{-1} = P^T$.

1.2.4 QR-разложение

Метод вращений Гивенса:
Строим $QR = A$, где R — верхнетреугольная матрица, а Q — ортонормированная.

Повернем A_1 на какой-то угол, чтобы получилось $\begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} \\ 0 \\ a_{31}^{(0)} \\ \vdots \\ a_{n1}^{(0)} \end{pmatrix}$. Матрицы поворота выглядят так: $\begin{pmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix}$. Матрица обратного поворота, аналогично, $\begin{pmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha \\ -\sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix}$.

Теперь, если мы домножим на матрицу $Q_{21} = \begin{pmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha & 0 & 0 \\ \sin\alpha & \cos\alpha & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$. Тогда обнулится элемент a_{21}. Аналогично, далее используем матрицу $Q_{31} = \begin{pmatrix} \cos\alpha & 0 & -\sin\alpha & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin\alpha & 0 & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ и так далее. Таким образом, $Q_{n,n-1}Q_{n,n-2}, ..., Q_{21}$.

Это разложение нам понадобится для решения уравнения вида $Ax = b$ решая уравнение $Rx = Qb$.

Как найти α? У нас есть a_{11} и a_{21} и мы именно этот вектор хотим домножить на матрицу вращения. Уравнение:

$$\begin{pmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} \\ 0 \end{pmatrix}$$

Легко выводится, что $\begin{cases} \sin\alpha a_{11} + \cos\alpha a_{21} = 0 \\ \sin^2\alpha + \cos^2\alpha = 1 \end{cases}$, $\sin\alpha = -\frac{\cos\alpha a_{21}}{a_{11}}$, $\cos^2\alpha + \cos^2\alpha(\frac{a_{21}}{a_{11}}) = 1$, откуда $\cos^2\alpha = \frac{a_{11}}{a_{11}^2 + a_{21}^2}$, отсюда $\cos\alpha = \frac{a_{11}}{\sqrt{a_{11}^2 + a_{21}^2}}$, $\sin\alpha = -\frac{a_{21}}{\sqrt{a_{11}^2 + a_{21}^2}}$.

Плюсы в сравнении с методом Гаусса: не нужно выбирать ведущий элемент и не растет вычислительная погрешность. Из минусов: работает в 4 раза медленнее.

Метод отражений Хаусхольдера:

Рассмотрим вспомогательный вектор ω — вектор единичной длины. $\omega^T\omega = 1$.

Рассмотрим $U = E - 2\omega\omega^T$, $U^TU = E - 4\omega\omega^T + 4\omega\underbrace{\omega^T\omega}_{1}\omega^T = E \Rightarrow U^{-1} = U^T$.

$U_\omega = \left(E \cdot 2\omega\omega^T\right)\omega = \omega - 2\omega = -\omega \Rightarrow \omega$ — собственный вектор с собственным числом -1.

$v \perp \omega$, то есть $v^T\omega = 0$ или $\omega^T v = 0$, $U_v = \left(E - 2\omega\omega^T\right)v = v - 2\omega\omega^T v = v \Rightarrow v$ — собственный вектор с собственным числом 1.

Таким образом, $y = v + \alpha\omega \Rightarrow Uy = v - \alpha\omega$, то есть матрица U отражает вектор.

Пусть y, z — ... векторы. Нам нужно найти U, такую, что $Uy = \alpha z$. Смотрим:

$$\|Uy\| = \|y\| = \|\alpha z\| \Rightarrow \alpha = \frac{\|y\|}{\|z\|}$$

$$\omega = \frac{y - \alpha z}{\|y - \alpha z\|}$$

Теперь, используя A_1 как y, e_1 как z, строим $U_1 = E - 2\omega\omega^T$. Тогда U_1A будет иметь нулевой первый столбец (исключая элемент $a_{11}^{(1)}$).

Тогда $Q = U_{n-1} \cdot ... \cdot U_1$.

Тогда решением $Ax = b$ будет являться $Rx = Q^Tb$.

Симметричная матрица — метод квадратного корня.

$A = S^TS$, где S — верхнетреугольная. Такое разложение возможно и единственно только для симметричной матрицы.

