### Решение линейных систем

Бибердорф Э.А.

### Разрешимость системы

$$Ax = f,$$
  $A - n \times n$  матрица

Система разрешима 
$$\Leftrightarrow$$

$$\det A \neq 0$$

## Разрешимость системы

$$Ax=f, \qquad A-n\times n \ \text{матрица}$$
 
$$\det A\neq 0$$
 Система разрешима  $\iff$  
$$\mu(A)<\infty$$
 
$$\mu(A)=\sigma_{\mathsf{max}}/\sigma_{\mathsf{min}}$$

# Пример

Пусть A — матрица размера  $30 \times 30$ :

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & & & 0 \\ & 1 & 2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & 1 & 2 \\ 0 & & & & 1 \end{pmatrix},$$

 $\det(A) = 1 \neq 0$ 



Лекция 4

4 / 27

# Пример

Пусть  $\widetilde{\mathbf{A}}$  – возмущенная матрица:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & & & 0 \\ & 1 & 2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & 1 & 2 \\ \varepsilon & & & & 1 \end{pmatrix}, \qquad \varepsilon = 2^{-29} \approx 0,1810^{-8}$$

$$\det(\widetilde{A}) = \underbrace{1 \cdot 1 \dots 1}_{30 \text{ pas}} - \underbrace{2 \cdot 2 \dots 2}_{29 \text{ pas}} \cdot 2^{-29} = 0$$



5 / 27

Лекция 4 3 октября, 2022

# Пример

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & & & 0 \\ & 1 & 2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & 1 & 2 \\ 0 & & & & 1 \end{pmatrix},$$

$$\mu(A) = 2.1449 \cdot 10^9$$

Лекция 4

6 / 27

# Примеры

1) R размера  $M \times M$ :

$$R = \begin{pmatrix} 1 & -1 & \dots & -1 \\ 0 & 1 & \dots & -1 \\ & & \ddots & \ddots & \\ 0 & 0 & \ddots & 1 \end{pmatrix}.$$

Очевидно, что det(R) = 1, т. е. матрица невырождена и соответствуюпри любом М. При этом

$$\mu(\mathbf{R}) = \mathbf{M}2^{\mathbf{M}-1},$$

значит число обусловленности быстро растет с увеличением размера матрицы.

2) Пусть D – диагональная матрица размера  $M \times M$ :

$$D = diag(10^{-1}, \dots, 10^{-1}).$$

щая система уравнений разрешима Система с такой матрицей хорошо разрешима при любом М, при этом  $\mu(D) = 1$ , a det(D) =  $10^{-M}$ .

7 / 27

Лекция 4 3 октября, 2022

# Непрерывность числа обусловленности

#### Lemma

Если  $\mu(A) \frac{||\triangle A||}{||A||} < 1$ , то матрицы  $A + \triangle A$  и A обратимы одновременно.

Доказательство.

$$\begin{split} \mu(\mathbf{A} + \Delta \mathbf{A}) &= \frac{\sigma_{\mathsf{max}}(\mathbf{A} + \Delta \mathbf{A})}{\sigma_{\mathsf{min}}(\mathbf{A} + \Delta \mathbf{A})} \overset{\scriptscriptstyle{\mathsf{T}.}}{\leq} \frac{\mathsf{Be}_{\mathsf{MJS}}}{\sigma_{\mathsf{min}}(\mathbf{A}) - \|\Delta \mathbf{A}\|} \leq \frac{\mu(\mathbf{A}) + \|\Delta \mathbf{A}\|/\sigma_{\mathsf{min}}(\mathbf{A})}{1 - \|\Delta \mathbf{A}\|/\sigma_{\mathsf{min}}(\mathbf{A})} = \\ &= \frac{\mu(\mathbf{A}) + \mu(\mathbf{A})\|\Delta \mathbf{A}\|/\sigma_{\mathsf{max}}(\mathbf{A})}{1 - \mu(\mathbf{A})\|\Delta \mathbf{A}\|/\sigma_{\mathsf{max}}(\mathbf{A})} = \mu(\mathbf{A}) \frac{1 + \|\Delta \mathbf{A}\|/\|\mathbf{A}\|}{1 - \mu(\mathbf{A})\|\Delta \mathbf{A}\|/\|\mathbf{A}\|}. \end{split}$$

## Определитель и число обусловленности

Оказывается, с помощью числа обусловленности оценивается чувствительность самого определителя к возмущениям матрицы.

