Vybrané slajdy k přednášce z předmětu

NUMERICKÉ METODY (12NME1, 12NMEA)

na KFE FJFI ČVUT v Praze

2. Numerické metody lineární algebry

Pracovní verze, 21. února 2024. Bude průběžně aktualizováno.

!!! TOTO NEJSOU SKRIPTA!!!

Tento dokument není náhradou přednášek, pouze doplňkem. Neobsahuje všechna vysvětlení a odvození. Nepokrývá veškerou náplň předmětu, jejíž zvládnutí je nutné ke složení zkoušky.

Primárním zdrojem informací jsou přednášky, účast na nich důrazně doporučuji.

Opravy a připomínky prosím na pavel.vachal@fjfi.cvut.cz

Úlohy lineární algebry

$$\vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \qquad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

- Řešení soustav lineárních rovnic
 - Řešení soustav s regulární čtvercovou maticí a jednou nebo více pravými stranami
 - Výpočet inverzní matice \mathbf{A}^{-1}
 - Výpočet determinantu matice: det (A)
 - Řešení lineárních soustav s jinými maticemi
 - * Matice $m \times n$ (m rovnic o n neznámých)
 - * Singulární čtvercové matice

v určitém smyslu (jedno řešení + nulprostor, řešení ve smyslu nejm. čtverců, ...)

- Hledání vlastních čísel a vlastních vektorů
 - Úplný problém
 - Částečný problém

Vektorové a maticové normy

Vektorová norma

- Musí splňovat 3 podmínky:
 - a) $\|\vec{x}\| \ge 0$, $\|\vec{x}\| = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0}$,
 - b) $\|\lambda \vec{x}\| = |\lambda| \|\vec{x}\|$
 - c) $\|\vec{x} + \vec{y}\| \le \|\vec{x}\| + \|\vec{y}\|$
- ▶ maximová

$$L_{\max}(\vec{x}) = \|\vec{x}\|_I = \max_i |x_i|$$

▶ součtová

$$L_1(\vec{x}) = ||\vec{x}||_{II} = \sum_i |x_i|$$

▶ eukleidovská

$$L_2(\vec{x}) = \|\vec{x}\|_{III} = \sqrt{\sum_i x_i^2}$$

Maticová norma $(a_{ij} = a_{\check{r}\acute{a}d.,sl.})$

- \equiv vekt. norma matice, která navíc splňuje podmínku pro násobení matic: $\forall \mathbf{A}, \forall \mathbf{B},$
 - $\mathbf{d}) \quad \|\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}\| \leq \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|$
- ▶ řádková

$$\|\mathbf{A}\|_I = \max_i \sum_j |a_{ij}|$$

► sloupcová

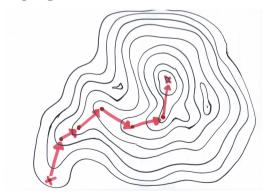
$$\|\mathbf{A}\|_{II} = \max_{j} \sum_{i} |a_{ij}|$$

eukleidovská

$$L_2(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\|_{III} = \sqrt{\sum_i \sum_j a_{ij}^2}$$

• Každá z těchto maticových norem je **souhlasná** se stejně označenou vektorovou normou, tedv $\forall \mathbf{A}, \forall \vec{x}, \|\mathbf{A}\vec{x}\| < \|\mathbf{A}\| \|\vec{x}\|$

- Přímé (finitní)
 - přímý běh (úprava na \triangle tvar) + zpětný běh
 - nebo úprava matice rovnou na diagonální tvar
- Iterační
 - postupné zpřesňování výsledku
- Minimalizací funkce $f = |\mathbf{A}\vec{x} \vec{b}|$ nebo $f = ||\mathbf{A}\vec{x} \vec{b}||_{III}$
 - např. gradientními metodami



Soustava s horní \(\triangle \) maticí

$$\begin{pmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & u_{1,3} & \dots & u_{1,n-1} & u_{1,n} \\ 0 & u_{2,2} & u_{2,3} & \dots & u_{2,n-1} & u_{2,n} \\ 0 & 0 & u_{3,3} & \dots & u_{3,n-1} & u_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & u_{n-1,n-1} & u_{n-1,n} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & u_{n,n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ \vdots \\ b_{n-1} \\ b_n \end{pmatrix}$$