Рассмотрим A — положительно определенная матрица, следовательно, $s_{ij} \in \mathbb{R}$. Просто расписав матрицы, получим $s_{11}^2 = a_{11}$, $s_{11}s_{12} = a_{12}, ..., s_{11}s_{1n} = a_{1n}$. Теперь посмотрим на вторую строку: $s_{22}^2 + s_{12}^2 = a_{22}$, $s_{23}s_{22} + s_{12}s_{13} = a_{23}$ и так далее.

Метод квадратного корня требует в 2 раза меньше операций, чем в методе Гаусса $+ n\sqrt{}$.

1.2.5 Итерационные методы решения СЛАУ

Это методы, в которых мы находим начальное приближение к решению и, итерируя, уточняем его.

Рассматриваемая нами система $Ax = b$ путем неких изменений может быть приведена к форме $x = Bx + c$. И задача нахождения x становится задачей нахождения неподвижной точки.

Допустим, мы преобразовали наше уравнение ко второму виду. Теперь мы строим итератор:

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

Интуитивно понятно, что $\|B\| > 1$ влечет $\|x_k\| \to \infty$.

Лемма 1.1. *Все собственные числа матрицы B по модулю меньше единицы тогда и только тогда, когда*

1) $B^k \to_{k\to\infty} 0$*;*

2) $\exists (I-B)^{-1} = (I + B + B^2 + ... + B^k + ...)$*;*

Лемма 1.2. *Если* $\|B\| \leq q < 1$*, то* $(I-B)^{-1}$ *существует, равна* $\sum_{i=1}^{\infty} B^i$ *и* $\|(I-B)^{-1}\| \leq \frac{1}{1-q}$.

Доказательство. $\|B\| \leq q < 1 \Rightarrow \left\|i + B + ... + B^k + ...\right\| \leq \|I\| + \|B\| + ... + \left\|B^k\right\| + ... \leq \|I\| + \|B\| + ... + \|B\|^k + ... \leq 1 + q + ... + q^k + ... = \frac{1}{1-q}$, следовательно, существует $V = \sum_{k=0}^{\infty} B^i$, такое, что $\|V\| \leq \frac{1}{1-q}$.

Тогда $(I-B)V = IV - BV = I + B + B^2 + ... + B^k + ... - B - B^2 - ... - B^k - ... = I$, следовательно $\|(I-B)^{-1}\| \leq \frac{1}{1-q}$. □

Теорема 1.1. *Необходимым и достаточным условием сходимости метода простой итерации с любым начальным приближением* $x^{(0)}$ *к* $x^* : x^* = Bx^* + c$ *является ограниченность собственных чисел матрицы B числом, меньшим единицы.*

Доказательство.

Достаточность:

$x^{(1)} = Bx^{(0)} + c$

$x^{(2)} = B(Bx^{(0)} + c) + c = B^2 x^{(0)} + Bc + c$

....

$x^{(k)} = B^k x^{(0)} + (B^{(k-1)} + ... + I)c$

Из условий 1) $B^k \to_{k\to\infty} 0$; 2) $\exists (I-B)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} B^i$ следует, что при $k \to \infty$ выполняется $x^{(k)} \to (I-B)^{-1}c$.

Преобразуем $x = Bx + c \Leftrightarrow (I-B)x = c$, следовательно, $(E-B)^{-1}c$ является решением.

Пусть $\exists x^{**}$ — другое решение. Тогда $x^* = Bx^* + c$, $x^{**} = Bx^{**} + c$ и $x^* - x^{**} = B(x^* - x^{**})$. $x^* - x^{**} = B(x^* - x^{**})$, следовательно, $\lambda = 1$ является собственным числом B с собственным вектором $x^* - x^{**}$, а это противоречие.

Необходимость:

$x^{(k)} \to_{k\to\infty} x^* \Rightarrow I + B + ... + B^k + ... = V$, V — конечная матрица и $V = (I-B)^{-1}$. Тогда $x^* = \lim_{k\to\infty} B^k x^{(0)} + (I-B)^{-1}c$, подставив в уравнение, получим $(I-B)x^* = c$, откуда $(I-B)(I-B)^1 c + (I-B)\lim_{k\to\infty} B^k x^{(0)} = c$ следовательно, $\lim_{k\to\infty} B^k$, следовательно, собственные числе матрицы равны ??? □

Теорема 1.2. *Пусть $\|B\| \le q < 1$, тогда МПИ сходится $\forall x^{(0)}$ к $x^* : x^* = Bx^* + c$ и верны следующие оценки:*

1) $\left\|x^* - x^{(k)}\right\| \le \frac{q}{1-q}\left\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\right\|$ *— апостериорная оценка;*

