Numerikus módszerek 1.

7. előadás: LER érzékenysége

Dr. Bozsik József

Tartalomjegyzék

- Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- **5** Relatív maradék
- 6 Matlab példák

Tartalomjegyzék

- 1 Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- 6 Relatív maradék
- 6 Matlab példák

Definíció: mátrixok kondíciószáma

Adott $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ invertálható mátrix és $\|.\|$ mátrixnorma esetén a cond $(A) := \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ mennyiséget az A mátrix kondíciószámának nevezzük. (Jele néha $\kappa(A)$. [kappa])

Definíció: mátrixok kondíciószáma

Adott $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ invertálható mátrix és $\|.\|$ mátrixnorma esetén a cond $(A) := \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ mennyiséget az A mátrix kondíciószámának nevezzük. (Jele néha $\kappa(A)$. [kappa])

Megjegyzés:

• Csak invertálható mátrixokra értelmes.

Definíció: mátrixok kondíciószáma

Adott $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ invertálható mátrix és $\|.\|$ mátrixnorma esetén a cond $(A) := \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ mennyiséget az A mátrix kondíciószámának nevezzük. (Jele néha $\kappa(A)$. [kappa])

Meg jegyzés:

- Csak invertálható mátrixokra értelmes.
- Értéke függ a norma választásától.
 (Pl. cond₁(A), cond₂(A),...)

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 1. rész

a Indukált mátrixnorma esetén cond $(A) \ge 1$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 1. rész

- a Indukált mátrixnorma esetén cond $(A) \ge 1$.
- **b** cond $(c \cdot A) = \text{cond } (A), \quad (c \in \mathbb{R}, c \neq 0).$

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 1. rész

- a Indukált mátrixnorma esetén cond $(A) \ge 1$.
- **b** cond $(c \cdot A) = \text{cond } (A), \quad (c \in \mathbb{R}, c \neq 0).$
- **c** Ha Q ortogonális, akkor cond $_2(Q)=1$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 1. rész

- a Indukált mátrixnorma esetén cond $(A) \ge 1$.
- **b** cond $(c \cdot A) = \text{cond } (A), \quad (c \in \mathbb{R}, c \neq 0).$
- **G** Ha Q ortogonális, akkor cond $_2(Q) = 1$.

a
$$1 = ||I|| = ||A \cdot A^{-1}|| \le ||A|| \cdot ||A^{-1}|| = \text{cond}(A)$$
.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 1. rész

- a Indukált mátrixnorma esetén cond $(A) \ge 1$.
- **b** cond $(c \cdot A) = \text{cond } (A), \quad (c \in \mathbb{R}, c \neq 0).$
- **G** Ha Q ortogonális, akkor cond $_2(Q) = 1$.

a
$$1 = ||I|| = ||A \cdot A^{-1}|| \le ||A|| \cdot ||A^{-1}|| = \text{cond}(A)$$
.

6 cond
$$(cA) = ||cA|| \cdot ||(cA)^{-1}|| = ||cA|| \cdot ||\frac{1}{c}A^{-1}|| = ||c|| \cdot ||A|| \cdot \frac{1}{|c|} \cdot ||A^{-1}|| = cond(A).$$

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 1. rész

- a Indukált mátrixnorma esetén cond $(A) \ge 1$.
- **b** cond $(c \cdot A) = \text{cond } (A), \quad (c \in \mathbb{R}, c \neq 0).$
- **6** Ha Q ortogonális, akkor cond $_2(Q) = 1$.

a
$$1 = ||I|| = ||A \cdot A^{-1}|| \le ||A|| \cdot ||A^{-1}|| = \text{cond}(A)$$
.

6 cond
$$(cA) = ||cA|| \cdot ||(cA)^{-1}|| = ||cA|| \cdot ||\frac{1}{c}A^{-1}|| = ||c|| \cdot ||A|| \cdot \frac{1}{|c|} \cdot ||A^{-1}|| = cond(A).$$

$$\begin{array}{l} \textbf{6} \ \, \|Q\|_2 = \sup_{x \neq 0} \frac{\|Qx\|_2}{\|x\|_2} = \sup_{x \neq 0} \frac{\sqrt{x^\top Q^\top Q x}}{\sqrt{x^\top x}} = 1 \\ \, \|Q^{-1}\|_2 = \left\|Q^\top\right\|_2 = 1, \quad \operatorname{cond}_2(Q) = 1 \end{array}$$

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

1 Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

- **1** Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- **a** Ha A szimm., pozitív definit, akkor cond $_2(A) = \frac{\max \lambda_i(A)}{\min \lambda_i(A)}$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

- **1** Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- **a** Ha A szimm., pozitív definit, akkor cond $_2(A) = \frac{\max \lambda_i(A)}{\min \lambda_i(A)}$.
- **i** Ha A invertálható, akkor cond $(A) \ge \frac{\max|\lambda_i(A)|}{\min|\lambda_i(A)|}$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

- **1** Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- **1** Ha A szimm., pozitív definit, akkor cond $_2(A) = \frac{\max \lambda_i(A)}{\min \lambda_i(A)}$.
- **i** Ha A invertálható, akkor cond $(A) \ge \frac{\max|\lambda_i(A)|}{\min|\lambda_i(A)|}$.

6 Eml.:
$$||A||_2 = \sqrt{\max \lambda_i(A^\top A)}$$
.
 De $\lambda_i(A^\top A) = \lambda_i(A^2) = (\lambda_i(A))^2$, így $||A||_2 = \max |\lambda_i(A)|$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

- **1** Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- **a** Ha A szimm., pozitív definit, akkor cond $_2(A) = \frac{\max \lambda_i(A)}{\min \lambda_i(A)}$.
- **i** Ha A invertálható, akkor cond $(A) \ge \frac{\max|\lambda_i(A)|}{\min|\lambda_i(A)|}$.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

- **d** Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- **a** Ha A szimm., pozitív definit, akkor cond $_2(A) = \frac{\max \lambda_i(A)}{\min \lambda_i(A)}$.
- **i** Ha A invertálható, akkor cond $(A) \ge \frac{\max|\lambda_i(A)|}{\min|\lambda_i(A)|}$.