#### Lemma

Если  $A, \triangle A$  – матрицы размера  $M \times M,$  причем

$$M \mu(A) \frac{||\triangle A||}{||A||} < 1,$$

тогда

$$\left|\frac{\det(\mathrm{A}+\triangle\mathrm{A})-\det\mathrm{A}}{\det\mathrm{A}}\right| \leq \frac{\mathrm{M}\,\mu(\mathrm{A})\,\frac{||\triangle\mathrm{A}||}{||\mathrm{A}||}}{1-\mathrm{M}\,\mu(\mathrm{A})\,\frac{||\triangle\mathrm{A}||}{||\mathrm{A}||}}.$$

#### Lemma

$$\mathrm{M}\,\mu(\mathrm{A})\,rac{||\triangle\mathrm{A}||}{||\mathrm{A}||} < 1 \;\;\Rightarrow\;\; \left|rac{\det(\mathrm{A}+\triangle\mathrm{A})-\det\mathrm{A}}{\det\mathrm{A}}
ight| \leq rac{\mathrm{M}\,\mu(\mathrm{A})\,rac{||\triangle\mathrm{A}||}{||\mathrm{A}||}}{1-\mathrm{M}\,\mu(\mathrm{A})\,rac{||\triangle\mathrm{A}||}{||\mathrm{A}||}}.$$

Доказательство. Рассмотрим функцию  $\det(A + t\Delta A)$  на отрезке [0,1]. Эта функция 1) непрерывна, 2) не обращается в нуль (по предыдущей лемме). Следовательно на всем отрезке она сохраняет знак.

Имеет место представление  $|\det A| = \prod_{j=1}^N \sigma_j(A)$ .

$$\Rightarrow \ |\det(A+\triangle A)-\det A| = \left|\prod_{j=1}^M \sigma_j(A+\triangle A) - \prod_{j=1}^M \sigma_j(A)\right|.$$



Лекция 4 3 октября, 2022

$$\begin{split} |\det(A+\triangle A) - \det A| &= \left| \prod_{j=1}^M \sigma_j(A+\triangle A) - \prod_{j=1}^M \sigma_j(A) \right|. \\ \Rightarrow &\left. \frac{|\det(A+\triangle A) - \det A|}{|\det A|} = \left| \prod_{j=1}^N \frac{\sigma_j(A+\triangle A)}{\sigma_j(A)} - 1 \right|. \end{split}$$

В это равенство подставим оценки

$$\frac{\sigma_{j}(A + \triangle A)}{\sigma_{j}(A)} \stackrel{\text{т. Вейля}}{\leq} \frac{\sigma_{j}(A) + \sigma_{M}(\triangle A)}{\sigma_{j}(A)} \leq 1 + \frac{\sigma_{M}(\triangle A)}{\sigma_{1}(A)} = 1 + \mu(A) \frac{||\triangle A||}{||A||},$$

$$\frac{\sigma_{j}(A + \triangle A)}{\sigma_{j}(A)} \stackrel{\text{т. Вейля}}{\geq} \frac{\sigma_{j}(A) - \sigma_{M}(\triangle A)}{\sigma_{j}(A)} \geq 1 - \mu(A) \frac{||\triangle A||}{||A||}$$

и получим

$$\frac{|\det(A+\triangle A)-\det A|}{|\det A|} \leq \left(1+\mu(A)\frac{||\triangle A||}{||A||}\right)^M - 1.$$

Так как  $(1+x)^{M} \le 1/(1-Mx)$  при 0 < x < 1/M, то

$$\frac{|\det(A + \triangle A) - \det A|}{|\det A|} \le \left(1 + \mu(A)\frac{||\triangle A||}{||A||}\right)^{M} - 1 \le \frac{M \mu(A)\frac{||\triangle A||}{||A||}}{1 - M \mu(A)\frac{||\triangle A||}{||A||}}$$

при 
$$M \mu(A) \frac{||\triangle A||}{||A||} < 1.$$

Лемма доказана ◊

Таким образом, если число обусловленности матрицы велико, то ее определитель может резко изменяться при небольшом возмущении матрицы.

