

Numerické metody v inženýrských úlohách

(YNMI)

J. Kruis, M. Jirásek, P. Kabele, J. Zeman

Numerické metody v inženýrských úlohách

(YNMI)

Soustavy lineárních a nelineárních rovníc a metody jejich řešení

Jaroslav Kruis

Obsah

1. Matice, vektory
2. Gaussův eliminační algoritmus
3. Soustavy lineárních algebraických rovnic a jejich řešitelnost
4. Kvadratické formy
5. Vlastní čísla a vektory
6. Metody řešení soustav lineárních algebraických rovnic
7. Extrémy kvadratických funkcí, řešení soustav lineárních algebraických rovnic
8. Ukládání matic v paměti počítače
9. Metody rozložení oblasti na podoblasti, výpočty na paralelních počítačích
10. Soustavy nelineárních rovnic

1 Maticy, vektory

Definice. Necht' m a n jsou přirozená čísla (celá kladná). $m \cdot n$ čísel lze uspořádat do schématu

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & & & & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & & a_{mn} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

které se nazývá maticí \mathbf{A} typu (m, n) . Matice \mathbf{A} obsahuje m řádků a n sloupců.

(Pojem matice zavedl roku 1850 anglický matematik J. J. Sylvester.)

Je-li $n = 1$, obsahuje matice jen jeden sloupec. Taková matice se nazývá sloupcovým vektorem. V tomto předmětu se vektorem rozumí vždy sloupcový vektor. Složky vektorů jsou označeny jen jedním indexem, např.

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{v} = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_m \end{pmatrix}. \quad (2)$$

Označení

Matice jsou označeny tučnými velkými písmeny, např. A ,

vektory jsou označeny tučnými malými písmeny, např. v ,

prvky matic jsou označeny malými písmeny se dvěma indexy, např.

a_{ij} ,

složky vektorů jsou označeny malými písmeny s jedním indexem,

např. v_i .

Skupinu n vektorů $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$, z nichž každý obsahuje m složek, lze uložit do matice \mathbf{V} typu (m, n) , jednotlivé vektory tvoří sloupce matice \mathbf{V} . i -tá složka vektoru \mathbf{v}_j je označena $v_{i(j)}$. Matice \mathbf{V} má tvar

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} v_{1(1)} & v_{1(2)} & \dots & v_{1(n)} \\ v_{2(1)} & v_{2(2)} & \dots & v_{2(n)} \\ \vdots & & & \vdots \\ v_{m(1)} & v_{m(2)} & \dots & v_{m(n)} \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Některé speciální matice

čtvercová matice: je-li počet řádků roven počtu sloupců, tedy

$$m = n,$$

diagonální matice: pro $i = j$ platí $a_{ij} \neq 0$, pro $i \neq j$ platí $a_{ij} = 0$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & & & \\ & a_{22} & & \\ & & \ddots & \\ & & & a_{nn} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

horní lichoběžníková matic: pro $i \leq j$ platí $a_{ij} \neq 0$, pro $i > j$ platí $a_{ij} = 0$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & \dots & a_{1m} & \dots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2m} & \dots & a_{2n} \\ 0 & 0 & a_{33} & \dots & a_{3m} & \dots & a_{3n} \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & a_{mm} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

horní trojúhelníková matic: pro $i \leq j$ platí $a_{ij} \neq 0$, pro $i > j$ platí $a_{ij} = 0$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & \dots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ 0 & 0 & a_{33} & \dots & a_{3n} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix}. \quad (6)$$

Lineární kombinace vektorů

Definice. Nechť je dáno n vektorů $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$. Vektor $\mathbf{v} = c_1\mathbf{v}_1 + c_2\mathbf{v}_2 + \dots + c_n\mathbf{v}_n$ se nazývá lineární kombinace vektorů $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$. Pro složky vektoru \mathbf{v} platí

$$v_i = c_1v_{i(1)} + c_2v_{i(2)} + \dots + c_nv_{i(n)}. \quad (7)$$

Definice. Vztah (7) definuje násobení matice a vektoru

$$\mathbf{V}\mathbf{c} = \mathbf{v}, \quad (8)$$

což po složkách má tvar

$$\begin{pmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 v_{11} + c_2 v_{12} + \dots + c_n v_{1n} \\ c_1 v_{21} + c_2 v_{22} + \dots + c_n v_{2n} \\ \vdots \\ c_1 v_{m1} + c_2 v_{m2} + \dots + c_n v_{mn} \end{pmatrix}. \quad (9)$$

2 Gaussův eliminační algoritmus

J. Rohn: Lineární algebra a optimalizace. Nakladatelství Karolinum, Praha, 2004: moderní věda přisuzuje autorství Gaussovi (1810); metoda je však popsána ve staročínském traktátu "Matematika v devíti knihách" z roku 263.

Necht' je dána matice A typu (m, n) ve tvaru

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}. \quad (10)$$

Snahou je získat horní lichoběžníkový tvar matice A pomocí tzv.

ekvivalentních úprav.

Nejprve je třeba ověřit, zda-li není možné získat horní lichoběžníkový tvar matice pouhou výměnou řádků a sloupců. To je možné pouze výjimečně.

Příklad. Necht' je dána matice

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & -2 & 4 \\ 4 & 0 & -2 \end{pmatrix}. \quad (11)$$

Výměnou prvního a posledního řádku a dále výměnou druhého a

třetího sloupce se získá matice

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 4 & -2 & 0 \\ 0 & 4 & -2 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}. \quad (12)$$

Je-li $a_{11} = 0$, změní se pořadí řádků a sloupců tak, aby na pozici $(1, 1)$ byl nenulový prvek. Je-li $a_{11} \neq 0$, od druhého řádku se odečte první řádek přenásobený $\frac{a_{21}}{a_{11}}$. Tím se na pozici $(2, 1)$ objeví nula. Odečtením prvního řádku přenásobeného $\frac{a_{i1}}{a_{11}}$ od i -tého řádku se objeví nula i na pozici $(i, 1)$. První krok eliminačního algoritmu tedy vynuluje všechny prvky prvního sloupce kromě prvku a_{11} . Po prvním

kroku se získá matice ve tvaru

$$\mathbf{A}^{(1)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(1)} & \dots & a_{2n}^{(1)} \\ 0 & a_{32}^{(1)} & \dots & a_{3n}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & a_{m2}^{(1)} & \dots & a_{mn}^{(1)} \end{pmatrix}. \quad (13)$$

Je-li $a_{22}^{(1)} = 0$, změní se pořadí řádků a sloupců matice $\mathbf{A}^{(1)}$ tak, aby na pozici $(2, 2)$ byl nenulový prvek. Je-li $a_{22}^{(1)} \neq 0$, od třetího řádku se odečte druhý řádek přenásobený $\frac{a_{32}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}}$. Tím se na pozici $(3, 2)$ objeví nula. Odečtením druhého řádku přenásobeného $\frac{a_{i2}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}}$ od i -tého řádku

se objeví nula i na pozici $(i, 2)$. Druhý krok eliminačního algoritmu tedy vynuluje všechny prvky druhého sloupce pod diagonálním prvkem $a_{22}^{(1)}$. Po druhém kroku se získá matice

$$\mathbf{A}^{(2)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(2)} & a_{12}^{(2)} & a_{13}^{(2)} & \dots & a_{1n}^{(2)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & a_{23}^{(2)} & \dots & a_{2n}^{(2)} \\ 0 & 0 & a_{33}^{(2)} & \dots & a_{3n}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & a_{m3}^{(2)} & \dots & a_{mn}^{(2)} \end{pmatrix}. \quad (14)$$

Pokračováním algoritmu se získá některý z následujících tvarů

$$A^{(i-1)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(i-1)} & a_{12}^{(i-1)} & a_{13}^{(i-1)} & \dots & \dots & a_{1n}^{(i-1)} \\ 0 & a_{22}^{(i-1)} & a_{23}^{(i-1)} & \dots & \dots & a_{2n}^{(i-1)} \\ \vdots & 0 & \ddots & & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{ii}^{(i-1)} & \dots & a_{in}^{(i-1)} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad (15)$$

$$\mathbf{A}^{(m-1)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(m-1)} & a_{12}^{(m-1)} & \dots & a_{1n}^{(m-1)} \\ 0 & a_{22}^{(m-1)} & \dots & a_{2n}^{(m-1)} \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{mm}^{(m-1)} \end{pmatrix}, \quad (16)$$

$$\mathbf{A}^{(m-1)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(m-1)} & a_{12}^{(m-1)} & a_{13}^{(m-1)} & \dots & \dots & a_{1n}^{(m-1)} \\ 0 & a_{22}^{(m-1)} & a_{23}^{(m-1)} & \dots & \dots & a_{2n}^{(m-1)} \\ \vdots & 0 & \ddots & & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{mm}^{(m-1)} & \dots & a_{mn}^{(m-1)} \end{pmatrix}. \quad (17)$$

Speciální roli hrají matice ve tvaru

$$\mathbf{A}^{(n-1)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(n-1)} & a_{12}^{(n-1)} & \dots & a_{1n}^{(n-1)} & a_{1,n+1}^{(n-1)} \\ 0 & a_{22}^{(n-1)} & \dots & a_{2n}^{(n-1)} & a_{2,n+1}^{(n-1)} \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{nn}^{(n-1)} & a_{n,n+1}^{(n-1)} \end{pmatrix}. \quad (18)$$