2) $\left\|x^* - x^{(k)}\right\| \le \frac{q^k}{1-q}\left\|x^{(1)} - x^{(0)}\right\|$ *— априорная оценка.*

Доказательство. $x^{(k-1)} - x^{(k)} = Bx^{(k)} + c - Bx^{(k-1)} + c = B(x^{(k)} - x^{(k-1)}) \Rightarrow \left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| \le q\left\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\right\|$

$\left\|x^{(k+m)} - x^{(k)}\right\| \le \left\|x^{(k+m)} - x^{(k+m-1)} + ... + x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| \le \left\|x^{(k+m)} - x^{(k+m-1)}\right\| + ... + \left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| \le (q^{m-1} + q^{m-2} + ... + q + 1)\left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| = \frac{1-q^m}{1-q}\left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\|$

Тогда $\left\|x^* - x^{(k)}\right\| \le \frac{1}{1-q}\left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| \le \frac{q}{1-q}\left\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\right\|$.

Применив много раз, получим $\left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| \le q^2\left\|x^{(k-1)} - x^{(k-2)}\right\|$,...,$\left\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\right\| \le q^k\left\|x^{(1)} - x^{(0)}\right\|$. Таким образом, при $k \to \infty$ последовательность сходится в себе, $\mathbb{R}^n$ полное, следовательно, существует $x^* = \lim_{k\to\infty} x^{(k)}$.

$(I - B)\left(B^k x^{(0)} + (I - B)^{-1}c\right) = c$, $B^k x^{(0)} = 0$, так как $\|B\| \le q \Rightarrow \left\|B^k\right\| \le q^k$.

И в результате $\left\|x^* - x^{(k)}\right\| \le \frac{q}{1-q}\left\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\right\|$ □

Замечание 1.1. Апостериорная оценка точнее, чем априорная.

Замечание 1.2. Другая априорная оценка: $x^* = (I - B)^{-1}c = (I + B + ... + B^k + ...)c$, соответственно, $x^{(k)} = B^k x^{(0)} + (I + ... + B^k)c$. Тогда $x^* - x^{(k)} = B^k x^{(0)} + (B^k + B^{k-1} + ...)c$. Если взять норму: $\left\|x^* - x^{(k)}\right\| \le q^k\left\|x^{(0)}\right\| + q^k\left\|(I - B)^{-1}\right\|c \le q^k\left(\left\|x^0\right\| + \frac{\|c\|}{1-q}\right)$. Кажется, так.

Замечание 1.3. Как выбрать $x^{(0)}$? А фиг знает

Метод Якоби:

$Ax = b$.

Берем матрицу и делим каждую из ее строк на диагональный элемент в этой строке. Мы в каждой строке получим x с соответствующим номером с единичным коэффициентом.

$x_1 = -\frac{a_{12}}{a_{11}}x_2 - ... - \frac{a_{1m}}{a_{11}}x_m + \frac{b_1}{a_{11}}$

$x_2 = -\frac{a_{21}}{a_{22}}x_2 - \frac{a_{23}}{a_{22}}x_3 ... - \frac{a_{2m}}{a_{22}}x_m + \frac{b_2}{a_{22}}$

и так далее. Теперь матрица B будет иметь нули на диагонали. Соответственно, метод Якоби есть МПИ в такой системе.

Теорема 1.3. *Для матрицы с диагональным преобладанием метод Якоби сходится.*

Определение 1.6. Матрица с диагональным преобладанием — матрица, такая, что

$$\forall i = \overline{1, n} : \ |a_{ii}| > \sum_{j=1, j\neq i}^{n} |a_{ij}|$$

$$\delta = \min_{i=\overline{1,n}}\left(|a_{ii}| - \sum_0 |a_{ij}|\right)$$

— величина диагонального преобладания. Чем больше, тем быстрее матрица сойдется.

Теорема 1.4. *Метод Якоби сходится тогда и только тогда, когда все корни уравнения*

$$\det\begin{pmatrix} \lambda a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & \lambda a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & \lambda a_{nn} \end{pmatrix}$$

Метод Зейделя:

Когда мы применяем метод простой итерации, мы строим $x_1^{(k+1)} = b_{11}x_1^{(k)} + b_{12}x^{(k)} + ... + b_{1n}x_n^{(k)} + c_1$. Остальное аналогично с другими сторками.