- **1** Eml.: $\|A\|_2 = \sqrt{\max \lambda_i(A^\top A)}$. De $\lambda_i(A^\top A) = \lambda_i(A^2) = (\lambda_i(A))^2$, így $\|A\|_2 = \max |\lambda_i(A)|$. Az inverzre: $\|A^{-1}\|_2 = \max |\lambda_i(A^{-1})| = \frac{1}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- O A pozitiv definitség miatt nem kell abszolút érték.

Állítás: a kondíciószám tulajdonságai – 2. rész

- **d** Ha A szimmetrikus, akkor cond $_2(A) = \frac{\max |\lambda_i(A)|}{\min |\lambda_i(A)|}$.
- **6** Ha A szimm., pozitív definit, akkor cond $_2(A) = \frac{\max \lambda_i(A)}{\min \lambda_i(A)}$.
- **i** Ha A invertálható, akkor cond $(A) \ge \frac{\max|\lambda_i(A)|}{\min|\lambda_i(A)|}$.

- **6** Eml.: $\|A\|_2 = \sqrt{\max \lambda_i} (A^{\top}A)$. De $\lambda_i (A^{\top}A) = \lambda_i (A^2) = (\lambda_i (A))^2$, így $\|A\|_2 = \max |\lambda_i (A)|$. Az inverzre: $\|A^{-1}\|_2 = \max |\lambda_i (A^{-1})| = \frac{1}{\min |\lambda_i (A)|}$.
- a A pozitiv definitség miatt nem kell abszolút érték.

$$\|A\| \geq \varrho(A) = \max |\lambda_i(A)|, \ \|A^{-1}\| \geq \varrho(A^{-1}) = \frac{1}{\min |\lambda_i(A)|}.$$



Tartalomjegyzék

- 1 Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- 6 Relatív maradék
- 6 Matlab példák

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a jobb oldalt, azaz a vektort kicsit megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, . . .)

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a jobb oldalt, azaz a vektort *kicsit* megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, ...)

1 Eredeti:

adott A és b, kiszámíthatjuk a megoldást: x.

$$Ax = b$$

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a jobb oldalt, azaz a vektort *kicsit* megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, ...)

- 1 Eredeti:
 - adott A és b, kiszámíthatjuk a megoldást: x.
 - Ax = b
- Módosult:

adott A és $b + \Delta b$, kiszámíthatjuk a megoldást: $x + \Delta x$.

$$A(x + \Delta x) = (b + \Delta b)$$

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a jobb oldalt, azaz a vektort *kicsit* megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, . . .)

- 1 Eredeti:
 - adott A és b, kiszámíthatjuk a megoldást: x.
 - Ax = b
- Módosult:

adott A és $b + \Delta b$, kiszámíthatjuk a megoldást: $x + \Delta x$. $A(x + \Delta x) = (b + \Delta b)$

Nyilván a megoldás is kicsit más lesz...

Példa:

Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Példa:

• Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ \, x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Módosult:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot (x + \Delta x) = \begin{bmatrix} 4.11 \\ 9.7 \end{bmatrix}$$

Példa:

Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ \, x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Módosult:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot (x + \Delta x) = \begin{bmatrix} 4.11 \\ 9.7 \end{bmatrix}$$

8

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.34 \\ 0.97 \end{bmatrix}$$



Példa:

Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ \, x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Módosult:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot (x + \Delta x) = \begin{bmatrix} 4.11 \\ 9.7 \end{bmatrix}$$

8

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.34 \\ 0.97 \end{bmatrix}$$

4 Mi történt?

Hogyan jellemezhető a megoldás megváltozása a jobb oldal megváltozásához képest?

• Mennyire változott a jobb oldal:

$$\delta b := \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} = 9.4959e - 004.$$

- Emiatt mennyire változik a megoldás: $\delta x := \frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} = 1.1732$.
- Vizsgáljuk a kettő hányadosát: $\frac{\delta x}{\delta h} = 1235.5$.
- cond(A) = 1623

Tétel: LER érzékenysége a jobb oldal pontatlanságára

Ha A invertálható és $b \neq 0$, akkor illeszkedő normákban

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

azaz

$$\frac{1}{\operatorname{cond}(A)} \cdot \delta b \le \delta x \le \operatorname{cond}(A) \cdot \delta b.$$

Tétel: LER érzékenysége a jobb oldal pontatlanságára

Ha A invertálható és $b \neq 0$, akkor illeszkedő normákban

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

azaz

$$\frac{1}{\operatorname{cond}(A)} \cdot \delta b \le \delta x \le \operatorname{cond}(A) \cdot \delta b.$$

Biz.:

1 $A(x + \Delta x) = (b + \Delta b)$ -ből vonjuk ki az Ax = b LER-t, így $A\Delta x = \Delta b$.



Tétel: LER érzékenysége a jobb oldal pontatlanságára

Ha A invertálható és $b \neq 0$, akkor illeszkedő normákban

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

azaz

$$\frac{1}{\operatorname{cond}(A)} \cdot \delta b \le \delta x \le \operatorname{cond}(A) \cdot \delta b.$$

- **1** $A(x + \Delta x) = (b + \Delta b)$ -ből vonjuk ki az Ax = b LER-t, így $A\Delta x = \Delta b$.
- **2** Viszont $x = A^{-1}b$ és $\Delta x = A^{-1}\Delta b$ is teljesül.