Příklad. (Budinský, Charvát: Matematika I, SNTL/ALFA, 1987)

Necht' je dána matice

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 & -2 & 2 & 4 \\ 2 & 6 & 3 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 3 & 1 & 5 \\ -2 & 2 & 13 & -2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (19)$$

Provedením Gaussova algoritmu vyjde

$$\mathbf{A}^{(4)} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & 4 & 1 & 3 & 9 \\ 0 & 0 & 7 & -4 & -9 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (20)$$

3 Soustavy lineárních algebraických rovnic a jejich řešitelnost

Definice. Soustavou lineárních algebraických rovnic se rozumí soustava

$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots a_{1n}x_n &= b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots a_{2n}x_n &= b_2 \\ &\vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots a_{mn}x_n &= b_m \end{aligned} \tag{21}$$

Poznámka. Soustava (21) se dá úsporně zapsat pomocí matic a vektorů do tvaru

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

Definice. Necht' je dána matice A typu (m, n) v horním lichoběžníkovém tvaru

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & \dots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & a_{23} & \dots & \dots & a_{2n} \\ \vdots & 0 & \ddots & & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{hh} & \dots & a_{hn} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0_{mn} \end{pmatrix}. \quad (22)$$

Hodností matice A se nazývá počet nenulových řádků, tj. h .

Definice. Necht' je dána soustava m lineárních algebraických rovnic o n neznámých ve tvaru $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$. Matice \mathbf{A} je typu (m, n) , vektor \mathbf{x} obsahuje n složek, \mathbf{b} obsahuje m složek. Matice $[\mathbf{A}|\mathbf{b}]$ typu $(m, n + 1)$ se nazývá rozšířená matice soustavy.

Věta (o řešitelnosti). Necht' je dána soustava m lineárních algebraických rovnic o n neznámých s maticí A typu (m, n) , vektorem x obsahujícím n složek a vektorem b obsahujícím m složek.

1. Je-li $m = n$ a je-li hodnost h matice soustavy rovna hodnosti \tilde{h} rozšířené matice soustavy, přičemž $\tilde{h} = h = m = n$, má soustava právě jedno řešení.
2. Je-li $m < n$ a je-li hodnost h matice soustavy rovna hodnosti \tilde{h} rozšířené matice soustavy (přičemž je $\tilde{h} = h \leq m$), má soustava nekonečně mnoho řešení.
3. Je-li $m > n$ a je-li hodnost h matice soustavy rovna hodnosti \tilde{h} rozšířené matice soustavy, přičemž je $\tilde{h} = h = n$, má soustava

právě jedno řešení.

4. Je-li $m > n$ a je-li hodnost h matice soustavy rovna hodnosti \tilde{h} rozšířené matice soustavy, přičemž je $\tilde{h} = h < n$, má soustava nekonečně mnoho řešení.

5. Je-li hodnost h matice soustavy menší než hodnost \tilde{h} rozšířené matice soustavy, nemá soustava řešení.

Věta (Frobeniova). Soustava lineárních algebraických rovnic má alespoň jedno řešení právě tehdy, když matice soustavy a rozšířená matice soustavy mají tutéž hodnost.

Příklady.

1. $m = n = h = \tilde{h} = 2$, soustava má právě jedno řešení

$$\left(\begin{array}{cc|c} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2 & 7 \end{array} \right). \quad (23)$$

2. $\tilde{h} = h = 2 \leq m = 2 < n = 3$, soustava má nekonečně mnoho řešení

$$\left(\begin{array}{ccc|c} 2 & -1 & 0 & 7 \\ 0 & 2 & 3 & 4 \end{array} \right). \quad (24)$$

3. $m = 3 > n = 2 = h = \tilde{h}$, soustava má právě jedno řešení

$$\left(\begin{array}{cc|c} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2 & 7 \\ 0 & 0 & 0 \end{array} \right). \quad (25)$$

4. $m = 4 > n = 3 > h = \tilde{h} = 2$, soustava má nekonečně mnoho řešení

$$\left(\begin{array}{ccc|c} 2 & -1 & 0 & 3 \\ 0 & 2 & 1 & 7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right). \quad (26)$$

5. $h = 1 < \tilde{h} = 2$, soustava nemá řešení

$$\left(\begin{array}{cc|c} 2 & -1 & 7 \\ 0 & 0 & 4 \end{array} \right). \quad (27)$$

Lineární závislost a nezávislost vektorů

Definice. Platí-li rovnice

$$c_1 \mathbf{v}_1 + c_2 \mathbf{v}_2 + \dots + c_n \mathbf{v}_n = \mathbf{0} \quad (28)$$

pouze pro $c_1 = c_2 = \dots = c_n = 0$, nazývá se skupina vektorů $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$ lineárně nezávislou. V opačném případě se skupina vektorů nazývá lineárně závislou.

Nejdůležitějším případem je skupina vektorů $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$, z nichž každý obsahuje n složek. Vektory lze uložit do sloupců matice V

typu (n, n) ve tvaru

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} v_{1(1)} & v_{1(2)} & \dots & v_{1(n)} \\ v_{2(1)} & v_{2(2)} & \dots & v_{2(n)} \\ \vdots & & & \vdots \\ v_{n(1)} & v_{n(2)} & \dots & v_{n(n)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ v_{n1} & v_{n2} & \dots & v_{nn} \end{pmatrix}. \quad (29)$$

Věta. Necht' je dáno n vektorů $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n$, každý o m složkách.

Necht' jsou tyto vektory uloženy jako sloupce matice \mathbf{V} . Vektory $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n$ jsou lineárně nezávislé právě tehdy, když má soustava $\mathbf{V}\mathbf{c} = \mathbf{0}$ právě jedno nulové (triviální) řešení.

Definice. Všechny vektory o n složkách tvoří vektorový prostor V .

Bází vektorového prostoru je libovolná skupina lineárně nezávislých vektorů $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n$.

Věta. Libovolný vektor \mathbf{v} z vektorového prostoru V lze vyjádřit jako lineární kombinaci bázových vektorů ve tvaru

$$\mathbf{v} = c_1 \mathbf{v}_1 + c_2 \mathbf{v}_2 + \dots + c_n \mathbf{v}_n. \quad (30)$$

Necht' je dána báze $\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_n$ a příslušná matice B .

$$\mathbf{v} = v_1^{(b)} \mathbf{b}_1 + v_2^{(b)} \mathbf{b}_2 + \dots v_n^{(b)} \mathbf{b}_n = \quad (31)$$

$$= \sum_{i=1}^n v_i^{(b)} \mathbf{b}_i = B \mathbf{v}^{(b)}. \quad (32)$$

Necht' je dána druhá báze $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_n$ a příslušná matice G .

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n v_i^{(g)} \mathbf{g}_i = G \mathbf{v}^{(g)}. \quad (33)$$

vyjádření báze \mathbf{g}_i v bázi \mathbf{b}_j

$$\mathbf{g}_j = g_{1(j)}^{(b)} \mathbf{b}_1 + g_{2(j)}^{(b)} \mathbf{b}_2 + \dots + g_{n(j)}^{(b)} \mathbf{b}_n = \sum_{i=1}^n g_{i(j)}^{(b)} \mathbf{b}_i \quad (34)$$

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n v_i^{(g)} \mathbf{g}_i = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n g_{k(i)}^{(b)} v_i^{(g)} \mathbf{b}_k = \sum_{k=1}^n v_k^{(b)} \mathbf{b}_k \quad (35)$$

$$\mathbf{v}^{(b)} = \mathbf{G}^{(b)} \mathbf{v}^{(g)} \quad (36)$$

vyjádření báze \mathbf{b}_i v bázi \mathbf{g}_j

$$\mathbf{b}_j = b_{1(j)}^{(g)} \mathbf{g}_1 + b_{2(j)}^{(g)} \mathbf{g}_2 + \dots + b_{n(j)}^{(g)} \mathbf{g}_n = \sum_{i=1}^n b_{i(j)}^{(g)} \mathbf{g}_i \quad (37)$$

$$\boldsymbol{v} = \sum_{i=1}^n v_i^{(b)} \boldsymbol{b}_i = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n b_{k(i)}^{(g)} v_i^{(b)} \boldsymbol{g}_k = \sum_{k=1}^n v_k^{(g)} \boldsymbol{g}_k \quad (38)$$

$$\boldsymbol{v}^{(g)} = \boldsymbol{B}^{(g)} \boldsymbol{v}^{(b)} \quad (39)$$

$$\boldsymbol{v} = \sum_{i=1}^n v_i^{(b)} \boldsymbol{b}_i = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n b_{k(i)}^{(g)} v_i^{(b)} \boldsymbol{g}_k = \quad (40)$$

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n g_{l(k)}^{(b)} b_{k(i)}^{(g)} v_i^{(b)} \boldsymbol{b}_l = \sum_{l=1}^n v_l^{(b)} \boldsymbol{b}_l \quad (41)$$

$$v_l^{(b)} = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n g_{l(k)}^{(b)} b_{k(i)}^{(g)} v_i^{(b)} \Rightarrow \sum_{k=1}^n g_{l(k)}^{(b)} b_{k(i)}^{(g)} = \delta_{li} \quad (42)$$

$$\mathbf{v}^{(b)} = \mathbf{G}^{(b)} \mathbf{B}^{(g)} \mathbf{v}^{(b)} \Rightarrow \mathbf{G}^{(b)} \mathbf{B}^{(g)} = \mathbf{I} \quad (43)$$

Necht' je dána další báze $\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_n$ a příslušná matice \mathbf{H} .