## Вспомогательное утверждение

Если 0 < x < 1/M, то  $(1+x)^M \le 1/(1-Mx)$ . Доказательство.

$$\begin{split} C_k^M &= \frac{M!}{k!(M-k)!} \leq \frac{M^k}{k!} \leq M^k \\ (1+x)^M &\leq 1 + Mx + M^2x^2 + \dots = \frac{1}{1-Mx} \end{split}$$

### Решение возмущенной системы

#### Theorem

Рассмотрим две системы:

$$Ax = f, \qquad A(x + \triangle x) = f + \triangle f, \qquad \|\triangle f\| \le \varphi \|f\|.$$

Тогда для возмущения решения верна оценка

$$\frac{\|\triangle \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \le \mu(\mathbf{A}) \frac{\|\triangle \mathbf{f}\|}{\|\mathbf{f}\|}.$$

Доказательство. Пусть  $\mu(A)$  – конечное число. Очевидно, что

$$A \triangle x = \triangle f, \qquad \triangle x = A^{-1} \triangle f.$$

$$\Rightarrow \quad \frac{\|\triangle x\|}{\|x\|} = \frac{\|A^{-1}\triangle f\|}{\|x\|} = \frac{\|Ax\|}{\|x\|} \frac{\|A^{-1}\triangle f\|}{\|\triangle f\|} \frac{\|\triangle f\|}{\|f\|}.$$

По определению нормы

$$\frac{\|Ax\|}{\|x\|} \leq \|A\|, \quad \frac{\|A^{-1}\triangle f\|}{\|\triangle f\|} \leq \|A^{-1}\| \diamond$$

Следующая теорема показывает, что число обусловленности выполняет роль коэффициента непрерывности решения и при возмущениях матрицы.

#### Theorem

Рассмотрим две системы:

$$Ax = f,$$
  $(A + \triangle A)(x + \triangle x) = f + \triangle f,$ 

причем возмущения матрицы и правой части системы подчинены неравенствам

$$\|\triangle A\| \le \alpha \|A\|, \qquad \alpha \mu(A) < 1, \qquad \|\triangle f\| \le \varphi \|f\|.$$

Тогда оценка возмущения решения имеет вид

$$\frac{\|\triangle x\|}{\|x\|} \le (\alpha + \varphi) \frac{\mu(A)}{1 - \alpha \mu(A)}.$$

### Вспомогательные леммы

### Lemma (Ряд Неймана)

Если  $\|A\| < 1$ , то

$$(I - A)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} A^{i}, \qquad (I + A)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} (-1)^{i} A^{i}$$

#### Lemma

Если 
$$\|\triangle A A^{-1}\| \le 1$$
, то

$$(A + \triangle A)^{-1} = A^{-1} - (A + \triangle A)^{-1} \triangle A A^{-1}$$



# Доказательство вспомогательной леммы

$$\begin{split} (A + \triangle A)^{-1} &= A^{-1} (I + \triangle A A^{-1})^{-1} = A^{-1} \left( \sum_{i=0}^{\infty} (-1)^i (\triangle A A^{-1})^i \right) = \\ &= A^{-1} \left( I + \sum_{i=1}^{\infty} (-1)^i (\triangle A A^{-1})^i \right) = A^{-1} \left( I - \left( \sum_{i=0}^{\infty} (-1)^i (\triangle A A^{-1})^i \right) \triangle A A^{-1} \right) = \\ &= A^{-1} \left( I - (I + \triangle A A^{-1})^{-1} \triangle A A^{-1} \right) = A^{-1} - (A + \triangle A)^{-1} \triangle A A^{-1} \end{split}$$

#### Theorem

$$\|\triangle A\| \le \alpha \|A\|, \quad \|\triangle f\| \le \varphi \|f\| \quad \Rightarrow \quad \frac{\|\triangle x\|}{\|x\|} \le (\alpha + \varphi) \frac{\mu(A)}{1 - \alpha \mu(A)}.$$