Biz. (folytatás):

$$b = Ax$$
, $x = A^{-1}b$, $\Delta b = A\Delta x$, $\Delta x = A^{-1}\Delta b$.

Biz. (folytatás):

$$b = Ax$$
, $x = A^{-1}b$, $\Delta b = A\Delta x$, $\Delta x = A^{-1}\Delta b$.

- 4 Bármely egyenlőségnél vehetjük a normát. (A vektornormához illeszkedő mátrixnormát használunk.)
 - **a** $||b|| = ||Ax|| \Rightarrow ||b|| \le ||A|| \cdot ||x|| \Rightarrow ||x|| \ge \frac{||b||}{||A||}$

Biz. (folytatás):

$$b = Ax$$
, $x = A^{-1}b$, $\Delta b = A\Delta x$, $\Delta x = A^{-1}\Delta b$.

- 4 Bármely egyenlőségnél vehetjük a normát. (A vektornormához illeszkedő mátrixnormát használunk.)
 - **a** $||b|| = ||Ax|| \Rightarrow ||b|| \le ||A|| \cdot ||x|| \Rightarrow ||x|| \ge \frac{||b||}{||A||}$

Biz. (folytatás):

$$b = Ax$$
, $x = A^{-1}b$, $\Delta b = A\Delta x$, $\Delta x = A^{-1}\Delta b$.

- 4 Bármely egyenlőségnél vehetjük a normát. (A vektornormához illeszkedő mátrixnormát használunk.)
 - **3** $||b|| = ||Ax|| \Rightarrow ||b|| \le ||A|| \cdot ||x|| \Rightarrow ||x|| \ge \frac{||b||}{||A||}$

 - **c** $||x|| = ||A^{-1}b|| \Rightarrow ||x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||b||,$

Biz. (folytatás):

Tehát a 4-féle alak:

$$b = Ax$$
, $x = A^{-1}b$, $\Delta b = A\Delta x$, $\Delta x = A^{-1}\Delta b$.

- 4 Bármely egyenlőségnél vehetjük a normát. (A vektornormához illeszkedő mátrixnormát használunk.)
 - **a** $||b|| = ||Ax|| \Rightarrow ||b|| \le ||A|| \cdot ||x|| \Rightarrow ||x|| \ge \frac{||b||}{||A||}$

 - **G** $||x|| = ||A^{-1}b|| \Rightarrow ||x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||b||,$ **d** $||\Delta x|| = ||A^{-1}\Delta b|| \Rightarrow ||\Delta x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||\Delta b||.$

Biz. (folytatás):

Tehát a 4-féle alak:

$$b = Ax$$
, $x = A^{-1}b$, $\Delta b = A\Delta x$, $\Delta x = A^{-1}\Delta b$.

4 Bármely egyenlőségnél vehetjük a normát. (A vektornormához illeszkedő mátrixnormát használunk.)

3
$$||b|| = ||Ax|| \Rightarrow ||b|| \le ||A|| \cdot ||x|| \Rightarrow ||x|| \ge \frac{||b||}{||A||}$$

6
$$||x|| = ||A^{-1}b|| \Rightarrow ||x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||b||,$$

6
$$||x|| = ||A^{-1}b|| \Rightarrow ||x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||b||,$$

1 $||\Delta x|| = ||A^{-1}\Delta b|| \Rightarrow ||\Delta x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||\Delta b||.$

5 Az alsó becslés (b) és (c) alapján:

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \ge \frac{\frac{\|\Delta b\|}{\|A\|}}{\|A^{-1}\| \cdot \|b\|} = \frac{1}{\|A\| \cdot \|A^{-1}\|} \cdot \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|}.$$



Biz. (folytatás):

6 A felső becslés (a) $||x|| \ge \frac{||b||}{||A||}$ és (d) $||\Delta x|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||\Delta b||$ alapján:

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \le \frac{\|A^{-1}\| \cdot \|\Delta b\|}{\frac{\|b\|}{\|A\|}} = \|A\| \cdot \|A^{-1}\| \cdot \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|}.$$



Tartalomjegyzék

- 1 Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- 6 Relatív maradék
- 6 Matlab példák

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a bal oldalt, azaz a mátrixot kicsit megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, ...)

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a bal oldalt, azaz a mátrixot *kicsit* megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, ...)

1 Eredeti:

adott A és b, kiszámíthatjuk a megoldást: x.

$$Ax = b$$

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a bal oldalt, azaz a mátrixot *kicsit* megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, . . .)

1 Eredeti:

adott A és b, kiszámíthatjuk a megoldást: x.

$$Ax = b$$

Módosult:

adott $A + \Delta A$ és b, kiszámíthatjuk a megoldást: $x + \Delta x$.

$$(A + \Delta A)(x + \Delta x) = b$$

$$A \cdot x = b$$

Vizsgáljuk meg, hogy hogyan változik meg a LER megoldása, ha a bal oldalt, azaz a mátrixot *kicsit* megváltoztatjuk, "perturbáljuk"! (Mérési pontatlanság, kerekítési hiba, ...)

- 1 Eredeti:
 - adott A és b, kiszámíthatjuk a megoldást: x.
 - Ax = b
- Módosult:

adott $A + \Delta A$ és b, kiszámíthatjuk a megoldást: $x + \Delta x$. $(A + \Delta A)(x + \Delta x) = b$

Nyilván a megoldás is kicsit más lesz...