Vyjádření báze \mathbf{h}_i v bázi \mathbf{g}_j má tvar

$$\mathbf{h}_j = \sum_{i=1}^n h_{i(j)}^{(g)} \mathbf{g}_i \quad (44)$$

Libovolný vektor

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n v_i^{(h)} \mathbf{h}_i = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n h_{k(i)}^{(g)} v_i^{(h)} \mathbf{g}_k = \quad (45)$$

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n g_{l(k)}^{(b)} h_{k(i)}^{(g)} v_i^{(h)} \mathbf{b}_l = \sum_{l=1}^n v_l^{(b)} \mathbf{b}_l \quad (46)$$

$$\mathbf{v}^{(b)} = \mathbf{G}^{(b)} \mathbf{H}^{(g)} \mathbf{v}^{(h)} \quad (47)$$

4 Kvadratické formy

Necht' je dána kvadratická funkce n proměnných ve tvaru

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j = \\ &= a_{11} x_1 x_1 + a_{12} x_1 x_2 + \dots a_{1n} x_1 x_n + \end{aligned} \tag{48}$$

$$+ a_{21} x_2 x_1 + a_{22} x_2 x_2 + \dots a_{2n} x_2 x_n +$$

⋮

$$+ a_{n1} x_n x_1 + a_{n2} x_n x_2 + \dots a_{nn} x_n x_n =$$

$$= \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}. \tag{49}$$

Speciální tvar kvadratických forem

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n d_{ii} x_i^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{D} \mathbf{x}. \quad (50)$$

5 Vlastní čísla a vektory

1. motivace

Rovnice elipsy v souřadnicovém systému $x'y'$ má tvar

$$\frac{x'^2}{a^2} + \frac{y'^2}{b^2} = 1 \Rightarrow b^2 x'^2 + a^2 y'^2 = a^2 b^2, \quad (51)$$

např.

$$3^2 x'^2 + 5^2 y'^2 = (3 \cdot 5)^2 = 225. \quad (52)$$

Transformace mezi souřadnicemi $x'y'$ a xy mají tvar

$$x' = (x - x_S) \cos \alpha + (y - y_S) \sin \alpha, \quad (53)$$

$$y' = -(x - x_S) \sin \alpha + (y - y_S) \cos \alpha, \quad (54)$$

Dosazením transformačních vztahů (53) a (54) do rovnice elipsy v souřadnicovém systému xy vychází

$$\begin{aligned}
 & (b^2 \cos^2 \alpha + a^2 \sin^2 \alpha)x^2 + (b^2 \sin^2 \alpha + a^2 \cos^2 \alpha)y^2 + \\
 & (b^2 \sin 2\alpha - a^2 \sin 2\alpha)xy + \\
 & (-2b^2 x_S \cos^2 \alpha - b^2 y_S \sin 2\alpha - 2a^2 x_S \sin^2 \alpha + a^2 y_S \sin 2\alpha)x + \\
 & (-2b^2 y_S \sin^2 \alpha - b^2 x_S \sin 2\alpha - 2a^2 y_S \cos^2 \alpha + a^2 x_S \sin 2\alpha)y + \\
 & (b^2 x_S^2 \cos^2 \alpha + b^2 y_S^2 \sin^2 \alpha + b^2 x_S y_S \sin 2\alpha + \\
 & a^2 x_S^2 \sin^2 \alpha + a^2 y_S^2 \cos^2 \alpha - a^2 x_S y_S \sin 2\alpha - a^2 b^2) = 0, \quad (55)
 \end{aligned}$$

po dosazení číselných hodnot pak

$$14,76x^2 + 19,24y^2 - 15,36xy - 72x - 54y + 0 = 0. \quad (56)$$

Problém: Je možné volbou α odstranit člen $15,36xy$?

Obecněji: rovnice kvadrik lze vyjádřit v obecném tvaru

$$\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x} + c = 0. \quad (57)$$

Problém: Je možné transformovat souřadnice tak, aby byla rovnice kvadriky ve tvaru

$$(\mathbf{x} - \mathbf{x}_s)^T \mathbf{D} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_s) + c = 0, \quad (58)$$

kde \mathbf{D} je diagonální matice a \mathbf{x}_s je daný vektor?

2. motivace

Tenzor setrvačnosti

jednotkový směrový vektor s ,

průvodič bodu B je x ,

vzdálenost bodu B od počátku $r = \|x\| = \sqrt{x^T x}$,

velikost průmětu x do směru s je $x^T s$,

vzdálenost bodu B od osy dané vektorem s je

$$p = \sqrt{x^T x - (x^T s)^2}$$

moment setrvačnosti tělesa k ose $J = \int p^2 \varrho \, dV$

$$p^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{x} - (\mathbf{x}^T \mathbf{s})(\mathbf{x}^T \mathbf{s}) = \quad (59)$$

$$= r^2 \mathbf{s}^T \mathbf{s} - \mathbf{s}^T \mathbf{x} \mathbf{x}^T \mathbf{s} = \quad (60)$$

$$= \mathbf{s}^T (r^2 \mathbf{I} - \mathbf{x} \mathbf{x}^T) \mathbf{s} \quad (61)$$

$$\mathbf{J} = \int (r^2 \mathbf{I} - \mathbf{x} \mathbf{x}^T) \varrho \, dV = \quad (62)$$

$$\int \varrho \begin{pmatrix} y^2 + z^2 & -xy & -xz \\ -yx & x^2 + z^2 & -yz \\ -zx & -zy & x^2 + y^2 \end{pmatrix} \, dV = \quad (63)$$

$$= \begin{pmatrix} J_x & -D_{xy} & -D_{xz} \\ -D_{yx} & J_y & -D_{yz} \\ -D_{zx} & -D_{zy} & J_z \end{pmatrix} \quad (64)$$

$$J = \int p^2 \varrho \, dV = \mathbf{s}^T \mathbf{J} \mathbf{s}. \quad (65)$$

Definice. Nechť je dána matice $A \in R^{n \times n}$. Číslo λ a nenulový vektor v splňující rovnici

$$Av = \lambda v \quad (66)$$

se nazývají vlastní číslo a vlastní vektor.

V rovnici (66) lze převést výraz na pravé straně na levou, což vede na

$$Av - \lambda Iv = (A - \lambda I)v = 0 . \quad (67)$$

Soustava lineárních algebraických rovnic (67) je homogenní (má nulovou pravou stranu). Takové soustavy mají netriviální řešení (tj. $v \neq 0$) právě tehdy, když je matice soustavy $A - \lambda I$ singulární. To lze vyjádřit např. vztahem

$$\det(A - \lambda I) = 0 . \quad (68)$$

Je-li matice soustavy singulární, existuje nekonečně mnoho řešení, ze kterých lze vždy vybrat takové, že jeho norma (velikost) je rovna jedné, tedy

$$\mathbf{v}^T \mathbf{v} = 1. \quad (69)$$

Souhrnně lze psát všechna vlastní čísla a vektory

$$\mathbf{A}\mathbf{V} = \mathbf{V}\Lambda \quad (70)$$

pomocí matice \mathbf{V} , jejíž sloupce jsou tvořeny vlastními vektory \mathbf{v}_i , tedy

$$\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2 \ \dots \ \mathbf{v}_n) \quad (71)$$

a diagonální matice Λ , na jejíž diagonále jsou vlastní čísla λ_i . Matice \mathbf{V} se nazývá fundamentální matice.

Definice. Matice $A \in R^{n \times n}$ se nazývá maticí jednoduché struktury právě tehdy, když má n lineárně nezávislých vlastních vektorů.

Věta. Vlastní vektory v_i a v_j příslušející různým vlastním číslům λ_i a λ_j symetrické matice A jsou ortogonální, tj. $v_i^T v_j = 0$.

Důkaz. λ_i a v_i splňují rovnici

$$A v_i = \lambda_i v_i , \quad (72)$$

λ_j a v_j splňují rovnici

$$A v_j = \lambda_j v_j . \quad (73)$$

Přenásobením rovnice (72) vektorem v_j^T zleva vyjde

$$v_j^T A v_i = \lambda_i v_j^T v_i , \quad (74)$$

zatímco přenásobením rovnice (73) vektorem \mathbf{v}_i^T zleva vyjde

$$\mathbf{v}_i^T \mathbf{A} \mathbf{v}_j = \lambda_j \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j . \quad (75)$$

Odečtením rovnice (75) od rovnice (74) vychází

$$\mathbf{v}_j^T \mathbf{A} \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_i^T \mathbf{A} \mathbf{v}_j = 0 = (\lambda_i - \lambda_j) \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j , \quad (76)$$

protože s ohledem na symetrii matice platí

$$\mathbf{v}_i^T \mathbf{A} \mathbf{v}_j = \mathbf{v}_j^T \mathbf{A}^T \mathbf{v}_i = \mathbf{v}_i^T \mathbf{A} \mathbf{v}_j \text{ a evidentně platí } \mathbf{v}_j^T \mathbf{v}_i = \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j .$$

Protože jsou podle předpokladu věty vlastní čísla λ_i a λ_j různá, platí $\lambda_i - \lambda_j \neq 0$ a proto musí být $\mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j = 0$. Tím je ortogonalita dokázána.

