

Лекция 2: “Итерационные методы решения систем”

Кирилл Терехов

ИВМ РАН, ВТМГБ ФПМИ МФТИ, ВТМ ВМК МГУ, Университет Сириус

<https://dodo.inm.ras.ru/terekhov/lect1/02/presentation.pdf>

15 февраля 2023 г.

1 Лекция 2: Итерационные методы решения систем

- Метод простой итерации
- Идея проекционных методов
- Метод сопряженных градиентов
- Спектральная теория сходимости
- Предобусловленный метод сопряженных градиентов
- Простые предобуславливатели
 - Метод Чебышева
 - Метод Якоби
- Несимметричные системы

Лекция 2:
Итерационные методы решения систем

Система линейных уравнений

- Решаем систему вида $Ax = b$
- $A > 0 \in \mathcal{R}^{N \times N}$ - вещественная положительно определенная симметричная матрица размера $N \times N$
- $x, b \in \mathcal{R}^N$ - вектор неизвестных и правой части размера N

Определение (симметричная матрица)

Матрица *симметричная*, если $A = A^T$ или $\forall i, j : a_{ij} = a_{ji}$

Определение (положительно определенная)

Симметричная матрица называется *положительно определенной* ($A > 0$), если $x^T A x > 0, \forall x \neq 0 \in \mathcal{R}^N$

Свойство (положительно определенная)

Если $A = E \Lambda E^T$ - спектральное разложение, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ - собственные значения, то $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N > 0 \in \mathcal{R}$

Свойство (Число обусловленности)

Для некоторой матричной нормы число обусловленности определяется по формуле $\mu(A) = \|A^{-1}\| \|A\| \geq 1$. Для $A > 0 : \mu(A) = \lambda_1 / \lambda_N$.

Метод простой итерации (итерации Рундсона)

$$\frac{1}{\tau} (x_{k+1} - x_k) + Ax_k = b \quad \rightarrow \quad x_{k+1} = x_k + \tau (b - Ax_k) = x_k + \tau r_k$$

Определение (невязка)

$r_k = b - Ax_k$ - невязка на k -ой итерации.

Метод сходится при $0 < \tau < 2/\lambda_1$, где λ_1 - наибольшее собственное значение.

Сходится оптимально при $\tau = (\lambda_1 + \lambda_N)/2$ (итерация Чебышева), скорость сходимости оценивается по норме (чем меньше, тем лучше сходится):

$$\|\mathbb{I} - \tau A\| = \frac{\lambda_1 - \lambda_N}{\lambda_1 + \lambda_N} = \frac{\mu(A) - 1}{\mu(A) + 1}$$

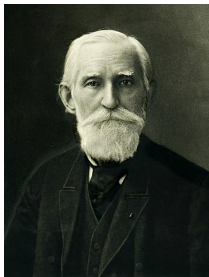


Рис.: Пафнутий Львович Чебышев 1821–1894.



Рис.: Алексей Николаевич Крылов 1863–1945.



Рис.: Борис Григорьевич Галеркин 1871–1945.

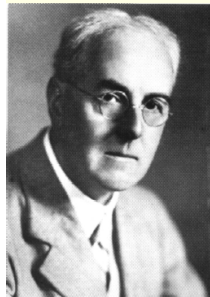


Рис.: Льюис Фрай Ричардсон 1881–1953.

Проекционные методы

Введем \mathcal{K}, \mathcal{L} - два m -мерных подпространства \mathcal{R}^N . Пусть x_k - приближение на k -ой итерации, а x_{k+1} - следующее приближение.

Проекционный метод выбирает $x_{k+1} = x_k + \delta x$ такое, что $\delta x \in \mathcal{K}$, а невязка $r_{k+1} = b - Ax_{k+1} \perp \mathcal{L}$ - ортогональна пространству \mathcal{L} . Все это звучит довольно странно, пока мы не ввели \mathcal{K} и \mathcal{L} .