Példa:

Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Példa:

• Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ \ x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Módosult:

$$\begin{bmatrix} 4.11 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot (x + \Delta x) = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix}$$

Példa:

• Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ \, x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Módosult:

$$\begin{bmatrix} 4.11 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot (x + \Delta x) = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix}$$

8

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 2.94 \\ -2.85 \end{bmatrix}$$



Példa:

Eredeti:

$$\begin{bmatrix} 4.1 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot x = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix} \quad \rightarrow \quad \mathsf{megold\'as:} \ \, x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Módosult:

$$\begin{bmatrix} 4.11 & 2.8 \\ 9.7 & 6.6 \end{bmatrix} \cdot (x + \Delta x) = \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.7 \end{bmatrix}$$

8

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 2.94 \\ -2.85 \end{bmatrix}$$

4 Mi történt?

Hogyan jellemezhető a megoldás megváltozása a jobb oldal megváltozásához képest?

- Mennyire változott a mátrix: $\delta A := \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} = 7.8495e 004$.
- Emiatt mennyire változik a megoldás: $\delta x := \frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} = 3.4507.$
- Vizsgáljuk a kettő hányadosát: $\frac{\delta x}{\delta A} =$ 4396.1.
- cond(A) = 1623

Tétel: LER érzékenysége a mátrix pontatlanságára

Ha A invertálható, $b \neq 0$ és $\|\Delta A\| \cdot \|A^{-1}\| < 1$, akkor indukált mátrixnormában

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\|A\|\cdot \|A^{-1}\|}{1-\|\Delta A\|\cdot \|A^{-1}\|} \cdot \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}.$$

Tétel: LER érzékenysége a mátrix pontatlanságára

Ha A invertálható, $b \neq 0$ és $\|\Delta A\| \cdot \|A^{-1}\| < 1$, akkor indukált mátrixnormában

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \le \frac{\|A\| \cdot \|A^{-1}\|}{1 - \|\Delta A\| \cdot \|A^{-1}\|} \cdot \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}.$$

Lemma

Ha ||M|| < 1, akkor (I + M) invertálható és indukált mátrixnormában

$$||(I+M)^{-1}|| \leq \frac{1}{1-||M||}.$$

Tétel: LER érzékenysége a mátrix pontatlanságára

Ha A invertálható, $b \neq 0$ és $\|\Delta A\| \cdot \|A^{-1}\| < 1$, akkor indukált mátrixnormában

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\|A\|\cdot \|A^{-1}\|}{1-\|\Delta A\|\cdot \|A^{-1}\|} \cdot \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}.$$

Lemma

Ha ||M|| < 1, akkor (I + M) invertálható és indukált mátrixnormában

$$||(I+M)^{-1}|| \leq \frac{1}{1-||M||}.$$

Megj: A lemmához kell az indukált mátrixnorma.

Biz. lemma:

• Az I+M mátrix tényleg invertálható, hiszen $\varrho(M) \leq \|M\| < 1$, azaz M sajátértékeire: $|\lambda_i(M)| < 1$, vagyis az egységsugarú körön belül helyezkednek el. Meggondolható, hogy I+M sajátvektorai ugyanazok, mint M sajátvektorai, a sajátértékekre pedig $\lambda_i(I+M)=1+\lambda_i(M)$ teljesül, így I+M minden sajátértéke pozitív, következésképpen I+M invertálható.

Biz. lemma:

- Az I+M mátrix tényleg invertálható, hiszen $\varrho(M) \leq \|M\| < 1$, azaz M sajátértékeire: $|\lambda_i(M)| < 1$, vagyis az egységsugarú körön belül helyezkednek el. Meggondolható, hogy I+M sajátvektorai ugyanazok, mint M sajátvektorai, a sajátértékekre pedig $\lambda_i(I+M)=1+\lambda_i(M)$ teljesül, így I+M minden sajátértéke pozitív, következésképpen I+M invertálható.
- Vizsgáljuk most I + M inverzét, majd ennek normáját.

$$(I+M)^{-1} = I \cdot (I+M)^{-1} = (I+M-M)(I+M)^{-1} =$$

$$= I - M \cdot (I+M)^{-1},$$

$$\left\| (I+M)^{-1} \right\| \le \|I\| + \|M\| \cdot \left\| (I+M)^{-1} \right\|,$$

$$(1-\|M\|) \cdot \left\| (I+M)^{-1} \right\| \le \|I\| = 1 \implies \left\| (I+M)^{-1} \right\| \le \frac{1}{1-\|M\|}.$$

Biz. tétel: Az $(A+\Delta A)(x+\Delta x)=b$ LER-ből Ax=b-t kivonva $(A+\Delta A)\cdot \Delta x+\Delta A\cdot x=0$, másképp

$$(A + \Delta A) \cdot \Delta x = -\Delta A \cdot x,$$
$$A \cdot (I + A^{-1} \cdot \Delta A) \cdot \Delta x = -\Delta A \cdot x.$$

Biz. tétel: Az $(A + \Delta A)(x + \Delta x) = b$ LER-ből Ax = b-t kivonva $(A + \Delta A) \cdot \Delta x + \Delta A \cdot x = 0$, másképp

$$(A + \Delta A) \cdot \Delta x = -\Delta A \cdot x,$$

$$A \cdot (I + A^{-1} \cdot \Delta A) \cdot \Delta x = -\Delta A \cdot x.$$

Mivel feltevésünk szerint $\|A^{-1}\cdot\Delta A\|\leq \|A^{-1}\|\cdot\|\Delta A\|<1$, a lemma alapján mondhatjuk, hogy $(I+A^{-1}\cdot\Delta A)$ invertálható.

$$\Delta x = -(I + A^{-1} \cdot \Delta A)^{-1} A^{-1} \Delta A \cdot x$$

Biz. tétel: Az $(A + \Delta A)(x + \Delta x) = b$ LER-ből Ax = b-t kivonva $(A + \Delta A) \cdot \Delta x + \Delta A \cdot x = 0$, másképp

$$(A + \Delta A) \cdot \Delta x = -\Delta A \cdot x,$$
$$A \cdot (I + A^{-1} \cdot \Delta A) \cdot \Delta x = -\Delta A \cdot x.$$