Soustava s horní \(\triangle \) maticí

$$\begin{pmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & u_{1,3} & \dots & u_{1,n-1} & u_{1,n} \\ 0 & u_{2,2} & u_{2,3} & \dots & u_{2,n-1} & u_{2,n} \\ 0 & 0 & u_{3,3} & \dots & u_{3,n-1} & u_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & u_{n-1,n-1} & u_{n-1,n} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & u_{n,n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ \vdots \\ b_{n-1} \\ b_n \end{pmatrix}$$

Zpětný běh:

• Předpokládejme, že $u_{ii} \neq 0, \forall i$. Postupujeme ve směru klesajícího indexu k:

$$x_{n} = \frac{b_{n}}{u_{n,n}}$$

$$x_{n-1} = \frac{b_{n-1} - u_{n-1,n} x_{n}}{u_{n-1,n-1}} \quad \text{(protože} \quad u_{n-1,n-1} x_{n-1} + u_{n-1,n} x_{n} = b_{n-1}\text{)}$$

$$\vdots$$

$$x_{k} = \frac{1}{u_{k,k}} \left(b_{k} - \sum_{j=k+1}^{n} u_{k,j} x_{j} \right) \quad \text{pro} \quad k = n-2, \dots, 1$$

Gaussova eliminace

$$\begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} & \dots & a_{2,n} \\ a_{3,1} & a_{3,2} & a_{3,3} & \dots & a_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & a_{n,3} & \dots & a_{n,n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

Eliminace prvního sloupce:

$$a_{i,j}^{(1)} = a_{i,j} - \frac{a_{i,1}}{a_{1,1}} a_{1,j},$$

$$b_{i}^{(1)} = b_{i} - \frac{a_{i,1}}{a_{1,1}} b_{1}$$

$$\rightarrow \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} & \dots & a_{1,n} \\ 0 & a_{2,2}^{(1)} & a_{2,3}^{(1)} & \dots & a_{2,n}^{(1)} \\ 0 & a_{3,2}^{(1)} & a_{3,3}^{(1)} & \dots & a_{3,n}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & a_{n,2}^{(1)} & a_{n,3}^{(1)} & \dots & a_{n,n}^{(1)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{1} \\ x_{2} \\ x_{3} \\ \vdots \\ x_{n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{1} \\ b_{2}^{(1)} \\ b_{3}^{(1)} \\ \vdots \\ b_{n}^{(1)} \end{pmatrix}$$

Maticově

$$\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b} \rightarrow \mathbf{D}_{1}\mathbf{A}\vec{x} = \mathbf{D}_{1}\vec{b}, \qquad \text{kde} \quad \mathbf{D}_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -\frac{a_{21}}{a_{11}} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -\frac{a_{31}}{a_{11}} & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{a_{n1}}{a_{11}} & 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Gauss-Jordanova eliminace

$$\begin{pmatrix} a_{1,1}^{(n)} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_{2,2}^{(n)} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & a_{1,1}^{(n)} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & a_{n,n}^{(n)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1^{(n)} \\ b_2^{(n)} \\ b_3^{(n)} \\ \vdots \\ b_n^{(n)} \end{pmatrix}$$

LU metoda

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & \dots & a_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \dots & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & \dots & u_{1n} \\ 0 & u_{22} & u_{23} & \dots & u_{2n} \\ 0 & 0 & u_{33} & \dots & u_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & u_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b} \Leftrightarrow (\mathbf{L}\mathbf{U})\vec{x} = \vec{b} \Leftrightarrow \mathbf{L}\underbrace{(\mathbf{U})\vec{x}}^{\text{ozn. } \vec{y}} = \vec{b} \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{L}\vec{y} = \vec{b} \\ \mathbf{U}\vec{x} = \vec{y} \end{array} \right.$$

Odvození LU dekompozice z definice násobení matic:

$$a_{ij} = \begin{cases} u_{ij} + \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj} & \text{pro } i \leq j, \text{tedy nad diag.} \\ \sum_{k=1}^{j} l_{ik} u_{kj} = l_{ij} u_{jj} + \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} u_{kj} & \text{pro } i > j, \text{ tedy pod diag.} \end{cases}$$

⇒ | Croutův algoritmus:

FOR J:=1 TO N DO BEGIN

FOR I:=1 TO J DO
$$u_{ij} = a_{ij} - \sum\limits_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}$$