Теорема

Для произвольного вектора $z \in \mathcal{R}^N$ вектор k^* является решением задачи

$$k^* = \arg \min_{k \in \mathcal{K}} \langle z - k, z - k \rangle$$

тогда и только тогда, когда

$$\langle z - k^*, y \rangle = 0, \quad \forall y \in \mathcal{K}.$$

Доказательство.

Пусть P - ортогональный проектор на \mathcal{K} : $Pz \in \mathcal{K}$, $z - Pz \in \mathcal{K}^\perp$. Тогда

$$\langle z - k, z - k \rangle = \|z - k\|^2 = \|z - Pz + Pz - k\|^2 = \|z - Pz\|^2 + \|Pz - k\|^2$$

$$\implies \|z - k\|^2 \geq \|z - Pz\|^2 \text{ а равенство при } k^* = Pz$$



Задача (Минимизация функционала)

Пусть $\mathcal{L} = \mathcal{K}$. Задача минимизации энергетической нормы ошибки:

$$\forall x \in \mathcal{R}^N : x_{k+1} = \arg \min_{\tilde{x} - x_k \in \mathcal{K}} \langle x - \tilde{x}, x - \tilde{x} \rangle_A$$

Определение (матричное скалярное произведение)

Для $A > 0$: $\langle x, y \rangle_A = \langle Ax, y \rangle = \langle x, Ay \rangle$.

Определение (метод Галеркина)

По теореме перейдем к проекционной задаче $\forall y \in \mathcal{K} : \langle z - k^*, y \rangle_A = 0$ с $z = x - x_k \in \mathcal{K}$ и $k^* = x_{k+1} - x_k (= \tilde{x})$:

$$\langle z - k^*, y \rangle_A = \langle A(x - x_k - k^*), y \rangle = \langle b - Ax_{k+1}, y \rangle$$

$\implies x_{k+1}$ - результат проекционного алгоритма.

Определение (Подпространство Крылова)

Подпространство векторов $\mathcal{K}^m = \{r_0, Ar_0, \dots, A^{m+1}r_0\}$ называется *подпространством Крылова* порядка m , где x_0 - начальное приближение и $r_0 = b - Ax_0$ - начальная невязка.

Метод сопряженных градиентов - проекционный метод с $\mathcal{L} = \mathcal{K} = \mathcal{K}^m$ и $A > 0$. Каждое следующее приближение имеет вид

$$x_m = x_0 + \sum_{i=1}^m c_i A^{i-1} r_0,$$

где коэффициенты c_i определяются условием $r_m = b - Ax_m \perp \mathcal{K}^m$.

Метод сопряженных градиентов: CG

Допустим, что в \mathcal{K}^m известен A -ортогональный базис:

$$\{k_1, \dots, k_m\} \in \mathcal{K}^m, \quad k_1 = r_0, \quad \forall i \neq j : \langle k_i, k_j \rangle_A = 0 \quad (1)$$

Тогда $\exists \alpha_1, \dots, \alpha_m$:

$$x_m = x_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i k_i, \quad r_m = b + A \left(x_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i k_i \right) \quad (2)$$

Из условия ортогональности $r_m \perp \mathcal{K}^m$ или $\langle r_{m-1} - \alpha_m A k_m, k_i \rangle = 0$ находим α_i :

$$\alpha_i = \frac{\langle r_{i-1}, k_i \rangle}{\langle A k_i, k_i \rangle}, \quad i \in \{1, m\}$$

Метод сопряженных градиентов: CG

Дополнение пространства \mathcal{K}^{n+1} :

$$\mathcal{K}^{n+1} = \{ \{r_0, Ar_0, \dots, A^{m-1}r_0\}, A^m r_0 \} = \{ \{k_1, \dots, k_m\}, k_{m+1} \}$$

Что означает $k_{m+1} = A^m r_0 + \sum_{i=1}^m \gamma_i k_i = r_m + \sum_{i=1}^m \beta_i k_i$. За счет A -ортогональности $\beta_i = 0, i < m$. Получим:

$$k_{m+1} = r_m + \beta_m k_m, \quad \beta_m = \frac{\langle r_m, Ak_m \rangle}{\langle Ak_m, k_m \rangle}.$$

Выражения для α_m, β_m можно упростить:

$$\alpha_m = \frac{\langle r_{m-1}, r_{m-1} \rangle}{\langle Ak_m, k_m \rangle}, \quad \beta_m = \frac{\langle r_m, r_m \rangle}{\langle r_{m-1}, r_{m-1} \rangle}$$

Все готово для алгоритма!