Mivel feltevésünk szerint $||A^{-1} \cdot \Delta A|| \le ||A^{-1}|| \cdot ||\Delta A|| < 1$, a lemma alapján mondhatjuk, hogy $(I + A^{-1} \cdot \Delta A)$ invertálható.

$$\Delta x = -(I + A^{-1} \cdot \Delta A)^{-1} A^{-1} \Delta A \cdot x$$

Az inverz normájára adott becslésünket is felhasználva:

$$\begin{split} \|\Delta x\| &\leq \left\| (I+A^{-1}\cdot\Delta A)^{-1} \right\| \cdot \left\| A^{-1} \right\| \cdot \|\Delta A\| \cdot \|x\| \\ \frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} &\leq \frac{1}{1-\|A^{-1}\cdot\Delta A\|} \cdot \left\| A^{-1} \right\| \cdot \|\Delta A\| \leq \frac{\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}{1-\|A^{-1}\|\cdot\|\Delta A\|} \cdot \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}. \end{split}$$

Tétel átfogalmazás:

$$\frac{\|A\| \cdot \|A^{-1}\|}{1 - \|\Delta A\| \cdot \|A^{-1}\|} \cdot \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} =$$

Tétel átfogalmazás:

$$\begin{split} &\frac{\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}{1-\|\Delta A\|\cdot\|A^{-1}\|}\cdot\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} = \\ &= \frac{\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}{1-\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}\cdot\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}\cdot\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} = \end{split}$$

Tétel átfogalmazás:

$$\begin{split} &\frac{\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}{1-\|\Delta A\|\cdot\|A^{-1}\|}\cdot\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} = \\ &= \frac{\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}{1-\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}\cdot\|A\|\cdot\|A^{-1}\|}\cdot\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} = \\ &= \frac{\operatorname{cond}\left(A\right)}{1-\operatorname{cond}\left(A\right)\cdot\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}}\cdot\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}. \end{split}$$

Tartalomjegyzék

- 1 Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- 6 Relatív maradék
- 6 Matlab példák

Megjegyzés: egyesített tétel LER érzékenységéről

Ha az

$$A \cdot x = b$$

LER esetén mind a bal oldal mátrixa, mind a jobb oldal vektora megváltozik, és az így számolt megoldásra

$$(A + \Delta A) \cdot (x + \Delta x) = b + \Delta b$$

teljesül, akkor a következő becslés igazolható:

Megjegyzés: egyesített tétel LER érzékenységéről

Ha az

$$A \cdot x = b$$

LER esetén mind a bal oldal mátrixa, mind a jobb oldal vektora megváltozik, és az így számolt megoldásra

$$(A + \Delta A) \cdot (x + \Delta x) = b + \Delta b$$

teljesül, akkor a következő becslés igazolható:

$$\frac{\left\|\Delta x\right\|}{\left\|x\right\|} \leq \frac{\mathsf{cond}\left(A\right)}{1-\mathsf{cond}\left(A\right) \cdot \frac{\left\|\Delta A\right\|}{\left\|A\right\|}} \cdot \left(\frac{\left\|\Delta A\right\|}{\left\|A\right\|} + \frac{\left\|\Delta b\right\|}{\left\|b\right\|}\right).$$

Példa

Hogyan befolyásolja az LU-felbontás a feladat kondicionáltságát? Mutassuk meg, hogy nem javul.

Példa

Hogyan befolyásolja az LU-felbontás a feladat kondicionáltságát? Mutassuk meg, hogy nem javul.

•
$$Ax = b \Rightarrow LUx = b \Rightarrow Ly = b, Ux = y,$$

Példa

Hogyan befolyásolja az LU-felbontás a feladat kondicionáltságát? Mutassuk meg, hogy nem javul.

- $Ax = b \Rightarrow LUx = b \Rightarrow Ly = b, Ux = y,$
- $A = L \cdot U \quad \Rightarrow \quad ||A|| \leq ||L|| \cdot ||U||$

Példa

Hogyan befolyásolja az LU-felbontás a feladat kondicionáltságát? Mutassuk meg, hogy nem javul.

- $Ax = b \Rightarrow LUx = b \Rightarrow Ly = b, Ux = y,$
- $A = L \cdot U \quad \Rightarrow \quad ||A|| \leq ||L|| \cdot ||U||$
- $A^{-1} = U^{-1} \cdot L^{-1} \quad \Rightarrow \quad ||A^{-1}|| \le ||L^{-1}|| \cdot ||U^{-1}||$

Példa

Hogyan befolyásolja az LU-felbontás a feladat kondicionáltságát? Mutassuk meg, hogy nem javul.

- $Ax = b \Rightarrow LUx = b \Rightarrow Ly = b, Ux = y,$
- $A = L \cdot U \quad \Rightarrow \quad ||A|| \leq ||L|| \cdot ||U||$
- $A^{-1} = U^{-1} \cdot L^{-1} \quad \Rightarrow \quad ||A^{-1}|| \le ||L^{-1}|| \cdot ||U^{-1}||$
- $\operatorname{cond}(A) \leq \operatorname{cond}(L) \cdot \operatorname{cond}(U)$

Példa

Hogyan befolyásolja az LU-felbontás a feladat kondicionáltságát? Mutassuk meg, hogy nem javul.

Biz.:

- $Ax = b \Rightarrow LUx = b \Rightarrow Ly = b, Ux = y,$
- $A = L \cdot U \Rightarrow ||A|| \leq ||L|| \cdot ||U||$
- $A^{-1} = U^{-1} \cdot L^{-1} \quad \Rightarrow \quad ||A^{-1}|| \le ||L^{-1}|| \cdot ||U^{-1}||$
- $\operatorname{cond}(A) \leq \operatorname{cond}(L) \cdot \operatorname{cond}(U)$

Sőt előfordulhat, hogy cond (L), cond (U) >> cond (A), azaz bizonyos mátrixok esetén előfordulhat, hogy a Gauss-elimináció nagyon pontatlan eredményt ad.