FOR I:=J+1 TO N DO
$$l_{ij}=rac{1}{u_{jj}}\left(a_{ij}-\sum\limits_{k=1}^{j-1}l_{ik}u_{kj}
ight)$$

používá l z předchozích sloupců a u z předchozích řádků

používá l z předchozích sloupců a u z naddiagonální části sloupce

Iterativní zpřesnění řešení

► Odvození:

$$\mathbf{A}\left(\vec{x} + \delta \vec{x}\right) = \left(\vec{b} + \delta \vec{b}\right) \quad \Rightarrow \quad \left\{ \begin{array}{l} \bullet & \mathbf{A}\delta \vec{x} = \delta \vec{b} \\ \bullet & \mathbf{A}\left(\vec{x} + \delta \vec{x}\right) - \vec{b} = \delta \vec{b} \end{array} \right\} \quad \Rightarrow \quad \mathbf{A}\underbrace{\delta \vec{x}}_{\text{ozn. } \left(\delta \vec{x}\right)^{(i)}} = \mathbf{A}\underbrace{\left(\vec{x} + \delta \vec{x}\right)}_{\text{ozn. } \vec{x}^{(i)}} - \vec{b}$$

► Postup:

Odhadneme přibližné řešení $\mathbf{A} \vec{x}^{(0)} = \vec{b} \quad$ a pak iterujeme

• Hledám
$$(\vec{\delta x})^{(i)}$$
 tak, aby $\mathbf{A}(\vec{\delta x})^{(i)} = \mathbf{A}\vec{x}^{(i)} - \vec{b}$

•
$$\vec{x}^{(i+1)} = \vec{x}^{(i)} - (\vec{\delta x})^{(i)}$$

•
$$i = i + 1$$

Podmíněnost řešení soustavy lin. rovnic $\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b}$

• Pro
$$\Delta \mathbf{A} = \mathbf{0}$$
:
$$\frac{\|\Delta \vec{x}\|}{\|\vec{x}\|} \leq \underbrace{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{A}^{-1}\|}_{\text{ozn. } C_p} \underbrace{\|\Delta \vec{b}\|}_{\|\vec{b}\|}$$

$$\frac{\bullet \text{ Pro } \Delta \mathbf{A} \neq \mathbf{0} :}{\|\vec{x}\|} \leq C_p \frac{\|\Delta \mathbf{A}\| + \|\Delta \vec{b}\|}{\|\mathbf{A}\| + \|\Delta \mathbf{A}\|}$$

▶ Příklad: Dvě soustavy se stejnou maticí, $C_p = \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{A}^{-1}\| \approx 40\,002$:

Obecný význam podmíněnosti - skalární případ y = f(x):

$$\hat{y} - y = f(x + \Delta x) - f(x) = f'(x) \Delta x + \frac{f''(x + \theta \Delta x)}{2!} (\Delta x)^2, \qquad \theta \in (0, 1),$$

$$\Rightarrow \frac{\hat{y} - y}{y} = \frac{\hat{y} - y}{f(x)} \frac{x}{x} = \left(\frac{x f'(x)}{f(x)}\right) \frac{\Delta x}{x} + \mathcal{O}((\Delta x)^2)$$

• Odtud definice
$$c(x) = \left| \frac{x f'(x)}{f(x)} \right|$$

▶ Příklad:
$$f(x) = \ln(x)$$
, $c(x) = \left| \frac{x \frac{1}{x}}{\ln(x)} \right| = \left| \frac{1}{\ln(x)} \right|$

Tridiagonální matice

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ c_2 & a_2 & b_2 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_3 & a_3 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & a_{n-2} & b_{n-2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & c_{n-1} & a_{n-1} & b_{n-1} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & c_n & a_n \end{pmatrix}.$$

$$\check{\mathbf{R}}\check{\mathbf{e}}\check{\mathbf{s}}\check{\mathbf{m}}\check{\mathbf{e}}\;\mathsf{soustavu}\;\mathbf{T}\vec{x} = \vec{f}.$$

 \diamond Předpokládáme zpětný běh ve tvaru $x_k = \mu_k x_{k+1} + \rho_k$.

$$x_k = \mu_k \, x_{k+1} + \rho_k. \tag{1}$$

 $\diamond j$ -tý řádek soustavy je $c_i x_{i-1} + a_i x_i + b_i x_{i+1} = f_i$. Po dosazení (1) máme

$$c_{j}\underbrace{(\mu_{j-1} x_{j} + \rho_{j-1})}_{x_{j-1}} + a_{j} x_{j} + b_{j} x_{j+1} = f_{j}$$
 neboli $(c_{j}\mu_{j-1} + a_{j}) x_{j} + b_{j} x_{j+1} = f_{j} - c_{j}\rho_{j-1}$

a tedy po vykrácení závorkou $x_j = \frac{-b_j}{c_i \mu_{i-1} + a_i} x_{j+1} + \frac{f_j - c_j \rho_{j-1}}{c_i \mu_{i-1} + a_i}$