Věta. Má-li matice $\mathbf{A} \in R^{n \times n}$ n různých vlastních čísel, tvoří její vlastní vektory \mathbf{v}_i bázi prostoru R^n .

Důkaz. Podle předcházející věty jsou vlastní vektory odpovídající dvěma různým vlastním číslům ortogonální. Proto jsou všechny vlastní vektory matice A vzájemně ortogonální a tvoří proto bázi prostoru.

Zajímavé výsledky lze obdržet zkoumáním kvadratické formy $\mathbf{x}^T A \mathbf{x}$, kde A je symetrická matice. Libovolný vektor \mathbf{x} lze vyjádřit jako lineární kombinaci vlastních vektorů \mathbf{v}_i , které podle předcházející věty tvoří bázi prostoru R^n . Vektory \mathbf{x} mají tedy tvar

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{v}_i = \mathbf{V} \mathbf{y}, \quad (77)$$

kde y_i jsou součinitele lineární kombinace, které mohou být shromážděny ve vektoru \mathbf{y} . Součet $\sum_{i=1}^n y_i \mathbf{v}_i$ lze zapsat pomocí

matice \mathbf{V} , jejíž sloupce jsou tvořeny vlastními vektory \mathbf{v}_i . Dosazením vyjádření (77) do kvadratické formy vychází

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} &= \mathbf{x}^T \mathbf{A} \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{v}_i = \mathbf{x}^T \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{A} \mathbf{v}_i = \\ &= \mathbf{x}^T \sum_{i=1}^n y_i \lambda_i \mathbf{v}_i = \left(\sum_{j=1}^n y_j \mathbf{v}_j \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i \lambda_i \mathbf{v}_i \right). \end{aligned} \quad (78)$$

S uvážením ortogonality vlastních tvarů lze provést další úpravy

$$\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \left(\sum_{j=1}^n y_j \mathbf{v}_j \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i \lambda_i \mathbf{v}_i \right) = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i^2 = \mathbf{y}^T \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{y}. \quad (79)$$

V matematické literatuře se řadí vlastní čísla od největšího k

nejmenšímu, tedy

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq \dots \geq \lambda_{n-1} \geq \lambda_n , \quad (80)$$

v mechanice naopak od nejmenšího k největšímu, tedy

$$\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3 \leq \dots \leq \lambda_{n-1} \leq \lambda_n . \quad (81)$$

Velikost kvadratické formy $\mathbf{x}^T A \mathbf{x}$ lze odhadnout shora i zdola

$$\lambda_1 \sum_{i=1}^n y_i^2 \leq \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i^2 \leq \lambda_n \sum_{i=1}^n y_i^2 . \quad (82)$$

Za pozornost stojí skalární součin $\mathbf{x}^T \mathbf{x}$, jehož tvar je

$$\mathbf{x}^T \mathbf{x} = \left(\sum_{j=1}^n y_j \mathbf{v}_j \right)^T \left(\sum_{i=1}^n y_i \mathbf{v}_i \right) = \sum_{i=1}^n y_i^2 \quad (83)$$

nebo ve vektorovém zápisu

$$\mathbf{x}^T \mathbf{x} = \mathbf{y}^T \mathbf{V}^T \mathbf{V} \mathbf{y} = \mathbf{y}^T \mathbf{y}. \quad (84)$$

Kombinací (82) a (83) vychází

$$\lambda_1 \leq \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i^2}{\sum_{i=1}^n y_i^2} = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} \leq \lambda_n. \quad (85)$$

Platí tedy

$$\lambda_1 = \min_{\mathbf{x}} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} = \min_{\mathbf{y}} \frac{\mathbf{y}^T \Lambda \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}}, \quad (86)$$

$$\lambda_n = \max_{\mathbf{x}} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} = \max_{\mathbf{y}} \frac{\mathbf{y}^T \Lambda \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}}. \quad (87)$$

Definice. Podíl $\frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}$ se nazývá Rayleighův podíl nebo také Rayleighův kvocient.

Definice. Matice $\mathbf{V} \in R^{n \times n}$ je ortogonální právě tehdy, když platí

$$\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{V} \mathbf{V} = \mathbf{I} \quad (88)$$

Definice. Matice $\mathbf{V} \in R^{n \times p}$, kde $p < n$, je semiortogonální právě tehdy, když platí

$$\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I} \quad \text{a} \quad \mathbf{V} \mathbf{V}^T \neq \mathbf{I} \quad (89)$$

Necht' je dána regulární matice A a soustava lineárních algebraických rovnic

$$Ax = b \quad \Rightarrow \quad x = A^{-1}b. \quad (90)$$

Vektor x lze ale také psát jako lineární kombinaci vlastních vektorů matice A . Soustava rovnic má tedy tvar

$$AVy = b. \quad (91)$$

Přenásobením fundamentální maticí zleva vychází

$$V^T AVy = \Lambda y = V^T b \quad \Rightarrow \quad y = \Lambda^{-1} V^T b \quad (92)$$

nebo po složkách

$$y_i = \frac{1}{\lambda_i} v_i^T b. \quad (93)$$

Vektor \mathbf{x} má tvar

$$\mathbf{x} = \mathbf{V}\mathbf{y} = \mathbf{V}\Lambda^{-1}\mathbf{V}^T\mathbf{b}. \quad (94)$$

Porovnáním s (90) vychází

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{V}\Lambda^{-1}\mathbf{V}^T. \quad (95)$$

Zápis po složkách je

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{v}_i = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^T \mathbf{b} \quad (96)$$

a dále pak

$$\mathbf{A}^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^T. \quad (97)$$

Věta. Necht' je dána regulární matice $A \in R^{n \times n}$. Inverzní matice A^{-1} má tvar

$$A^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^T = V \Lambda^{-1} V^T. \quad (98)$$

Důkaz. Byl proveden během odvození.

6 Metody řešení soustav lineárních algebraických rovnic

- přímé (finitní) metody
 - Gaussova eliminační metoda
 - LDL^T rozklad (symetrické pozitivně definitní matice)
 - LL^T rozklad (Choleského rozklad, symetrické pozitivně definitní matice)
 - LU rozklad (obecné soustavy, někdy nutná pivotáž)
 - řídké řešiče
- iterační metody

- metoda největšího spádu (symetrické pozitivně definitní matici, minimalizace $\|e\|_A$)
- metoda sdružených gradientů (symetrické pozitivně definitní matici)
- metoda bi-konjugovaných gradientů (BiCG)
- GMRES (obecné soustavy, nutné restarty)
- ORTOMIN (minimalizace $\|r_2\|$)
- relaxační metoda
- Jacobiova metoda (konverguje pro striktně diagonálně dominantní matici)
- Gaussova-Seidelova metoda (konverguje pro striktně diagonálně dominantní matici)

- Successive Over Relaxation method (SOR)
- Symmetric Successive Over Relaxation method (SSOR)

Počty aritmetických operací přímých metod

$$\text{Gaussova eliminace, } LU \quad \frac{2}{3}n^3$$

$$LDL^T \quad \frac{1}{3}n^3$$

$$\text{pásový } LDL^T \text{ rozklad} \quad 2np^2$$

6.1 Rozklad LDL^T

1. pomocná věta. Součin dvou dolních trojúhelníkových matic je dolní trojúhelníková matice.

2. pomocná věta. Inverzní matice k dolní trojúhelníkové matici je dolní trojúhelníková matice.

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{LDL}^T\mathbf{x} = \mathbf{L}\mathbf{z} = \mathbf{b} \quad \Rightarrow \quad \mathbf{z} \quad (99)$$

$$\mathbf{DL}^T\mathbf{x} = \mathbf{z} \quad \Rightarrow \quad \mathbf{x} \quad (100)$$

$$\mathbf{A}_{k+1} = \mathbf{L}_k^{-1} \mathbf{A}_k =$$

$$\begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & & -\frac{a_{k+1,k}^{(k)}}{a_{kk}^{(k)}} & 1 \\ 0 & & & a_{kk}^{(k)} & \\ & \ddots & & & \ddots & \\ & & & -\frac{a_{nk}^{(k)}}{a_{kk}^{(k)}} & 1 & \\ & & & a_{kk}^{(k)} & & \\ & & & & 0 & \\ & & & & & \ddots & \\ & & & & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & & & & \\ & a_{11}^{(k)} & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & a_{ij}^{(k)} & \\ & & & a_{kk}^{(k)} & \\ & & & a_{k+1,k}^{(k)} & \\ & & & & 0 & \\ & & & & & \ddots & \\ & & & & & & a_{nn}^{(k)} \end{pmatrix} \quad (101)$$

$$A_{k+1} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(k+1)} & & & \\ \ddots & & a_{ij}^{(k+1)} & \\ & a_{kk}^{(k+1)} & a_{k,k+1}^{(k+1)} & \\ 0 & a_{k+1,k+1}^{(k+1)} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ 0 & a_{n,k+1}^{(k+1)} & a_{nn}^{(k+1)} & \end{pmatrix} \quad (102)$$

$$\mathbf{A}_{k+2} = \mathbf{L}_{k+1}^{-1} \mathbf{A}_{k+1}$$

$$\mathbf{L}_{k+1}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & & -\frac{a_{k+2,k+1}^{(k+1)}}{a_{k+1,k+1}^{(k+1)}} & 1 \\ & & & & \vdots \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & 1 \end{pmatrix} \quad (103)$$

$$\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{L}_{n-1}^{-1} \cdots \mathbf{L}_2^{-1} \mathbf{L}_1^{-1} \mathbf{A} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{A} \quad (104)$$