По вспомогательной лемме

$$(A + \triangle A)^{-1} = A^{-1} - (A + \triangle A)^{-1} \triangle A A^{-1},$$

что приводит к равенству

$$(A+\triangle A)^{-1}f-A^{-1}f=(A+\triangle A)^{-1}f-x=-(A+\triangle A)^{-1}\triangle A\ A^{-1}f.$$

Используя свойства норм, получаем оценку

$$\|(A + \triangle A)^{-1}f - x\| \le \|(A + \triangle A)^{-1}\| \|\triangle A\| \|x\|.$$



18 / 27

Лекция 4 3 октября, 2022

Далее

$$\begin{split} \|\widetilde{x} - x\| &= \|(A + \triangle A)^{-1}(f + \triangle f) - x\| \le \|(A + \triangle A)^{-1}f - x\| + \|(A + \triangle A)^{-1}\triangle f\| \\ &\le \|(A + \triangle A)^{-1}\| \|\triangle A\| \|x\| + \|(A + \triangle A)^{-1}\| \|\triangle f\| = \\ &= \|(A + \triangle A)^{-1}\| (\|\triangle A\| \|x\| + \|\triangle f\|) \,. \end{split}$$

Разделим это неравенство на ||x||

$$\frac{\|\widetilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \le \|(\mathbf{A} + \triangle \mathbf{A})^{-1}\| \left( \|\triangle \mathbf{A}\| + \frac{\|\triangle \mathbf{f}\|}{\|\mathbf{f}\|} \frac{\|\mathbf{f}\|}{\|\mathbf{x}\|} \right) \le$$

$$\le \|(\mathbf{A} + \triangle \mathbf{A})^{-1}\| \left( \alpha \|\mathbf{A}\| + \varphi \frac{\|\mathbf{A}\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \right) \le$$

$$(\alpha + \varphi) \|\mathbf{A}\| \|(\mathbf{A} + \triangle \mathbf{A})^{-1}\|$$

Во-первых,

$$\|(\mathbf{A} + \triangle \mathbf{A})^{-1}\| = \sigma_{\mathsf{max}} \left( (\mathbf{A} + \triangle \mathbf{A})^{-1} \right) = \frac{1}{\sigma_{\mathsf{min}} (\mathbf{A} + \triangle \mathbf{A})}.$$

Во-вторых,

$$\sigma_{\mathsf{min}}(A + \triangle A) \geq \sigma_{\mathsf{min}}(A) - \|\triangle A\| \geq \sigma_{\mathsf{min}}(A) - \alpha \|A\| = \sigma_{\mathsf{min}}(A) - \alpha \sigma_{\mathsf{max}}(A).$$

Следовательно,

$$\begin{split} \|(A+\triangle A)^{-1}\| &= \frac{1}{\sigma_{\mathsf{min}}(A+\triangle A)} \leq \frac{1}{\sigma_{\mathsf{min}}(A) - \alpha\sigma_{\mathsf{max}}(A)} = \frac{1}{\sigma_{\mathsf{min}}(A)(1-\alpha\mu(A))}, \\ \|A\| \, \|(A+\triangle A)^{-1}\| &\leq \frac{\mu(A)}{1-\alpha\mu(A)} \end{split}$$

20 / 27

Лекция 4 3 октября, 2022

Витоге

$$\frac{\|\widetilde{x} - x\|}{\|x\|} \le (\alpha + \varphi) \|A\| \|(A + \triangle A)^{-1}\| \le (\alpha + \varphi) \frac{\mu(A)}{1 - \alpha\mu(A)}.$$

Что и требовалось доказать. ◊

### Решение систем

Пример. Приведем матрицу к треугольному виду, используя метод Гаусса:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 3 & 7 & 1 \\ 4 & 0 & 5 \end{pmatrix} \quad \Rightarrow \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & -8 \\ 0 & 0 & 71 \end{pmatrix}.$$

Оказывается,  $\mu(A)\approx 6,37,$  а  $\mu(B)\approx 173,89,$  т. е. число обусловленности системы за 3 шага метода Гаусса возросло почти в 30 раз.