Példa gyakorlatra

lgazoljuk, hogy a QR-felbontással a feladat kondicionáltsága nem változik.

Példa gyakorlatra

lgazoljuk, hogy a QR-felbontással a feladat kondicionáltsága nem változik.

Példa gyakorlatra

Igazoljuk, hogy a Cholesky-felbontással a feladat kondicionáltsága nem változik.

Példa gyakorlatra

lgazoljuk, hogy a QR-felbontással a feladat kondicionáltsága nem változik.

Példa gyakorlatra

Igazoljuk, hogy a Cholesky-felbontással a feladat kondicionáltsága nem változik.

Ez is mutatja a *QR*- és Cholesky-felbontáson alapuló módszerek stabilitását.

Tartalomjegyzék

- Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- 6 Relatív maradék
- 6 Matlab példák

Relatív maradék

A kondíciószám, csak a LER megoldás (vagyis a feladat) érzékenységét jellemzi, a megoldó algoritmusét nem. A megoldó módszer jellemzésére a maradékvektort használjuk. A kondíciószám, csak a LER megoldás (vagyis a feladat) érzékenységét jellemzi, a megoldó algoritmusét nem. A megoldó módszer jellemzésére a maradékvektort használjuk.

Definíció: reziduum- vagy maradékvektor

Legyen \tilde{x} az Ax = b LER egy közelítő megoldása. Ekkor az $r := b - A\tilde{x}$ vektort **reziduum**- vagy **maradékvektornak** nevezzük.

A kondíciószám, csak a LER megoldás (vagyis a feladat) érzékenységét jellemzi, a megoldó algoritmusét nem. A megoldó módszer jellemzésére a maradékvektort használjuk.

Definíció: reziduum- vagy maradékvektor

Legyen \tilde{x} az Ax = b LER egy közelítő megoldása. Ekkor az $r := b - A\tilde{x}$ vektort **reziduum**- vagy **maradékvektornak** nevezzük.

Látjuk, hogy a reziduum vektor könnyen számolható, alkalmazható direkt- és iterációs módszerek esetén is. Az utóbbi esetben leállási feltétel is készíthető a segítségével.

Definíció: relatív maradék

• Az $\eta:=\frac{\|r\|}{\|A\|\cdot\|\widetilde{x}\|}$ ([éta]) mennyiséget **relatív maradéknak** nevezzük.

Definíció: relatív maradék

- Az $\eta := \frac{\|r\|}{\|A\| \cdot \|\widetilde{x}\|}$ ([éta]) mennyiséget **relatív maradéknak** nevezzük.
- A stabilitás inverz megfogalmazása alapján a módszer stabil, ha az \widetilde{x} közelítő megoldáshoz tartozó $(A+\Delta A)\cdot\widetilde{x}=b$ LER csak kicsit perturbált az eredetihez képest, azaz $\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ kicsi.

Definíció: relatív maradék

- Az $\eta := \frac{\|r\|}{\|A\| \cdot \|\widetilde{x}\|}$ ([éta]) mennyiséget **relatív maradéknak** nevezzük.
- A stabilitás inverz megfogalmazása alapján a módszer stabil, ha az \widetilde{x} közelítő megoldáshoz tartozó $(A+\Delta A)\cdot\widetilde{x}=b$ LER csak kicsit perturbált az eredetihez képest, azaz $\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ kicsi.

 η értéke a közelítő megoldás ismeretében könnyen számolható. A továbbiakban ΔA ismerete nélkül szeretnénk becsléseket adni a nem ismert $\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ mennyiségre.

Tétel: becslés a relatív maradékra

Ha A invertálható, akkor illeszkedő mátrixnormában

$$\eta \leq \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|},$$

azaz ha η nagy, akkor $\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ is nagy.

Tétel: becslés a relatív maradékra

Ha A invertálható, akkor illeszkedő mátrixnormában

$$\eta \leq \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|},$$

azaz ha η nagy, akkor $\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ is nagy.

Biz.:
$$b = (A + \Delta A) \cdot \widetilde{x} = A \cdot \widetilde{x} + \Delta A \cdot \widetilde{x}$$
, innen $b - A \cdot \widetilde{x} = r = \Delta A \cdot \widetilde{x}$, a mátrixnorma illeszkedését felhasználva

$$||r|| \leq ||\Delta A|| \cdot ||\widetilde{x}||$$
.

Tétel: becslés a relatív maradékra

Ha A invertálható, akkor illeszkedő mátrixnormában

$$\eta \leq \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|},$$

azaz ha η nagy, akkor $\frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$ is nagy.

Biz.:
$$b = (A + \Delta A) \cdot \widetilde{x} = A \cdot \widetilde{x} + \Delta A \cdot \widetilde{x}$$
, innen $b - A \cdot \widetilde{x} = r = \Delta A \cdot \widetilde{x}$, a mátrixnorma illeszkedését felhasználva

$$||r|| \leq ||\Delta A|| \cdot ||\widetilde{x}||$$
.

A relatív maradékot becsülve

$$\eta = \frac{\|r\|}{\|A\| \cdot \|\widetilde{x}\|} \le \frac{\|\Delta A\| \cdot \|\widetilde{x}\|}{\|A\| \cdot \|\widetilde{x}\|} \le \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$$

Tétel: relatív maradék 2-es normában

Ha A invertálható, akkor

$$\eta_2 = \frac{\|\Delta A\|_2}{\|A\|_2}$$

Tétel: relatív maradék 2-es normában

Ha A invertálható, akkor

$$\eta_2 = \frac{\|\Delta A\|_2}{\|A\|_2}.$$

Biz.: Belátjuk, hogy

$$\Delta A = \frac{r\widetilde{x}^{\top}}{\widetilde{x}^{\top}\widetilde{x}}$$

jó lesz perturbációnak, vagyis \widetilde{x} egy ennyivel megváltoztatott mátrixú LER pontos megoldása.