\mathbf{L}^{-1} je dolní trojúhelníková matice

$\tilde{\mathbf{A}}$ je horní trojúhelníková matice

$$\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{D}\mathbf{U} \quad (105)$$

$$\mathbf{D}\mathbf{U} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{A} \Rightarrow \mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{D}\mathbf{U} \quad (106)$$

$$\mathbf{A}^T = \mathbf{U}^T \mathbf{D} \mathbf{L}^T = \mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{D}\mathbf{U} \Rightarrow \mathbf{L}^T = \mathbf{U} \quad (107)$$

$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{D}\mathbf{L}^T \quad (108)$$

7 Extrémy kvadratických funkcí, řešení soustav lineárních rovnic

Kvadratickou funkci n proměnných $f(\mathbf{x})$ lze zapsat pomocí matice $\mathbf{A} \in R^{n \times n}$ a vektoru $\mathbf{b} \in R^n$ takto

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{b} + c. \quad (109)$$

Poloviny u koeficientů a_{ij} a znaménka minus před koeficienty b_i byly zvoleny s ohledem na další zápis. Pro obecnou kvadratickou funkci n proměnných lze vždy určit a_{ij} a b_i tak, že funkce má výše uvedený tvar. Konstanta c nemá vliv na polohu extrému, jen na jeho velikost. V dalších úvahách se bude předpokládat $c = 0$.

Definice. Matice $A \in R^{n \times n}$ se nazývá pozitivně definitní právě tehdy, když pro libovolný nenulový vektor $x \in R^n$ platí $x^T Ax > 0$.

Poznámka. Velmi mnoho inženýrských úloh lze zformulovat tak, že se hledá minimum kvadratické funkce n proměnných s pozitivně definitní maticí.

Věta. Matice $A \in R^{n \times n}$ je pozitivně definitní právě tehdy, když jsou její všechna vlastní čísla kladná.

Věta. Nechť je matice A symetrická a pozitivně definitní. Funkce $f(x)$ nabývá svého minima v bodě \bar{x} právě tehdy, když \bar{x} je řešením soustavy lineárních algebraických rovnic $A\bar{x} = b$.

Důkaz. Nechť funkce $f(\mathbf{x})$ nabývá svého minima v $\bar{\mathbf{x}}$. Pro libovolný vektor \mathbf{v} a skalární parametr s pak platí

$$f(\bar{\mathbf{x}} + s\mathbf{v}) = \frac{1}{2}\bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} + s\mathbf{v}^T \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} + \frac{s^2}{2}\mathbf{v}^T \mathbf{A}\mathbf{v} - \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{b} - s\mathbf{v}^T \mathbf{b} \quad (110)$$

Vzhledem k tomu, že $\bar{\mathbf{x}}$ i \mathbf{v} jsou dané vektory, jedinou proměnnou je s a minimum nastává pro

$$\frac{df(\bar{\mathbf{x}} + s\mathbf{v})}{ds} = \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{A}\mathbf{v} + s\mathbf{v}^T \mathbf{A}\mathbf{v} - \mathbf{v}^T \mathbf{b} = 0 \quad (111)$$

s uvážením, že podle předpokladu je minimum v $\bar{\mathbf{x}}$, platí $s = 0$, což vede na výraz

$$\frac{d f(\bar{\mathbf{x}} + s\mathbf{v})}{ds} = \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{A}\mathbf{v} - \mathbf{v}^T \mathbf{b} = \mathbf{v}^T (\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{b}) = 0 \quad (112)$$

Vzhledem k libovolnosti \mathbf{v} musí být $\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}$.

Nechť $\bar{\mathbf{x}}$ splňuje rovnici $\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}$. Funkci $f(\mathbf{x})$ lze psát

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} = \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} + \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} = \\ &= \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{A} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} \end{aligned}$$

Protože je matice A pozitivně definitní, minimum $f(x)$ nastává pro $x = \bar{x}$ a má velikost $-\frac{1}{2}\bar{x}^T A \bar{x}$.

Gradient kvadratické funkce $f(\mathbf{x})$ má tvar

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \frac{d f(\mathbf{x})}{d \mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b} \quad (113)$$

a reziduum má tvar

$$\mathbf{r}(\mathbf{x}) = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x} = -\mathbf{g}(\mathbf{x}) \quad (114)$$

V numerických metodách se budou používat approximace $\mathbf{x}^{(k)}$ vektoru $\bar{\mathbf{x}}$, který minimalizuje funkci $f(\mathbf{x})$. Chyba je definována

$$\mathbf{e}^{(k)} = \bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^{(k)} \quad (115)$$

Vztah mezi reziduem a chybou je

$$\mathbf{r}^{(k)} = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{A}\mathbf{e}^{(k)} \quad (116)$$

7.1 Metoda největšího spádu

Necht' je dána kvadratická funkce n proměnných ve tvaru

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{b} \quad (117)$$

kde $\mathbf{A} \in R^{n \times n}$ je symetrická pozitivně definitní matice a vektor $\mathbf{b} \in R^n$. Hledání minima lze provést metodou největšího spádu, ve které se hledá nejmenší hodnota ve směru gradientu.

Necht' je známa approximace $\boldsymbol{x}^{(k)}$ polohy extrému $\bar{\boldsymbol{x}}$ v k -tém kroku minimalizace. Nová approximace se předpokládá ve tvaru

$$\boldsymbol{x}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}^{(k)} + \alpha^{(k)} \boldsymbol{r}^{(k)}, \quad (118)$$

kde $\boldsymbol{r}^{(k)}$ je vektor rezidua (vektor opačný ke gradientu $\boldsymbol{g}^{(k)}$)

$$\boldsymbol{r}^{(k)} = \boldsymbol{b} - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}^{(k)} = -\boldsymbol{g}^{(k)}. \quad (119)$$

Dosazením $\boldsymbol{x}^{(k+1)}$ do funkce $f(\boldsymbol{x})$ vychází

$$\begin{aligned} f(\boldsymbol{x}^{(k+1)}) &= \frac{1}{2} (\boldsymbol{x}^{(k)})^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}^{(k)} - \alpha^{(k)} (\boldsymbol{x}^{(k)})^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{r}^{(k)} + \\ &+ \frac{1}{2} (\boldsymbol{r}^{(k)})^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{r}^{(k)} - (\boldsymbol{x}^{(k)})^T \boldsymbol{b} - \alpha^{(k)} (\boldsymbol{r}^{(k)})^T \boldsymbol{b}, \end{aligned} \quad (120)$$

což je kvadratická funkce jedné proměnné $\alpha^{(k)}$.

Její minimum se určí z podmínky

$$\frac{d f(\alpha^{(k)})}{d \alpha^{(k)}} = (\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{A} \mathbf{x}^{(k)} + \alpha^{(k)} (\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{A} \mathbf{r}^{(k)} - (\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{b} = 0, \quad (121)$$

odkud vychází

$$\alpha^{(k)} = \frac{(\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{b} - (\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{A} \mathbf{x}^{(k)}}{(\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{A} \mathbf{r}^{(k)}} = \frac{(\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{r}^{(k)}}{(\mathbf{r}^{(k)})^T \mathbf{A} \mathbf{r}^{(k)}}. \quad (122)$$

Reziduum v $k+1$ -ním kroku má tvar

$$\mathbf{r}^{(k+1)} = \mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x}^{(k)} - \alpha^{(k)} \mathbf{A} \mathbf{r}^{(k)} = \mathbf{r}^{(k)} - \alpha \mathbf{A} \mathbf{r}^{(k)} \quad (123)$$

Algoritmus metody největšího spádu

volba počáteční aproximace \boldsymbol{x}_0

výpočet počátečního rezidua $\boldsymbol{r}_0 = \boldsymbol{b} - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_0$

iterace $k = 0, 1, \dots$

$$\alpha^{(k)} = \frac{(\boldsymbol{r}^{(k)})^T \boldsymbol{r}^{(k)}}{(\boldsymbol{r}^{(k)})^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{r}^{(k)}}$$

$$\boldsymbol{x}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}^{(k)} + \alpha^{(k)} \boldsymbol{r}^{(k)}$$

$$\boldsymbol{r}^{(k+1)} = \boldsymbol{r}^{(k)} - \alpha^{(k)} \boldsymbol{A} \boldsymbol{r}^{(k)}$$