♦ Po srovnání s předpokladem (1) dostáváme

$$\mu_{j} = \frac{-b_{j}}{c_{j}\mu_{j-1} + a_{j}}, \qquad \rho_{j} = \frac{f_{j} - c_{j}\rho_{j-1}}{c_{j}\mu_{j-1} + a_{j}}.$$
 (2)

- \Rightarrow Algoritmus: "přímý běh" $\mu_1, \rho_1, \mu_2, \rho_2, \dots$ dle (2), "zpětný běh" x_n, x_{n-1}, \dots dle (1).
- \diamond Inicializace: $c_1 = 0$, $b_n = 0$, μ_0 , ρ_0 a x_{n+1} libovolné.

- \diamond POZN.: Uměli bychom vyřešit i analyticky: $y(x) = \frac{-\cos(\alpha x) + (\cos(\alpha) 1)x + 1}{x^2}$
- \diamond Po diskretizaci ODR na *n* intervalů dostaneme systém

$$y_1 = 0$$

$$\frac{y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1}}{\Delta x^2} = \cos(\alpha x_i) \quad \text{pro} \quad i = 2, \dots, n$$

$$y_{n+1} = 0,$$

kde $\Delta x = \frac{1}{n}$ a tedy

Příklad:

$$y_1 = 0$$

 $-y_{i-1} + 2y_i - y_{i+1} = -\frac{1}{n^2}\cos(\alpha x_i)$ pro $i = 2, ..., n$
 $y_{n+1} = 0$.

Tuto soustavu lze zapsat maticově jako

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_{n-1} \\ y_n \\ y_{n+1} \end{pmatrix} = -\frac{1}{n^2} \begin{pmatrix} 0 \\ \cos(\alpha x_2) \\ \cos(\alpha x_3) \\ \vdots \\ \cos(\alpha x_{n-1}) \\ \cos(\alpha x_n) \\ 0 \end{pmatrix}$$

Metoda SVD (Singular Value Decomposition)

• Matici A rozložíme jako $\mathbf{A} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{W} \cdot \mathbf{V}^{\mathbf{T}}$, kde

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &\in \mathcal{R}^{m \times n}, & \mathbf{V} &\in \mathcal{R}^{n \times n} \text{ je ortogonální,} \\ \mathbf{U} &\in \mathcal{R}^{m \times n} \text{ je sloupcově ortogonální,} & \mathbf{W} &\in \mathcal{R}^{n \times n} \text{ je diagonální.} \end{aligned}$$

 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ je ortogonální,

▶
$$m > n$$
: "overdetermined"
$$\left[\begin{array}{c} \mathbf{A} \\ \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \mathbf{U} \\ \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} w_1 \\ \ddots \\ w_n \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \mathbf{V^T} \\ \end{array} \right]$$

 $\blacktriangleright m < n$: "underdetermined"

$$\left(\qquad \mathbf{A} \qquad \right) = \underbrace{\left(\qquad \mathbf{U} \qquad \\ \qquad \qquad \dots \qquad \\ \qquad \qquad \dots \qquad \qquad \\ \qquad \qquad w_{n-1} \qquad \qquad w_n } \left(\qquad \mathbf{V^T} \qquad \right) \right) \left(\qquad \mathbf{V^T} \qquad \right)$$

- Převedeme na druhou stranu
- $\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b} \qquad \Leftrightarrow \qquad \mathbf{U} \cdot \mathbf{W} \cdot \mathbf{V}^{\mathbf{T}}\vec{x} = \vec{b}$

• Budeme tedy počítat

$$\vec{x} = \mathbf{V} \cdot \widetilde{\mathbf{W}} \cdot \mathbf{U}^{\mathbf{T}} \vec{b}, \quad \text{kde} \quad \widetilde{\mathbf{W}} = \text{diag}(\tilde{w}_1, \dots, \tilde{w}_n), \quad \tilde{w} = \begin{cases} 0 & \text{pro } w_i \approx 0, \\ \frac{1}{w_i} & \text{jinak.} \end{cases}$$

Řešení lineární soustavy pomocí gradientních metod

• Problém řešení $\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b}$ převedeme na úlohu minimalizace funkce více proměnných, např.

$$f(\vec{x}) = \frac{1}{2} ||\mathbf{A}\vec{x} - \vec{b}||_{III} = \frac{1}{2} |\mathbf{A}\vec{x} - \vec{b}|^2$$
 (1)