Алгоритм Алгоритм CG

- 1: задаем начальное приближение x_0
 - 2: $r_0 = b - Ax_0$
 - 3: $k_1 = r_0$
 - 4: $m = 1$
 - 5: **цикл пока** «не выполнен критерий остановки» **выполним**
 - 6:
$$\alpha_m = \frac{\langle r_{m-1}, r_{m-1} \rangle}{\langle Ak_m, k_m \rangle}$$
 - 7: $x_m = x_{m-1} + \alpha_m k_m$
 - 8: $r_m = r_{m-1} - \alpha_m Ak_m$
 - 9:
$$\beta_m = \frac{\langle r_m, r_m \rangle}{\langle r_{m-1}, r_{m-1} \rangle}$$
 - 10: $k_{m+1} = r_m + \beta_m k_m$
 - 11: $m = m + 1$
 - 12: **завершим цикл пока**
-

Спектральная теория сходимости

Для определения скорости сходимости сравним m итераций метода CG и метода Чебышева. Вспомним, что CG минимизирует энергитическую норму ошибки:

$$x_{m+1} = \arg \min_{\tilde{x} - x^m \in \mathcal{K}} \langle A(x - \tilde{x}), x - \tilde{x} \rangle.$$

Итерации метода Чебышева:

$$x_{m+1} = x_m - \tau_{m+1} (Ax_m - b),$$

Чебышевские параметры выбираются исходя из минимизации

$$P_m(A) = \prod_{i=1}^m (\mathbb{I} - \tau_i A)$$

связывающего ошибки $e_0 = x - x_0$ и $e_m = x - x_m$:

$$e_m = P_m(A)e_0 \implies \|e_m\| \leq \|P_m(A)\| \|e_0\|_A$$

Многочлен Чебышева

Спектральная норма $\|P_m(A)\|$:

$$\|P_m(A)\| = \sup_{t \in \text{Sp}(A)} |P_m(t)| \leq \max_{t \in [\lambda_1, \lambda_N]} |P_m(t)|,$$

где λ_1, λ_N - наибольшее и наименьшее собственное значение A .

Многочлен Чебышева от параметра t :

$$P_m(t) = \prod_{i=1}^m (1 - \tau_i t), \quad P_m(0) = 1.$$

Минимизирующий многочлен:

$$P_m(t) = T_m \left(\frac{\lambda_1 + \lambda_N}{\lambda_1 - \lambda_N} \right)^{-1} T_m \left(\frac{\lambda_1 + \lambda_N - 2t}{\lambda_1 - \lambda_N} \right),$$

Многочлен Чебышева первого рода:

$$T_m(x) = \frac{1}{2} \left(\left(x + \sqrt{x^2 - 1} \right)^m + \left(x + \sqrt{x^2 - 1} \right)^{-m} \right)$$

Многочлен Чебышева

Корни минимизирующего многочлена:

$$\tau_i = 2 \left(\lambda_1 + \lambda_N + (\lambda_1 - \lambda_N) \cos \left(\frac{\pi(2i+1)}{2m} \right) \right)^{-1}, \quad i \in \{1, m\}$$

При $x \in [0, 1]$: $T_m(x) \in [-1, 1]$:

$$\max_{t \in [\lambda_1, \lambda_N]} |P_m(t)| = T_m \left(\frac{\lambda_1 + \lambda_N}{\lambda_1 - \lambda_N} \right)^{-1} \leq \frac{2}{q^m + q^{-m}}$$

где

$$q = \frac{\sqrt{\lambda_1} - \sqrt{\lambda_N}}{\sqrt{\lambda_1} + \sqrt{\lambda_N}} = \frac{\sqrt{\mu(A)} - 1}{\sqrt{\mu(A)} + 1} \in [0, 1]$$

$\implies \|e_m\| \leq \frac{2\|e_0\|}{q^m + q^{-m}}$ - падение (A-)нормы ошибки за m итераций.