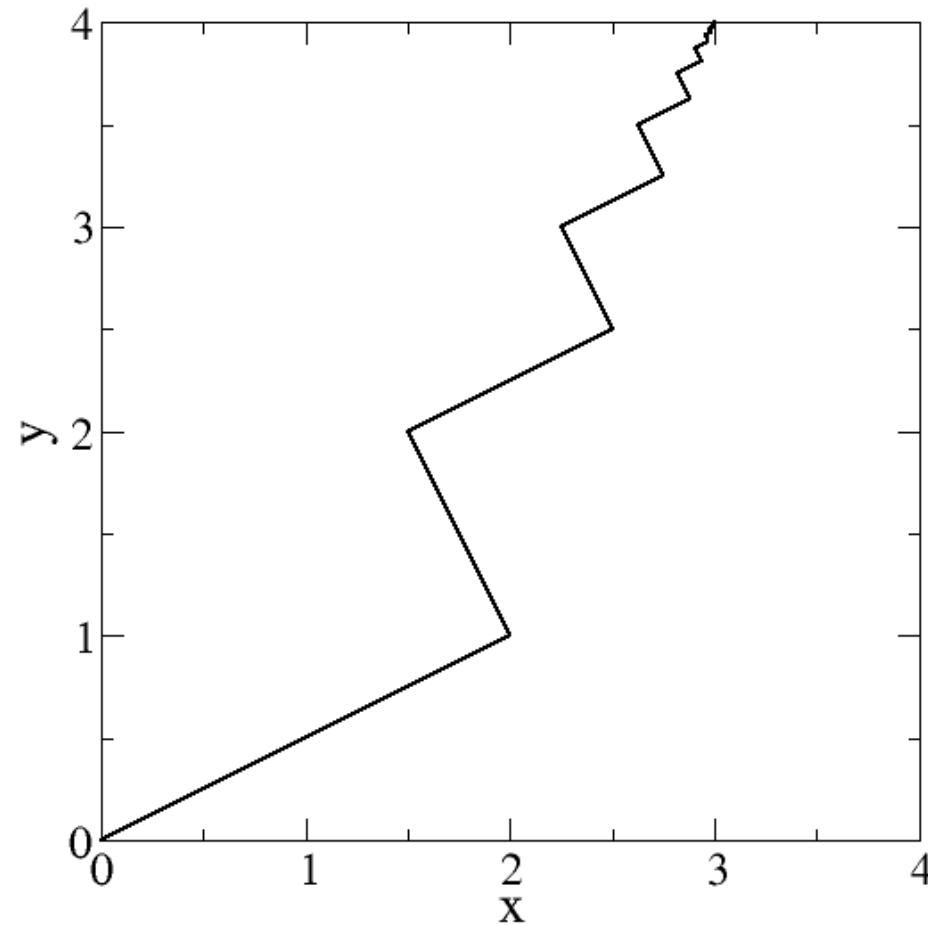
pokud $\|\boldsymbol{r}^{(k+1)}\| > \varepsilon \|\boldsymbol{b}\|$, další krok, jinak konec

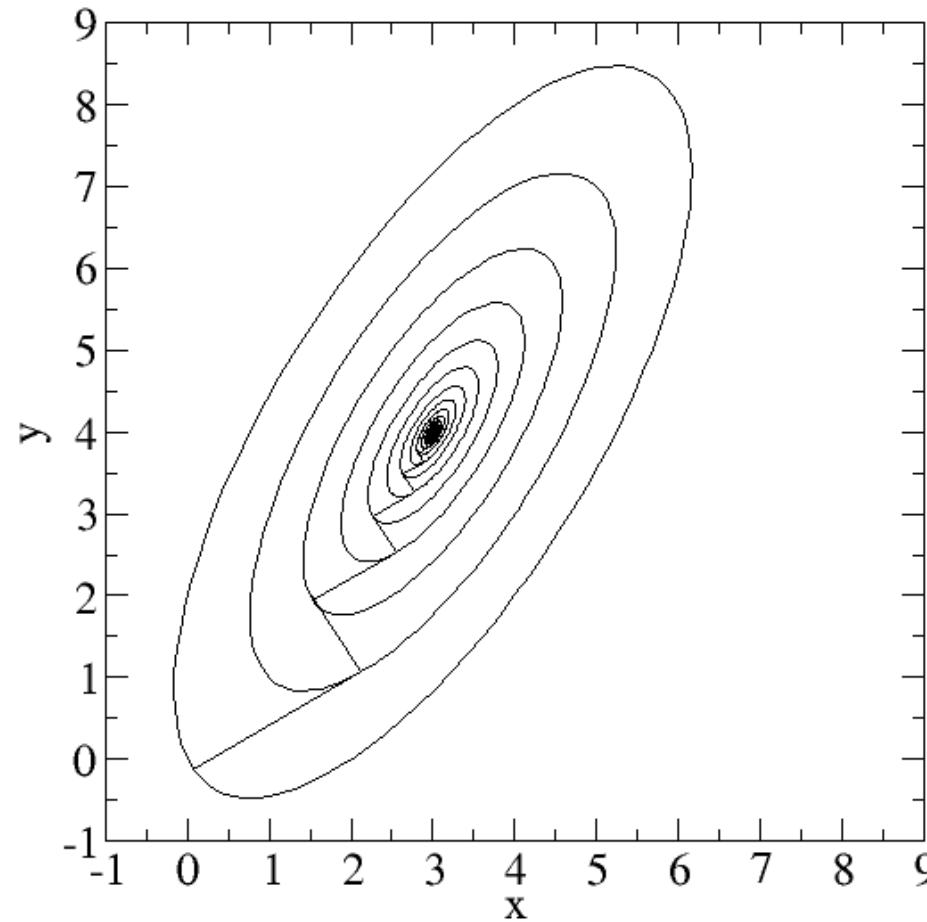
Příklad. Soustava rovnic

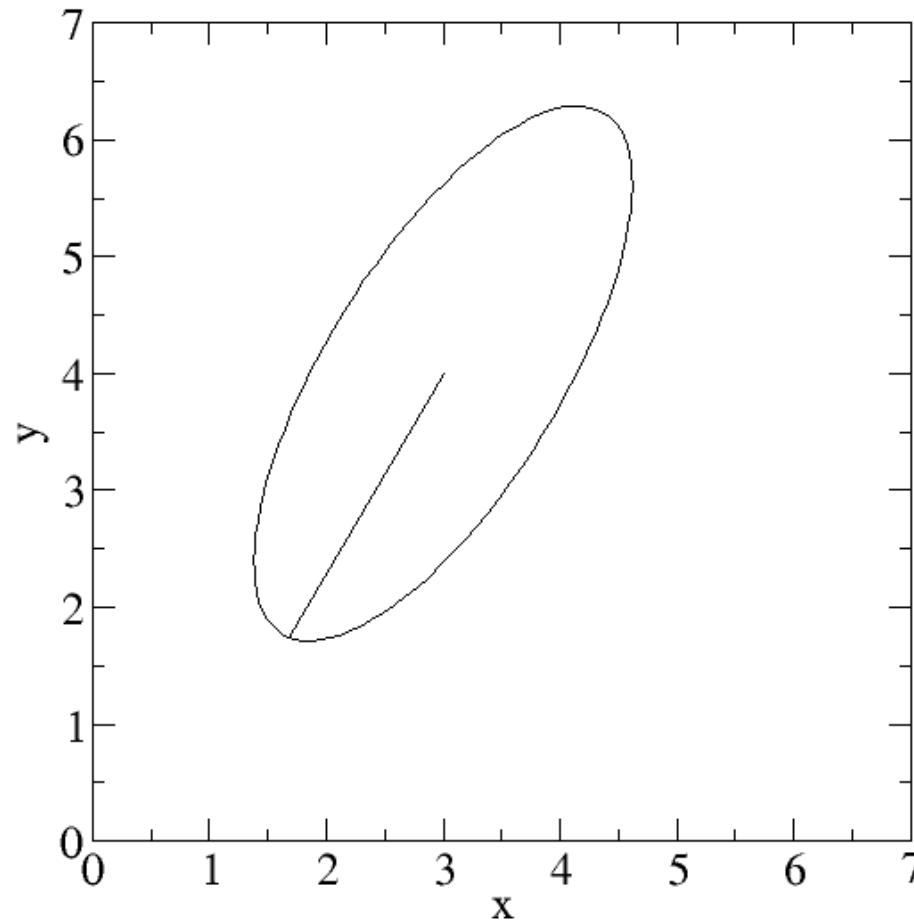
$$\begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

má řešení

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}$$







7.2 Metoda sdružených gradientů

Necht' je dána kvadratická funkce n proměnných ve tvaru

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{b}$$

kde $\mathbf{A} \in R^{n \times n}$ je symetrická pozitivně definitní matice a vektor $\mathbf{b} \in R^n$. Hledání minima lze provést metodou sdružených gradientů.

Na rozdíl od metody největšího spádu se směr minimalizace nevolí totožný s vektorem rezidua, ale určuje se pomocí dodatečné podmínky.

Vzhledem k významu metody sdružených gradientů bude provedeno poměrně podrobné odvození.

