

# Numerikus módszerek 2B.

8–9. előadás: Szinguláris felbontás, általánosított inverz

Dr. Bozsik József

ELTE IK

2020. november 5–12.

- 1 Szinguláris felbontás
- 2 Az általánosított inverz fogalma és előállítása
- 3 Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága
- 4 Legkisebb négyzetek módszere

- 1 Szinguláris felbontás
- 2 Az általánosított inverz fogalma és előállítása
- 3 Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága
- 4 Legkisebb négyzetek módszere

## Szemléltetés:

- Szimmetrikus  $A$  mátrix esetén  $\exists U$  unitér és  $D$  diagonális mátrix, melyre  $A = UDU^* \Leftrightarrow AU = UD$ .

Ez szemléletesen azt jelenti, hogy az  $A$  mátrix az  $u_1, \dots, u_n$  ONR-t a  $\lambda_1 u_1, \dots, \lambda_n u_n$  vektorokba viszi.

A kép vektorok ortogonalitása továbbra is megmarad.

- Nem szimmetrikus esetben ez nem lehetséges. Azt szeretnénk elérni, hogy  $A$  az értelmezési tartomány  $(\mathbb{R}^n)$   $v_1, \dots, v_r$  ortonormált vektorait (ahol  $r = \text{rang}(A)$ ) a képhalmaz  $(\mathbb{R}^m)$   $\sigma_1 u_1, \dots, \sigma_r u_r$  ortogonális vektoraiba vigye. Ekkor

$$A \cdot \begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ v_1 & & v_r \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ u_1 & & u_r \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \sigma_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \sigma_r \end{bmatrix}.$$

## Tétel: Szinguláris felbontás

Tetszőleges  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  esetén  $\exists U \in \mathbb{C}^{m \times m}$ ,  $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$  unitér mátrix és  $D \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , particionálva  $D = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ , hogy

$$A = UDV^*,$$

ahol  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$ ,  $r = \text{rang}(A)$  és  $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ .

## Definíció: Szinguláris értékek

A szinguláris felbontásbeli  $\sigma_1, \dots, \sigma_r > 0$  értékeket az  $A$  *szinguláris értékeinek* nevezzük.

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i(A^*A)} > 0, \quad (i = 1, \dots, r)$$

## Megjegyzések:

- Az  $A^*A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  és  $AA^* \in \mathbb{C}^{m \times m}$  pozitív sajátértékei azonosak.
- $A^*A$  sajátvektorai a  $V$  oszlopai és
- $AA^*$  sajátvektorai az  $U$  oszlopai.

## Speciális esetben: $m = n$ esetén

- $\sigma_1 = \max_{i=1}^n \sigma_i = \|A\|_2 = \|D\|_2,$
- $\|A\|_F^2 = \|D\|_F^2 = \sum_{i=1}^n \sigma_i^2.$

## Tétel: Lineáris transzformáció jellemzése

Tetszőleges  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  mátrix és  $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$  szinguláris értékek esetén  $\text{rang}(A) = r$ , továbbá  $\ker A = \text{span}\{u_1, \dots, u_r\}$  és  $\text{Im } A = \text{span}\{v_{r+1}, \dots, v_n\}.$

## Alkalmazási területei:

- 1 Többváltozós statisztikában a szóródási mátrix vizsgálata, a variancia tömörítése.
- 2 Nagy dokumentumhalmazokban való keresés és tematizálás (Főkomponens analízis, adatbányászat).
- 3 Geofizikai mérések elemzésénél.

## **Tétel:** Eckart–Young-tétel

Ha  $\text{rang}(A) = r$ , akkor a  $k$  rangú legjobb közelítése előállítható a szinguláris felbontásból

$$A_k = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T,$$

ahol  $\sigma_i$  az  $i$ . szinguláris értéket,  $u_i$  és  $v_i$  a bal és jobb szinguláris vektort jelöli. Ez a közelítés a 2-es és a Frobenius normában is a legjobb, a hibák:

$$\|A - A_k\|_F = \sqrt{\sum_{i=k+1}^r \sigma_i^2}$$
$$\|A - A_k\|_2 = \sigma_{k+1}.$$



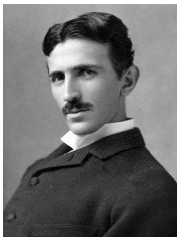
## Példa:

Vegyünk egy pixelformátumú szürkeárnyaltos fényképet és készítsünk belőle egy mátrixot, melynek minden eleme a kép egy pontjának árnyalatát adja meg. Legyen a mátrix rangja  $r$ .