После m итераций метода CG для ошибки $\tilde{e}_m = x - x_m$ имеем:

$$\|\tilde{e}_m\| = \langle A\tilde{e}_m, \tilde{e}_m \rangle^{\frac{1}{2}} = \min_{x_m - x_0 \in \mathcal{K}} \|e_m\|_A \leq \frac{2\|e_0\|_A}{q^m + q^{-m}}.$$

В случай плохо обусловленных матриц $\mu(A) \gg 1$:

$$q \approx 1 - \frac{2}{\sqrt{\mu(A)}}$$

На практике метод CG за итерацию убирает крайние собственные значения системы: λ_1 и λ_N . Если собственные значения сильно разбросаны, то оценка очень пессимистична.

Оценка Капорина:

$$\|r_m\| \leq \left(K(A)^{\frac{1}{m}} - 1 \right)^{\frac{m}{2}} \|r_0\|, \quad K(A) = \frac{1}{\det(A)} \left(\frac{1}{N} \text{trace}(A) \right)^N$$

Алгоритм Алгоритм CG с предобуславливателем B

- 1: задаем начальное приближение x_0
 - 2: $r_0 = b - Ax_0$
 - 3: $k_1 = B^{-1}r_0$
 - 4: $m = 1$
 - 5: **цикл пока** «не выполнен критерий остановки» **выполним**
 - 6:
$$\alpha_m = \frac{\langle r_{m-1}, B^{-1}r_{m-1} \rangle}{\langle Ak_m, k_m \rangle}$$
 - 7: $x_m = x_{m-1} + \alpha_m k_m$
 - 8: $r_m = r_{m-1} - \alpha_m Ak_m$
 - 9:
$$\beta_m = \frac{\langle r_m, B^{-1}r_m \rangle}{\langle r_{m-1}, B^{-1}r_{m-1} \rangle}$$
 - 10: $k_{m+1} = B^{-1}r_m + \beta_m k_m$
 - 11: $m = m + 1$
 - 12: **завершим цикл пока**
-

Алгоритм Итерации Чебышева

- 1: оцениваем λ_1, λ_N по кругам Гершгорина
 - 2: $d = (\lambda_1 + \lambda_N)/2, c = (\lambda_1 - \lambda_N)/2$
 - 3: $x = x_0$
 - 4: $m = 1$
 - 5: **цикл пока** «не выполнен критерий остановки» **выполним**
 - 6: **если** $m \leq 2$ **то**
 - 7: $\alpha = 2d/(2d^2 - (m - 1)c^2)$
 - 8: **иначе**
 - 9: $\alpha = 1/(d - \alpha c^2/4)$
 - 10: **завершим если**
 - 11: $p = \alpha(b - Ax) + (\alpha d - 1)p$
 - 12: $x = x + p$
 - 13: $m = m + 1$
 - 14: **завершим цикл пока**
-

Предобуславливатель Якоби и Гаусса-Зейделя

Пусть $A = L + D + U$, где D - диагональная, а L, U^T - нижние треугольные без диагонали.

Итерация методом Якоби:

$$x_{k+1} = D^{-1} (b - (L + U)x_k) \quad (3)$$

Итерация методом Гаусса-Зейделя:

$$x_{k+1} = (D + L)^{-1} (b - Ux_k) \quad (4)$$

Симметричные итерации методом Гаусса-Зейделя:

$$\begin{aligned} x_{k+1/2} &= (D + L)^{-1} (b - Ux_k) \\ x_{k+1} &= (D + U)^{-1} (b - Lx_{k+1/2}) \end{aligned} \quad (5)$$

Несимметричные системы

Если $A \neq A^T$, то существует ряд методов: BiCGSTAB, GMRES, TFQMR

Конец