Volí se počáteční approximace \boldsymbol{x}_0 přesného řešení $\bar{\boldsymbol{x}}$. Počáteční reziduum má tvar $\boldsymbol{r}_0 = \boldsymbol{b} - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_0$. Nová approximace řešení se volí ve tvaru

$$\boldsymbol{x}_1 = \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0$$

kde \boldsymbol{s}_0 je vektor směru. Počáteční vektor \boldsymbol{s}_0 se volí roven vektoru rezidua, tedy $\boldsymbol{s}_0 = \boldsymbol{r}_0$. Dosazením vektoru \boldsymbol{x}_1 do kvadratické funkce vychází

$$f(\boldsymbol{x}_1) = \frac{1}{2} \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 + \frac{1}{2} \alpha_0^2 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 - \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{b} - \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{b}$$

Z podmínky stacionarity plyne

$$\frac{d f(\boldsymbol{x}_1)}{d \alpha_0} = \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 - \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{b} = 0 \quad \Rightarrow \quad \alpha_0 = \frac{\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{r}_0}{\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0}$$

Pro další úvahy je užitečné vypočítat hodnotu kvadratické funkce pro \mathbf{x}_1 , vychází

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_1) &= \frac{1}{2} \mathbf{x}_0^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_0^T \mathbf{b} + \alpha_0 \mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 + \frac{1}{2} \alpha_0^2 \mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0 - \alpha_0 \mathbf{s}_0^T \mathbf{b} = \\ &= f(\mathbf{x}_0) - \frac{1}{2} \frac{(\mathbf{s}_0^T \mathbf{r}_0)^2}{\mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0} \end{aligned}$$

Další aproximace má tvar

$$\mathbf{x}_2 = \mathbf{x}_0 + \alpha_0 \mathbf{s}_0 + \alpha_1 \mathbf{s}_1$$

Nyní je vektor \mathbf{s}_1 neznámý a je třeba ho určit.

Dosazením vektoru \mathbf{x}_2 do kvadratické funkce vychází

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_2) &= \frac{1}{2}\mathbf{x}_0^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 + \alpha_0 \mathbf{x}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0 + \frac{1}{2}\alpha_0^2 \mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0 - \mathbf{x}_0^T \mathbf{b} - \alpha_0 \mathbf{s}_0^T \mathbf{b} + \\ &+ \alpha_1 \mathbf{x}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 + \alpha_0 \alpha_1 \mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_1^2 \mathbf{s}_1^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 - \alpha_1 \mathbf{s}_1^T \mathbf{b} \end{aligned}$$

S uvážením vztahů pro α_0 a \mathbf{r}_0 a s ohledem na volbu \mathbf{s}_0 lze předcházející výraz upravit do tvaru

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_2) &= f(\mathbf{x}_0) - \frac{1}{2} \frac{(\mathbf{s}_0^T \mathbf{r}_0)^2}{\mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0} + \alpha_0 \alpha_1 \mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_1^2 \mathbf{s}_1^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 - \alpha_1 \mathbf{s}_1^T \mathbf{r}_0 \\ &= f(\mathbf{x}_1) + \alpha_0 \alpha_1 \mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_1^2 \mathbf{s}_1^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 - \alpha_1 \mathbf{s}_1^T \mathbf{r}_0 \end{aligned}$$

Bude-li zvolen vektor s_1 tzv. A -ortogonální k vektoru s_0 , tj. bude-li platit $s_1^T A s_0 = 0$, bude mít výraz pro α_1 tvar

$$\alpha_1 = \frac{s_1^T r_0}{s_1^T A s_1}$$

Úpravami vycházejí důležité vztahy

$$x_1 = x_0 + \alpha_0 s_0 \quad \Rightarrow \quad x_1 - x_0 = \alpha_0 s_0$$

proto platí

$$s_1^T A (x_1 - x_0) = \alpha_0 s_1^T A s_0 = 0$$

a dále

$$\begin{aligned} s_1^T A x_1 - s_1^T A x_0 &= s_1^T A x_1 - s_1^T A x_0 + s_1^T b - s_1^T b = \\ s_1^T (b - A x_0) - s_1^T (b - A x_1) &= s_1^T r_0 - s_1^T r_1 = 0 \end{aligned}$$

Platí tedy důležitý vztah

$$\mathbf{s}_1^T \mathbf{r}_0 = \mathbf{s}_1^T \mathbf{r}_1$$

s jehož pomocí lze přepsat výraz pro α_1 do tvaru

$$\alpha_1 = \frac{\mathbf{s}_1^T \mathbf{r}_1}{\mathbf{s}_1^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1}$$

Další aproximace je ve tvaru

$$\mathbf{x}_3 = \mathbf{x}_0 + \alpha_0 \mathbf{s}_0 + \alpha_1 \mathbf{s}_1 + \alpha_2 \mathbf{s}_2$$

Dosazením do kvadratické funkce vychází

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_3) &= \\ &= \frac{1}{2}\mathbf{x}_0^T \mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \frac{1}{2}\alpha_0\mathbf{x}_0^T \mathbf{A}\mathbf{s}_0 + \frac{1}{2}\alpha_1\mathbf{x}_0^T \mathbf{A}\mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_2\mathbf{x}_0^T \mathbf{A}\mathbf{s}_2 + \\ &+ \frac{1}{2}\alpha_0\mathbf{s}_0^T \mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \frac{1}{2}\alpha_0^2\mathbf{s}_0^T \mathbf{A}\mathbf{s}_0 + \frac{1}{2}\alpha_0\alpha_1\mathbf{s}_0^T \mathbf{A}\mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_0\alpha_2\mathbf{s}_0^T \mathbf{A}\mathbf{s}_2 + \\ &+ \frac{1}{2}\alpha_1\mathbf{s}_1^T \mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \frac{1}{2}\alpha_1\alpha_0\mathbf{s}_1^T \mathbf{A}\mathbf{s}_0 + \frac{1}{2}\alpha_1^2\mathbf{s}_1^T \mathbf{A}\mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_1\alpha_2\mathbf{s}_1^T \mathbf{A}\mathbf{s}_2 + \\ &+ \frac{1}{2}\alpha_2\mathbf{s}_2^T \mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \frac{1}{2}\alpha_2\alpha_0\mathbf{s}_2^T \mathbf{A}\mathbf{s}_0 + \frac{1}{2}\alpha_2\alpha_1\mathbf{s}_2^T \mathbf{A}\mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}\alpha_2^2\mathbf{s}_2^T \mathbf{A}\mathbf{s}_2 - \\ &- \mathbf{x}_0^T \mathbf{b} - \alpha_0\mathbf{s}_0^T \mathbf{b} - \alpha_1\mathbf{s}_1^T \mathbf{b} - \alpha_2\mathbf{s}_2^T \mathbf{b} \end{aligned}$$

S ohledem na A -ortogonalitu směrových vektorů s_i , vztahů pro α_i a definici rezidua platí

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_3) &= f(\mathbf{x}_0) - \frac{(\mathbf{s}_0^T \mathbf{r}_0)^2}{2\mathbf{s}_0^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0} - \frac{(\mathbf{s}_1^T \mathbf{r}_1)^2}{2\mathbf{s}_1^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1} + \\ &+ \alpha_2 \mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 + \frac{1}{2} \alpha_2^2 \mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{s}_2 - \alpha_2 \mathbf{s}_2^T \mathbf{b} \end{aligned}$$

odkud vychází

$$\alpha_2 = \frac{\mathbf{s}_2^T \mathbf{r}_0}{\mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{s}_2}$$

Úpravami vycházejí důležité vztahy

$$\mathbf{x}_2 - \mathbf{x}_0 = \alpha_0 \mathbf{s}_0 + \alpha_1 \mathbf{s}_1$$

proto platí

$$\mathbf{s}_2^T \mathbf{A}(\mathbf{x}_2 - \mathbf{x}_0) = \alpha_0 \mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{s}_0 + \alpha_1 \mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{s}_1 = 0$$

a dále

$$\mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{x}_2 - \mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 = \mathbf{s}_2^T \mathbf{r}_0 - \mathbf{s}_2^T \mathbf{r}_2 = 0$$

výraz pro α_2 lze proto přepsat do tvaru

$$\alpha_2 = \frac{\mathbf{s}_2^T \mathbf{r}_2}{\mathbf{s}_2^T \mathbf{A} \mathbf{s}_2}$$

Obecně platí

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_0 + \sum_{i=0}^{i=k-1} \alpha_i \mathbf{s}_i \quad \Rightarrow \quad \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_0 = \sum_{i=0}^{i=k-1} \alpha_i \mathbf{s}_i$$

proto

$$\mathbf{s}_k^T \mathbf{A}(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_0) = \sum_{i=0}^{i=k-1} \alpha_i \mathbf{s}_k^T \mathbf{A} \mathbf{s}_i = 0$$

a dále pak

$$\mathbf{s}_k^T \mathbf{r}_0 - \mathbf{s}_k^T \mathbf{r}_k = 0 \quad \Rightarrow \quad \mathbf{s}_k^T \mathbf{r}_0 = \mathbf{s}_k^T \mathbf{r}_k$$

Věta. Necht' je dán vektor \mathbf{x}_0 . Potom pro každé $i < k$ platí

$$\mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_k = 0.$$

Důkaz.

$$\mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_k = \mathbf{s}_i^T (\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_k) = \mathbf{s}_i^T \left(\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_0 - \sum_{j=0}^{j=k-1} \alpha_j \mathbf{A}\mathbf{s}_j \right)$$

S ohledem na ortogonalitu směrových vektorů platí

$$\mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_k = \mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_0 - \alpha_i \mathbf{s}_i^T \mathbf{A}\mathbf{s}_i = \mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_0 - \frac{\mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_0}{\mathbf{s}_i^T \mathbf{A}\mathbf{s}_i} \mathbf{s}_i^T \mathbf{A}\mathbf{s}_i = 0$$