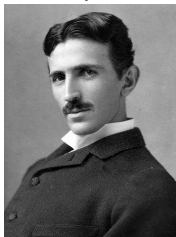
- Írjuk fel a mátrix szinguláris felbontását,
- majd abból készítsünk két olyan kép-mátrixot, hogy egyiknek  $r/2$ , másiknak 10 a rangja, és Frobenius-normában a legközelebb vannak az eredeti kép mátrixához.

# Alkalmazás jelfeldolgozásban

Eredeti



r / 2 rangú közelítés



10 rangú közelítés



- 1 Szinguláris felbontás
- 2 Az általánosított inverz fogalma és előállítása**
- 3 Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága
- 4 Legkisebb négyzetek módszere

## Definíció: Általánosított inverz

Az  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  mátrix *Moore-Penrose-féle általánosított (pszeudo) inverze* az  $A^+ \in \mathbb{C}^{n \times m}$  mátrix, ha

- 1  $AA^+$  önadjungált,
- 2  $A^+A$  önadjungált,
- 3  $AA^+A = A$ ,
- 4  $A^+AA^+ = A^+$ .

## Tétel:

$A^+$  egyértelmű.

## **Tétel:** Diagonális mátrix általánosított inverze

A  $D \in \mathbb{C}^{m \times n}$  diagonális mátrix általánosított inverze a  $D^+ \in \mathbb{C}^{n \times m}$  diagonális mátrix, ahol  $d_{ii}^+ = \frac{1}{d_{ii}}$ , ha  $d_{ii} \neq 0$ , különben 0 az értéke.

**Biz.:** Az 1)-4) tulajdonságokat kell ellenőrizni.

## **Tétel:** Az általánosított inverz előállítása

A szinguláris felbontás felhasználásával az  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  mátrix általánosított inverze a következő alakban állítható elő:

$$A^+ = VD^+U^*, \text{ ahol } D^+ \in \mathbb{C}^{n \times m} \text{ lásd az előző tételben.}$$

**Biz.:** Következik az előző tételből, az 1)-4) tulajdonságokat kell ellenőrizni.

**Tétel:** Túlhatározott teljes rangú eset

Legyen  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $m > n$  és  $r = \text{rang}(A) = n$ . Ekkor

$$A^+ = (A^*A)^{-1}A^*.$$

**Biz.:** Az 1)-4) tulajdonságokat kell ellenőrizni.

**Tétel:** Alulhatározott teljes rangú eset

Legyen  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $m < n$  és  $r = \text{rang}(A) = m$ . Ekkor

$$A^+ = A^*(AA^*)^{-1}.$$

**Biz.:** Az 1)-4) tulajdonságokat kell ellenőrizni.

- 1 Szinguláris felbontás
- 2 Az általánosított inverz fogalma és előállítása
- 3 Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága**
- 4 Legkisebb négyzetek módszere

# Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága

## **Definíció:** Általánosított megoldás

Legyen  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $b \in \mathbb{C}^m$ , ekkor az  $x^+ := A^+ b \in \mathbb{C}^n$  vektort az  $Ax = b$  LER általánosított megoldásának nevezzük.

### **Következmények:**

- Ha  $A$  túlhatározott és teljes rangú, akkor

$$x^+ = A^+ b = (A^* A)^{-1} A^* b \Leftrightarrow A^* A x^+ = A^* b.$$

Az  $A^* A x = A^* b$  LER-t Gauss-féle normálegyenleteknek nevezik,  $x^+$  a megoldása.

- Ha  $A$  alulhatározott és teljes rangú, akkor

$$x^+ = A^+ b = A^* \underbrace{(A A^*)^{-1}}_{=: y} b \Leftrightarrow A A^* y = b \text{ és } x^+ = A^* y.$$

- A fenti két esetben nem szükséges szinguláris felbontás az általánosított inverz előállításához.



# Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága

**Tétel:** Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága

①  $\|Ax - b\|_2 \geq \|Ax^+ - b\|_2, \quad \forall x \in \mathbb{C}^n.$

②  $H := \{x \in \mathbb{C}^n \mid \|Ax - b\|_2 = \|Ax^+ - b\|_2\}$ , akkor

$$\|x^+\|_2 < \|x\|_2 \quad \forall x \in \mathbb{C}^n, \quad x \neq x^+.$$

## Megjegyzések:

- ① Ha nem létezik megoldás, akkor a  $\|\cdot\|_2$  norma szerint  $b$ -hez legközelebbi pontot adó  $x^+$  az általánosított megoldás.
- ② Ha létezik megoldás, akkor az origóhoz legközelebbi megoldás az általánosított megoldás.

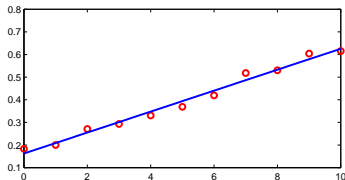
- 1 Szinguláris felbontás
- 2 Az általánosított inverz fogalma és előállítása
- 3 Az általánosított inverz approximációs tulajdonsága
- 4 Legkisebb négyzetek módszere**

## **Definíció:** A legkisebb négyzetek módszerének alapfeladata

Adottak az  $x_1, \dots, x_N \in [a; b]$  különböző alappontok,  
 $y_1, \dots, y_N \in \mathbb{R}$  függvényértékek vagy mérési eredmények. Olyan  
 $p_n \in P_n$  polinomot keresünk ( $n + 1 \leq N$ , általában  $N \gg n$ ), melyre

$$\sum_{i=1}^N (y_i - p_n(x_i))^2 \text{ minimális.}$$

A  $p_n$  polinomot *négyzetesen legjobban közelítő polinomnak* nevezzük.



Írjuk fel a  $p_n(x_i) = y_i$ , ( $i = 1, \dots, N$ ) LER-t mátrix alakban, ahol

$$p_n(x) := a_n x^n + \dots + a_1 x + a_0.$$

Vezessük be hozzá a következő jelöléseket:

$$A := \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^n \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_N & \dots & x_N^n \end{bmatrix}_{N \times (n+1)} \quad a := \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}_{n+1 \times 1} \quad y := \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}_{N \times 1}.$$

A kapott  $A \cdot a = y$  LER klasszikus értelemben nem oldható meg, különböző alappontok esetén  $\text{rang}(A) = n + 1$ , vagyis teljes rangú LER-t kaptunk, amit általánosított értelemben meg tudunk oldani.

Túlhatározott teljes rangú esetben az általánosított megoldásra a Gauss-féle normálegyenleteket kapjuk:

$$a^+ = A^+ y = (A^T A)^{-1} \cdot A^T y \Leftrightarrow A^T A \cdot a^+ = A^T y.$$

A szimmetrikus LER alakja:

$$\begin{bmatrix} N & \sum x_i & \cdots & \sum x_i^n \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \cdots & \sum x_i^{n+1} \\ \vdots & & & \vdots \\ \sum x_i^n & \sum x_i^{n+1} & \cdots & \sum x_i^{2n} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \vdots \\ \sum x_i^n y_i \end{bmatrix}.$$

Alkalmazzuk az approximációs tulajdonságot a LER-re:

$$\|A \cdot a^+ - y\|_2 \leq \|A \cdot a - y\|_2, \quad \forall a \in \mathbb{R}^{n+1}.$$

$$\|A \cdot a - y\|_2^2 = \sum_{i=1}^N (p_n(x_i) - y_i)^2 \rightarrow \text{minimalizálása},$$

így  $a^+$  a négyzetesen legjobban közelítő polinom együtthatóit adja.

## Megjegyzések:

- Ha  $A$  teljes rangú, akkor  $A^T A$  mindig szimmetrikus és invertálható.
- A LER alakja  $n = 1$  esetben:

$$\begin{bmatrix} N & \sum x_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \end{bmatrix}.$$

- Ha  $n = 1$  esetben  $\sum x_i = 0$ , akkor diagonális LER-t kapunk, melynek megoldása:

$$a_0 = \frac{1}{N} \sum y_i, \quad a_1 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2}.$$

A közgazdászok előszeretettel használják (lásd statisztika, regressziószámítás).

- A négyzetesen legjobban közelítő egyenes mindig átmegy az  $\left(\frac{1}{N} \sum x_i, \frac{1}{N} \sum y_i\right)$  (átlagokból álló) ponton. ( $n = 1$ -re a Gauss-féle normálegyenletek első sora épp ezt jelenti.)