Tétel: relatív maradék 2-es normában

Ha A invertálható, akkor

$$\eta_2 = \frac{\|\Delta A\|_2}{\|A\|_2}.$$

Biz.: Belátjuk, hogy

$$\Delta A = \frac{r\widetilde{x}^{\top}}{\widetilde{x}^{\top}\widetilde{x}}$$

jó lesz perturbációnak, vagyis \tilde{x} egy ennyivel megváltoztatott mátrixú LER pontos megoldása. Végezzük el a behelyettesítést:

$$(A + \Delta A) \cdot \widetilde{x} = \left(A + \frac{r\widetilde{x}^{\top}}{\widetilde{x}^{\top}\widetilde{x}}\right) \cdot \widetilde{x} =$$

$$= A\widetilde{x} + \frac{r\widetilde{x}^{\top}\widetilde{x}}{\widetilde{x}^{\top}\widetilde{x}} = A\widetilde{x} + (b - A\widetilde{x}) = b.$$

Biz.: folyt. Felhasználjuk, hogy

$$\left\| r\widetilde{\mathbf{x}}^{\top} \right\|_{2} = \left\| r \right\|_{2} \cdot \left\| \widetilde{\mathbf{x}} \right\|_{2}.$$

(Beadható HF-nak kitűzött feladat.)

Biz.: folyt. Felhasználjuk, hogy

$$\left\| r\widetilde{\mathbf{x}}^{\top} \right\|_{2} = \left\| r \right\|_{2} \cdot \left\| \widetilde{\mathbf{x}} \right\|_{2}.$$

(Beadható HF-nak kitűzött feladat.)

A relatív maradékot becsülve

$$\frac{\left\|\Delta A\right\|_{2}}{\left\|A\right\|_{2}} = \frac{\left\|r\widetilde{\mathbf{x}}^{\top}\right\|_{2}}{\left\|A\right\|_{2}\left\|\widetilde{\mathbf{x}}\right\|_{2}^{2}} = \frac{\left\|r\right\|_{2}\left\|\widetilde{\mathbf{x}}\right\|_{2}}{\left\|A\right\|_{2}\left\|\widetilde{\mathbf{x}}\right\|_{2}^{2}} = \frac{\left\|r\right\|_{2}}{\left\|A\right\|_{2}\left\|\widetilde{\mathbf{x}}\right\|_{2}} = \eta_{2}.$$

Biz.: folyt. Felhasználjuk, hogy

$$\left\| r\widetilde{\mathbf{x}}^{\top} \right\|_{2} = \left\| r \right\|_{2} \cdot \left\| \widetilde{\mathbf{x}} \right\|_{2}.$$

(Beadható HF-nak kitűzött feladat.)

A relatív maradékot becsülve

$$\frac{\|\Delta A\|_{2}}{\|A\|_{2}} = \frac{\left\|r\widetilde{\mathbf{x}}^{\top}\right\|_{2}}{\|A\|_{2}\|\widetilde{\mathbf{x}}\|_{2}^{2}} = \frac{\|r\|_{2}\|\widetilde{\mathbf{x}}\|_{2}}{\|A\|_{2}\|\widetilde{\mathbf{x}}\|_{2}^{2}} = \frac{\|r\|_{2}}{\|A\|_{2}\|\widetilde{\mathbf{x}}\|_{2}} = \eta_{2}.$$

Ha η_2 kicsi, akkor $\frac{\|\Delta A\|_2}{\|A\|_2}$ is kicsi.

Ha $\eta_2 < \varepsilon_1$, akkor ebben az adott aritmetikában pontosabb megoldás nem adható.

Tartalomjegyzék

- 1 Mátrixok kondíciószáma
- 2 Lineáris egyenletrendszer vektorának megváltozása
- 3 Lineáris egyenletrendszer mátrixának megváltozása
- 4 Egyesített tétel, szorzatfelbontások hatása
- 5 Relatív maradék
- 6 Matlab példák

Példák Matlab-ban



- Egy perturbált LER (jobboldala változik, mátrixa a Hilbert mátrix).
- $3 \operatorname{cond}_2(V_n)$ változása a méret függvényében.
- $oldsymbol{4}$ cond $_2(\text{tridiag}(-1,2,-1))$ változása a méret függvényében.
- $\mathbf{5}$ cond $_2(rand_n)$ változása a méret függvényében.

LER vektorának megváltozása

Példa:

Jelöljük H_5 -tel az 5×5 -ös Hilbert mátrixot.

$$H_5 = \left(\frac{1}{i+j-1}\right)_{i,j=1}^5 = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 & 1/3 & 1/4 & 1/5 \\ 1/2 & 1/3 & 1/4 & 1/5 & 1/6 \\ 1/3 & 1/4 & 1/5 & 1/6 & 1/7 \\ 1/4 & 1/5 & 1/6 & 1/7 & 1/8 \\ 1/5 & 1/6 & 1/7 & 1/8 & 1/9 \end{bmatrix}$$

1. Példa:

• Eredeti LER:

$$H_5 \cdot x = egin{bmatrix} 1/5 \\ 1/6 \\ 1/7 \\ 1/8 \\ 1/9 \end{bmatrix} \quad o \quad \mathsf{megold\'as:} \ x = egin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