- Obecný postup gradientních metod:
 - Minimum funkce $f(\vec{x})$ hledáme postupnou 1D minimalizací, vždy na přímce dané bodem $\vec{x}^{(k)}$ a vektorem $\vec{s}^{(k)}$.
 - Tedy v k-tém kroku hledáme na přímce $\vec{x} = \vec{x}^{(k)} + \lambda \vec{s}^{(k)}$ bod, ve kterém je hodnota funkce $f(\vec{x})$ minimální.
 - Tento bod ozn. $\vec{x}^{(k+1)}$ a zvolíme v něm nový směr $\vec{s}^{(k+1)}$.
 - Nejjednodušší gradientní metody hledají vždy ve směru nejprudšího klesání, tedy (jednotkového) vektoru

$$\vec{s} = -\frac{\nabla f}{\|\nabla f\|_{III}}.$$



• Tedy konkrétně pro řešení lineárního systému $\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b}$ minimalizujeme funkci (1) tím, že v každém kroku hledáme λ takové, aby $f(\vec{x} + \lambda \vec{s})$ bylo minimální. To znamená

$$\lambda = \frac{-\vec{s}\,\nabla f}{|\mathbf{A}\,\vec{s}|^2}, \qquad \text{kde} \qquad \nabla f(\vec{x}) = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\,\vec{x} - \vec{b})$$

a směr \vec{s} je dán konkrétní použitou gradientní metodou.

Iterační metody: Řízená relaxace

- Pro jednoduchost uvažujme matici **A**, která má na diagonále jedničky (tedy $\forall i, \ a_{i,i} = 1$)
- V k+1. iteraci vynulujeme j-tou (maximální) složku rezidua $|(\mathbf{A}\vec{x})_j b_j|$ (j-tý řádek):

$$x_j^{(k+1)} = b_j - a_{j,1} x_1^{(k)} - \dots - a_{j,j-1} x_{j-1}^{(k)} - a_{j,j+1} x_{j+1}^{(k)} - \dots - a_{j,n} x_n^{(k)}$$

• Máme tedy iterační proces $\vec{x}^{(k+1)} = \mathbf{B}_k \vec{x}^{(k)} + \vec{c}_k$, kde

$$\mathbf{B}_{k} = \begin{pmatrix} 1 & & & & & & \\ & \ddots & & & & & \\ & & 1 & & & \\ & -a_{j,1} & \dots & -a_{j,j-1} & 0 & -a_{j,j+1} & \dots & -a_{j,n} \\ & & & 1 & & & \\ & & & \ddots & & \\ & & & & 1 \end{pmatrix}, \qquad \vec{c}_{k} = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ b_{j} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

Konvergence stacionárních iteračních metod

 \bullet Pokiteracích s konstantní iterační maticí ${\bf B}$ máme

$$(\vec{x}^{(k)} - \vec{x}) = \mathbf{B}(\vec{x}^{(k-1)} - \vec{x}) = \cdots = \mathbf{B}^k(\vec{x}^{(0)} - \vec{x})$$

a tedy cheeme, aby

$$\lim_{k\to\infty}\mathbf{B}^k=\mathbf{0}.$$

• Motivace: speciální případ $\mathbf{B} = \mathbf{\Lambda} = \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$. Potom

$$\Lambda^2 = \operatorname{diag}\left(\lambda_1^2, \dots, \lambda_n^2\right)$$

:

$$\Lambda^k = \operatorname{diag}\left(\lambda_1^k, \dots, \lambda_n^k\right).$$

 $\text{Aby} \quad \lim_{k \to \infty} \mathbf{\Lambda}^k = \mathbf{0}, \quad \text{mus\'i tedy} \quad \forall i, |\lambda_i| < 1.$

- VĚTA: Iterační metoda konverguje právě když $\rho(\mathbf{B}) = \max_i |\lambda_i| < 1$
- VĚTA: Pokud v <u>některé</u> normě platí $\|\mathbf{B}\| < 1$, potom iterační metoda konverguje

Iterační metody: Prostá iterace

• Soustavu $\mathbf{A}\vec{x} = \vec{b}$ formálně upravíme na

$$\vec{b} = \mathbf{A}\vec{x} - \vec{x} + \vec{x} = \mathbf{A}\vec{x} - \mathbf{I}\vec{x} + \vec{x} = (\mathbf{A} - \mathbf{I})\vec{x} + \vec{x}$$

a tedy

$$\underbrace{\vec{x}}_{\text{volíme } \vec{x}^{(k+1)}} \ = \ (\mathbf{I} - \mathbf{A}) \underbrace{\vec{x}}_{\text{volíme } \vec{x}^{(k)}} + \vec{b},$$

což odpovídá předpisu iterační metody s maticí $\ (\mathbf{I}-\mathbf{A}).$

• U metody prosté iterace lze přesnost k-té iterace odhadnout jako

$$\|\vec{x}^{(k)} - \vec{x}\| \le \|\mathbf{B}\|^k \left(\|\vec{x}^{(0)}\| + \frac{\|\vec{b}\|}{1 - \|\mathbf{B}\|} \right),$$

kde B = I - A.