Вывод: желательно использовать ортогональные преобразования, которые не ухудшают число обусловленности.

Для того, чтобы решить линейную систему

$$Ax = f$$

преобразуем ее по приведенному выше алгоритму к двухдиагональному виду PAQ = D, тогда  $PAQQ^*x = Pf$  и исходная система получает представление

$$Dy = h,$$
 где  $y = Q^*x, h = Pf.$ 

Затем решается двухдиагональная система  $y = D^{-1}h$  по формулам

$$\begin{cases} d_1y_1 + b_2y_2 = h_1, \\ d_2y_2 + b_3y_3 = h_2, \\ \dots \\ d_{N-1}y_{N-1} + b_Ny_N = h_{N-1}, \\ d_Ny_N = h_N. \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} y_N = h_N/d_N, \\ y_{k-1} = (h_{k-1} - b_ky_k)/d_{k-1} \end{cases}$$

и из ее решения восстанавливается решение исходой системы:

$$x = Qy$$
.

Лекция 4

Существует гарантированная оценка точности  $\|x - x^{[c]}\| \le \epsilon_x(A, f) \|x\|_{\frac{1}{2}}$ 

3 октября, 2022

# Пример.

Матрица размера  $30 \times 30$ 

$$D_{30} = \begin{pmatrix} 7/5 & 11/3 & & 0 \\ & & \ddots & \\ & & 7/5 & 11/3 \\ 0 & & 7/5 \end{pmatrix}$$

Компоненты правой части:

$$f_k = \frac{152k+118}{15(2k+1)(2k+3)}, \quad f_N = \frac{7}{5(2N+1)}.$$

Точное решение системы:  $x_k = 1/(2k + 1)$ .

Обусловленность и гарантированная оценка точности

$$\mu(D_{30}) = 5,71728810^{12}, \ \epsilon_x(D) = 9,5587510^{-3}.$$

Реальная относительная погрешность

$$||\mathbf{x}^{[c]} - \mathbf{x}||/||\mathbf{x}|| = 3,52535 \, 10^{-6}.$$

# Переопределенные системы, N > M

$$Ax + r = f,$$
  $N > M$ 

Обобщенное решение - решение, минимизирующее норму невязки. Нормальное решение - решение с минимальной нормой.

# Переопределенные системы, N > M

$$Ax + r = f,$$
  $N > M$ 

Приводим матрицу к двухдиагональному виду

$$B = PAQ = \begin{pmatrix} D \\ \cdots \\ 0 \end{pmatrix}.$$

Замена  $y=Q^*x,\; \rho=\Pr,\; h=\Pr$  приводит систему к виду  $By+\rho=h.$ 

$$\rho = \begin{pmatrix} \rho^{(1)} \\ \rho^{(2)} \end{pmatrix}, \qquad h = \begin{pmatrix} h^{(1)} \\ h^{(2)} \end{pmatrix}, \qquad \left\{ \begin{array}{c} \mathrm{Dy} + \rho^{(1)} = h^{(1)}, \\ \rho^{(2)} = h^{(2)}. \end{array} \right.$$

Единственный способ минимизировать невязку:  $\rho^{(1)} = 0$ . Тогда  $Dv = h^{(1)}$  обобщенное решение у единственно.

Обратная замена:

$$x = Qy,$$
  $r = P^* \rho = P^* \begin{pmatrix} 0 \\ h^{(2)} \end{pmatrix}$ 

Т.о., обобщенное нормальное решение переопределенной системы существует и единственно.

# Недоопределенные системы, N < M

Ортогональная двухдиагонализация

$$B = PAQ = \left(D.0\right).$$

Замена  $y = Q^*x$ ,  $\rho = Pr$ , h = Pf приводит к системе By = h:

$$Dy^{(1)} + 0 * y^{(2)} + \rho = h$$

Минимизация невязки  $\rho = 0$ . Минимизация нормы решения  $v^{(2)} = 0$ .

 $y^{(1)}$  определяется единственным образом

$$Dv^{(1)} = h.$$

Вывод: обобщенное нормальное решение существует и единственно