1. Példa:

• Eredeti LER:

$$H_5 \cdot x = egin{bmatrix} 1/5 \\ 1/6 \\ 1/7 \\ 1/8 \\ 1/9 \end{bmatrix} \quad o \quad \mathsf{megold\'as:} \ x = egin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Módosult LER:

$$H_5 \cdot (x + \Delta x) = egin{bmatrix} 1/5 \\ 1/6 \\ 1/7 \\ 1/8 \\ 1/9 + 1/1000 \end{bmatrix}$$

1. Példa

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.6300 \\ -12.6000 \\ 56.7000 \\ -88.2000 \\ 45.1000 \end{bmatrix}$$

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.6300 \\ -12.6000 \\ 56.7000 \\ -88.2000 \\ 45.1000 \end{bmatrix}$$

 $oldsymbol{\delta} b = 0.0029$: a jobboldal relatív hibája

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.6300 \\ -12.6000 \\ 56.7000 \\ -88.2000 \\ 45.1000 \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{0}$ $\delta b = 0.0029$: a jobboldal relatív hibája
- 2 $\delta x = 114.4469$ a megoldás relatív hibája

A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.6300 \\ -12.6000 \\ 56.7000 \\ -88.2000 \\ 45.1000 \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{0}$ $\delta b = 0.0029$: a jobboldal relatív hibája
- 2 $\delta x = 114.4469$ a megoldás relatív hibája
- **3** a két mennyiség hányadosa: $\delta x/\delta b = 3.9006e + 004$

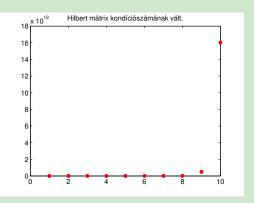
A módosult LER megoldása:
$$x + \Delta x = \begin{bmatrix} 0.6300 \\ -12.6000 \\ 56.7000 \\ -88.2000 \\ 45.1000 \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{0}$ $\delta b = 0.0029$: a jobboldal relatív hibája
- 2 $\delta x = 114.4469$ a megoldás relatív hibája
- 3 a két mennyiség hányadosa: $\delta x/\delta b = 3.9006e + 004$
- 4 ennek becslése a tétellel: $cond_2(H_5) = 4.7661e + 005$.

Hilbert mátrix kondíciószáma

2. Példa:

A Hilbert mátrix kondíciószámának változását vizsgáljuk:

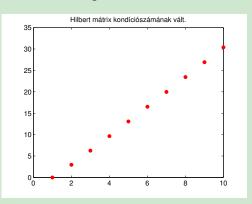


Nem sok látszik az ábrából, mintha csak az utolsó érték lenne nagy.

Hilbert mátrix kondíciószáma

2. Példa:

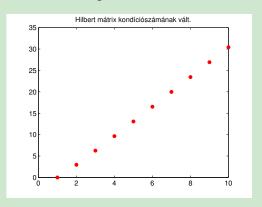
Vegyük a kondíciószámok logaritmusát!



Hilbert mátrix kondíciószáma

2. Példa:

Vegyük a kondíciószámok logaritmusát!

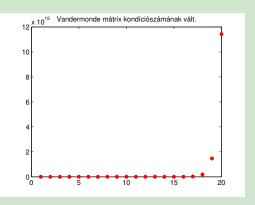


$$\operatorname{cond}_2(H_n) \approx \exp(3.1n) \approx 22^n$$

Vandermonde mátrix kondíciószáma

3. Példa:

A [0, 1] intervallum egyenletes felosztású pontjaiból képzett Vandermonde mátrix kondíciószámának változását vizsgáljuk:

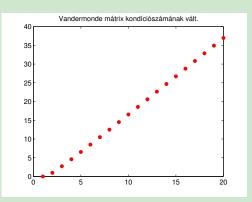


Nem sok látszik az ábrából, mintha csak az utolsó érték lenne nagy.

Vandermonde mátrix kondíciószáma

3. Példa:

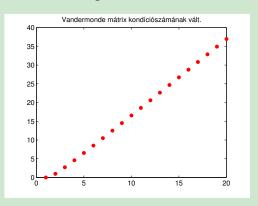
Vegyük a kondíciószámok logaritmusát!



Vandermonde mátrix kondíciószáma

3. Példa:

Vegyük a kondíciószámok logaritmusát!

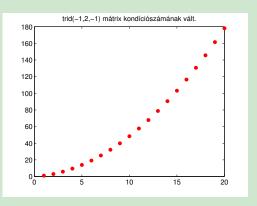


$$\operatorname{cond}_2(V_n) \approx \exp(1.85n) \approx (6.4)^n$$

A tridiag (-1, 2, -1) mátrix kondíciószáma

4. Példa:

A tridiag (-1,2,-1) mátrix kondíciószámának változását vizsgáljuk:

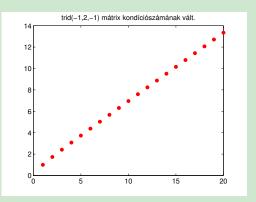


Az ábra alapján sejthető, hogy a növekedés a méret négyzetével arányos.

A tridiag (-1, 2, -1) mátrix kondíciószáma

4. Példa:

Vegyük a kondíciószámok gyökét!



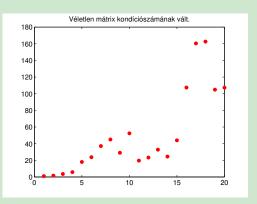
Elméletileg igazolható, hogy $\operatorname{cond}_2(\operatorname{tridiag}(-1,2,-1)) \approx \left(\tfrac{2(n+1)}{\pi}\right)^2.$



Véletlen mátrix kondíciószáma

5. Példa:

Véletlen mátrix kondíciószámának változását vizsgáljuk:



Az előző mátrixokhoz képest egész kicsi értékeket kaptunk.