Iterační metody: Jacobiho metoda

• Soustavu upravíme na

$$\vec{b} = \mathbf{A}\vec{x} = \mathbf{L}\vec{x} + \mathbf{D}\vec{x} + \mathbf{R}\vec{x}$$

$$\Rightarrow \mathbf{D}\vec{x} = \vec{b} - (\mathbf{L} + \mathbf{R})\vec{x}$$

$$\Rightarrow \vec{x} = \mathbf{D}^{-1}\vec{b} - \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L} + \mathbf{R})\vec{x}$$

• Budeme tedy iterovat $\vec{x}^{(k+1)} = -\mathbf{D^{-1}} (\mathbf{L} + \mathbf{R}) \vec{x}^{(k)} + \mathbf{D^{-1}} \vec{b}$, neboli po složkách

$$x_j^{(k+1)} = -\frac{a_{j,1}}{a_{j,j}} x_1^{(k)} - \dots - \frac{a_{j,j-1}}{a_{j,j}} x_{j-1}^{(k)} - \frac{a_{j,j+1}}{a_{j,j}} x_{j+1}^{(k)} - \dots - \frac{a_{j,n}}{a_{j,j}} x_n^{(k)} + \frac{b_j}{a_{j,j}}.$$

VĚTA: A je diagonálně dominantní ⇒ Jacobiho metoda konverguje.

DŮKAZ: v řádkové či sloupcové normě

$$\|\mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L} + \mathbf{R})\| = \max_{i} \sum_{j=1}^{n} \left| \left(\mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L} + \mathbf{R}) \right)_{i,j} \right| =$$

$$= \max_{i} \frac{1}{|a_{i,i}|} \sum_{j=1, j \neq i}^{n} |a_{i,j}| \overset{\text{diag.}}{<}$$

$$\overset{\text{diag.}}{<} \max_{i} \frac{|a_{i,i}|}{|a_{i,i}|} = 1.$$

Iterační metody: Gauss-Seidelova metoda

• k + 1. iterace, j-tý řádek:

$$x_j^{(k+1)} = -\frac{a_{j,1}}{a_{j,j}} x_1^{(k+1)} - \dots - \frac{a_{j,j-1}}{a_{j,j}} x_{j-1}^{(k+1)} - \frac{a_{j,j+1}}{a_{j,j}} x_{j+1}^{(k)} - \dots - \frac{a_{j,n}}{a_{j,j}} x_n^{(k)} + \frac{b_j}{a_{j,j}},$$

neboli v maticovém zápisu

$$\vec{x}^{(k+1)} = -\left(\mathbf{L} + \mathbf{D}\right)^{-1} \mathbf{R} \vec{x}^{(k)} + \left(\mathbf{L} + \mathbf{D}\right)^{-1} \vec{b}.$$

Iterační metody: Superrelaxační metoda

• Jako Gauss-Seidelova, ale s urychlenou konvergencí:

$$\vec{x}^{(k+1),SR} = \vec{x}^{(k)} + \omega \left[\Delta \vec{x}^{(k)}\right]_{GS}, \quad \text{kde} \quad \left[\Delta \vec{x}^{(k)}\right]_{GS} = \vec{x}^{(k+1),GS} - \vec{x}^{(k)}$$

• Optimální relaxační parametr

$$\omega_{\text{opt}} = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho^2 (\mathbf{B})}} = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho^2 ((\mathbf{L} + \mathbf{D})^{-1} \mathbf{R})}}$$

Hledání vlastních čísel: pojmy, definice, vlastnosti matic

- Vlastní číslo, vlastní vektor
- Úplný vs. částečný problém vlastních čísel
- Charakteristický polynom matice, násobnost vlastního čísla
- Defektní matice

Normální matice

• Symetrická matice

• Trojúhelníková matice

- Podobné matice
 - Podobné matice mají stejná všechna vlastní čísla

$$\det (\mathbf{P^{-1}AP} - \lambda \mathbf{I}) = \det (\mathbf{P^{-1}AP} - \lambda \mathbf{P^{-1}IP}) = \det (\mathbf{P^{-1}} (\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) \mathbf{P}) =$$

$$= \det (\mathbf{P^{-1}}) \det (\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) \det (\mathbf{P}) = \det (\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I})$$

– Matice v Jordanově normálním (kanonickém) tvaru

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \mathbf{J}_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{J}_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{J}_s \end{pmatrix} \qquad \text{kde} \qquad \mathbf{J}_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & \lambda_i & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_i & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 & \lambda_i \end{pmatrix}$$

Hledání vlastních čísel: Jacobiho transformace

Z celé matice

$$\mathbf{A}^{(k)} = \begin{pmatrix} a_{1,1}^{(k)} & \dots & \dots & \dots & a_{1,n}^{(k)} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & a_{p,p}^{(k)} & \dots & a_{p,q}^{(k)} & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & a_{p,q}^{(k)} & \dots & a_{q,q}^{(k)} & \vdots \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ a_{n,1}^{(k)} & \dots & \dots & \dots & a_{n,n}^{(k)} \end{pmatrix}$$
se soustředíme na submatici 2×2 tvořenou
$$\mathcal{A}^{(k)} = \begin{pmatrix} a_{p,p}^{(k)} & a_{p,q}^{(k)} \\ a_{p,p}^{(k)} & a_{p,q}^{(k)} \end{pmatrix}$$
a chceme ji diagonalizovat

$$\mathcal{A}^{(k)} = \begin{pmatrix} a_{p,p}^{(k)} & a_{p,q}^{(k)} \\ a_{p,q}^{(k)} & a_{q,q}^{(k)} \end{pmatrix}$$

a chceme ji diagonalizovat.

• Otočíme osy o vhodný úhel $\varphi^{(k)}$, neboli vynásobíme

$$\mathcal{A}^{(k+1)} = \mathcal{M}^T \mathcal{A}^{(k)} \mathcal{M} = \begin{pmatrix} \cos \varphi^{(k)} & \sin \varphi^{(k)} \\ -\sin \varphi^{(k)} & \cos \varphi^{(k)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{p,p}^{(k)} & a_{p,q}^{(k)} \\ a_{p,q}^{(k)} & a_{q,q}^{(k)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \varphi^{(k)} & -\sin \varphi^{(k)} \\ \sin \varphi^{(k)} & \cos \varphi^{(k)} \end{pmatrix}.$$

- Nová hodnota prvku $a_{p,q}^{(k+1)}$ je $a_{p,q}^{(k+1)} = (\cos^2 \varphi^{(k)} \sin^2 \varphi^{(k)}) a_{p,q}^{(k)} \cos \varphi^{(k)} \sin \varphi^{(k)} \left(a_{p,p}^{(k)} a_{q,q}^{(k)} \right).$
- Aby $a_{p,q}^{(k+1)}=0$, musí být pravá strana rovna nule:

$$0 \stackrel{!}{=} \cos 2\varphi^{(k)} a_{p,q}^{(k)} - \frac{1}{2} \sin 2\varphi^{(k)} \left(a_{p,p}^{(k)} - a_{q,q}^{(k)} \right) \qquad \text{neboli} \qquad \text{tg } 2\varphi^{(k)} = \frac{2 \ a_{p,q}^{(k)}}{a_{p,p}^{(k)} - a_{q,q}^{(k)}}.$$

 \bullet V k+1. kroku Jacobiho transformace tedy máme submatici

$$\mathcal{A}^{(k)} = \begin{pmatrix} a_{p,p}^{(k)} & a_{p,q}^{(k)} \\ a_{p,q}^{(k)} & a_{q,q}^{(k)} \end{pmatrix} \quad \text{transformovánu na} \quad \mathcal{A}^{(k+1)} = \begin{pmatrix} a_{p,p}^{(k+1)} & 0 \\ 0 & a_{q,q}^{(k+1)} \end{pmatrix}.$$

• Transformace celé matice je tedy

$$\mathbf{A}^{(k+1)} = \mathbf{M}_{\mathbf{p},\mathbf{q}}^T \, \mathbf{A}^{(k)} \, \mathbf{M}_{\mathbf{p},\mathbf{q}},$$

kde $\mathbf{M}_{\mathbf{p},\mathbf{q}}$ je tzv. Givensova rotační matice

Jacobiho transformace - Důkaz konvergence

• Označíme součet čtverců mimodiag. prvků jako
$$t(\mathbf{A}) = \sum_{i:i\neq i}^{n} a_{i,j}^2 = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1:i\neq i}^{n} a_{i,j}^2$$
.

• V k-té iteraci jsme vynulovali prvek
$$a_{p,q}$$
 $\Rightarrow \sum_{\substack{i,j;j\neq i\\t(\mathbf{A}^{(k)})}}^{n} (a_{i,j}^{(k)})^2 = \sum_{\substack{i,j;j\neq i\\t(\mathbf{A}^{(k-1)})}}^{n} (a_{i,j}^{(k-1)})^2 - 2a_{p,q}^2.$ (1)

- $a_{p,q}$ byl pivot mezi mimodiag. prvky $\mathbf{A}^{(k-1)}$ \Rightarrow $\forall \{(i,j), j \neq i\}, (a_{i,j}^{(k-1)})^2 \leq a_{p,q}^2$.
- Protože mimodiagonálních prvků je n(n-1), platí

$$\underbrace{\sum_{i,j;\,j\neq i}^{n} (a_{i,j}^{(k-1)})^{2}}_{t(\mathbf{A}^{(k-1)})} \le n(n-1) a_{p,q}^{2} \iff a_{p,q}^{2} \ge \frac{t(\mathbf{A}^{(k-1)})}{n(n-1)}.$$
 (2)

• Dosadíme (2) do (1) a máme

$$t(\mathbf{A}^{(k)}) = t(\mathbf{A}^{(k-1)}) - 2 a_{p,q}^{2} \le t(\mathbf{A}^{(k-1)}) - 2 \frac{t(\mathbf{A}^{(k-1)})}{n(n-1)} = \left(1 - \frac{2}{n(n-1)}\right) t(\mathbf{A}^{(k-1)})$$

$$\le \left(1 - \frac{2}{n(n-1)}\right)^{2} t(\mathbf{A}^{(k-2)}) \le \left(1 - \frac{2}{n(n-1)}\right)^{k} t(\mathbf{A}^{(0)}),$$

kde $\mathbf{A}^{(0)} = \mathbf{A}$ je původní matice.

Posloupnost jsme shora odhadli geometrickou posloupností s kvocientem < 1.

Částečný problém vlastních čísel

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} u_1^1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ u_2^1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ u_3^1 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_n^1 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}, \qquad \mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \vec{q}^T \\ \vec{0} & \mathbf{B} \end{pmatrix},$$

Jak to, že to funguje? Např. pro matici $\mathbf{A}^{3\times3}$ s vlastními vektory $\vec{\nu}_{1,2,3}$:

- Libovolný vektor můžeme zapsat jako $\vec{x} = \alpha_1 \vec{\nu}_1 + \alpha_2 \vec{\nu}_2 + \alpha_3 \vec{\nu}_3$.
- Z linearity plyne, že $\mathbf{A}\vec{x} = \mathbf{A} \left(\alpha_1 \, \vec{\nu}_1 + \alpha_2 \, \vec{\nu}_2 + \alpha_3 \, \vec{\nu}_3 \right) =$ $= \alpha_1 \, \mathbf{A} \, \vec{\nu}_1 + \alpha_2 \, \mathbf{A} \, \vec{\nu}_2 + \alpha_3 \, \mathbf{A} \, \vec{\nu}_3 =$ $= \alpha_1 \, \lambda_1 \, \vec{\nu}_1 + \alpha_2 \, \lambda_2 \, \vec{\nu}_2 + \alpha_3 \, \lambda_3 \, \vec{\nu}_3.$
- Po dalším vynásobení: $\mathbf{A}\mathbf{A}\vec{x} = \alpha_1 \lambda_1^2 \vec{\nu}_1 + \alpha_2 \lambda_2^2 \vec{\nu}_2 + \alpha_3 \lambda_3^2 \vec{\nu}_3$, atd., tedy po n vynásobeních: $\mathbf{A}^n \vec{x} = \alpha_1 \lambda_1^n \vec{\nu}_1 + \alpha_2 \lambda_2^n \vec{\nu}_2 + \alpha_3 \lambda_3^n \vec{\nu}_3$.
- BÚNO předpokládejme, že $|\lambda_1| > |\lambda_2| > |\lambda_3|$

$$\Rightarrow \quad$$
pro velká n platí $|\lambda_1|^n \gg |\lambda_2|^n \gg |\lambda_3|^n$

$$\Rightarrow \mathbf{A}^n \vec{x} \approx \alpha_1 \lambda_1^n \vec{\nu}_1.$$