Věta. Platí $\mathbf{r}_k^T \mathbf{s}_k = \mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_k$

Důkaz. Přenásobením vztahu pro nový směrový vektor

$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{r}_{k+1} + \beta_k \mathbf{s}_k$$

vektorem r_{k+1}^T zleva vychází

$$r_{k+1}^T s_{k+1} = r_{k+1}^T r_{k+1} + \beta_k r_{k+1}^T s_k = r_{k+1}^T r_{k+1}$$

protože platí předcházející věta.

volba počáteční approximace \mathbf{x}_0

výpočet počátečního rezidua $\mathbf{r}_0 = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_0$

nastavení počátečního směrového vektoru $\mathbf{s}_0 = \mathbf{r}_0$

iterace $k = 0, 1, \dots$

$$\alpha_k = \frac{\mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_k}{\mathbf{s}_k^T \mathbf{A} \mathbf{s}_k}$$

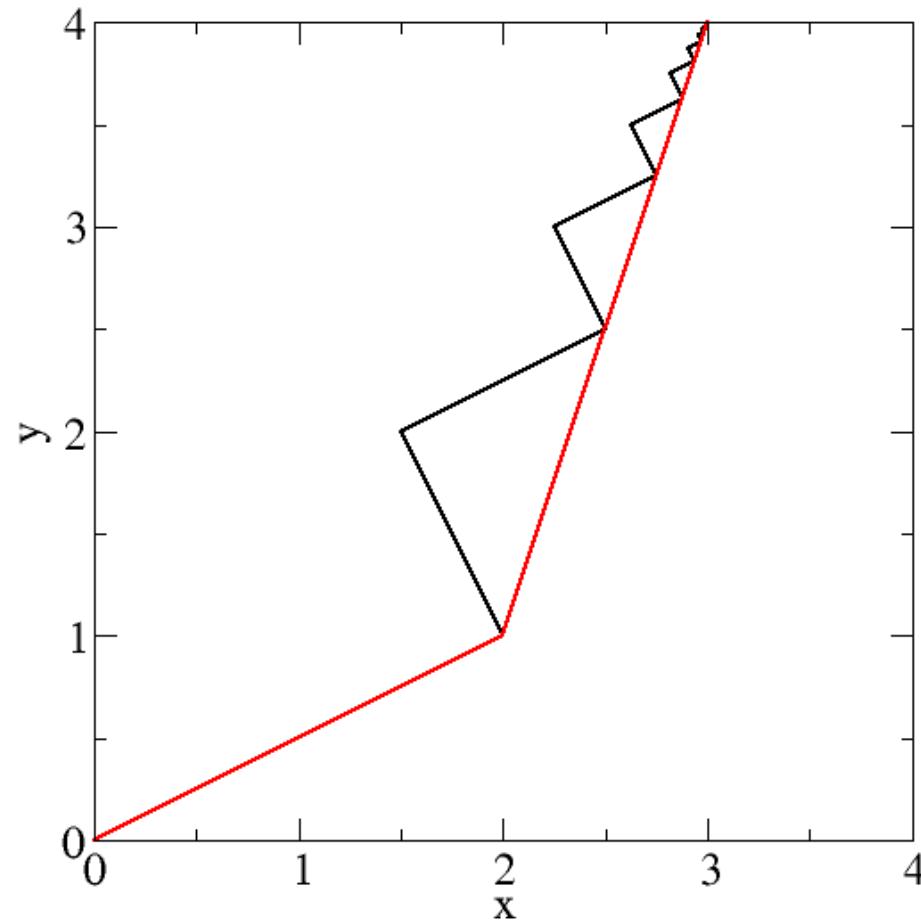
$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{s}_k$$

$$\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{r}_k - \alpha_k \mathbf{A} \mathbf{s}_k$$

pokud $\|\mathbf{r}_{k+1}\| < \varepsilon$, konec iterace

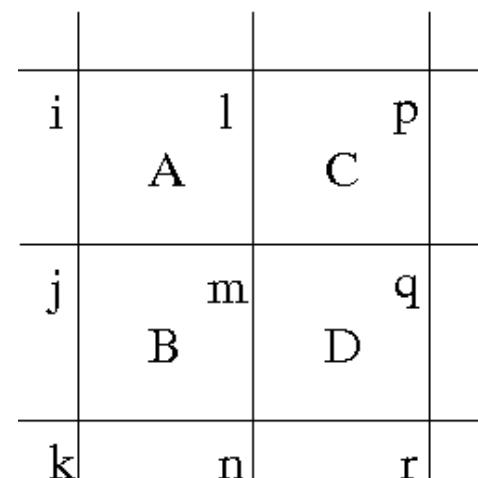
$$\beta_k = \frac{\mathbf{r}_{k+1}^T \mathbf{r}_{k+1}}{\mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_k}$$

$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{r}_{k+1} + \beta_k \mathbf{s}_k$$



8 Ukládání matic v paměti počítače

8.1 Soustavy rovnic z MKP



S ohledem na velmi omezený nosič bázových funkcí obsahují matice z MKP extrémně málo nenulových prvků.

úloha	m
2D vedení tepla, čtyřúhelníky	9
rovinná napjatost, čtyřúhelníky	18
3D vedení tepla, šestistěny	27
3D pružnost	81

m je počet nenulových prvků na jednom řádku matice soustavy.

8.2 Typy ukládání

Definice. Matice obsahující alespoň 90% nulových prvků se nazývá řídká.

Definice. Matice, pro kterou platí $\forall i, j, |i - j| \geq p : a_{ij} = 0$, se nazývá pásová s konstantní šířkou pásu p .

Matice soustav lineárních algebraických rovnic získaných z metody konečných prvků, konečných diferencí a konečných objemů jsou obvykle velmi řídké.

- plná matice
- pásová matice (konstantní šířka pásu)
- skyline (proměnná šířka pásu)
- kompresované řádky/sloupce

Při použití pásových matic (s konstantní i proměnnou šírkou pásu) je vhodné přečíslovat neznámé.

Extrémní případ

$$\begin{pmatrix} X & X & X & X & X \\ X & X & & & \\ X & & X & & \\ X & & & X & \\ X & & & & X \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X & & & X \\ & X & & X \\ & & X & X \\ & & & X & X \\ X & X & X & X & X \end{pmatrix} \quad (124)$$

$$K = \begin{pmatrix} 15 & 0 & -4 & 3 & -2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -4 & 0 \\ 0 & 23 & 3 & -6 & -1 & 4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -19 \\ -4 & 3 & 15 & 0 & -4 & 0 & -2 & -1 & -4 & -3 & -2 & 1 \\ 3 & -6 & 0 & 23 & 0 & -19 & 1 & 4 & -3 & -6 & -1 & 4 \\ -2 & -1 & -4 & 0 & 15 & 0 & -4 & 3 & -2 & 1 & -4 & -3 \\ 1 & 4 & 0 & -19 & 0 & 23 & 3 & -6 & -1 & 4 & -3 & -6 \\ 0 & 0 & -2 & 1 & -4 & 3 & 7 & -3 & -2 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 4 & 3 & -6 & -3 & 11 & 1 & -9 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -4 & -3 & -2 & -1 & -2 & 1 & 7 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -3 & -6 & 1 & 4 & -1 & -9 & 3 & 11 & 0 & 0 \\ -4 & 0 & -2 & -1 & -4 & -3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 15 & 0 \\ 0 & -19 & 1 & 4 & -3 & -6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 23 \end{pmatrix}$$

Skyline–proměnná šířka pásu

prvky matice se ukládají do jednorozměrného pole a , kromě toho se sestavuje pole adres diagonálních prvků adr

ukládají se všechny prvky sloupců od diagonálního prvku až k nejvzdálenějšímu nenulovému mimodiagonálnímu prvku

ukládání skyline se používá v souvislosti s eliminací matice (rozkladem matice na tvar LDL^T nebo LL^T)

prvek matice a_{ij} je na pozici $adr[j] + j - i$

např. $a_{24} = -6$, $i = 1$, $j = 3$ (indexy v C), $adr[3] = 5$,
 $5 + 3 - 1 = 7$, a $[7] = -6$

pole a obsahující prvky matice

15	23	15	3	-4	23	0	-6	3	15	0	-4
-1	-2	23	0	-19	0	4	1	7	3	-4	1
-2	11	-3	-6	3	4	-1	7	1	-2	-1	-2
-3	-4	11	3	-9	-1	4	1	-6	-3	15	0
0	0	0	-3	-4	-1	-2	0	-4	23	0	0
0	0	0	-6	-3	4	1	-19				

pole adr obsahující adresy (indexy) diagonálních prvků

0	1	2	5	9	14	20	25	31	38	46	57	68
---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----

Compressed Rows – kompresované řádky

prvky matice jsou uloženy v jednorozměrném poli a , pro každý uložený prvek se ukládá jeho sloupcový index do celočíselného pole ci , kromě toho se sestavuje celočíselného pole adr obsahující adresu (index) prvního prvku v každém řádku

ukládají se jen nenulové prvky, postupuje se po řádcích

ukládání kompresované řádky se používá v souvislosti s iteračními metodami, ve kterých se násobí matice soustavy s nějakým vektorem

a	15	-4	3	-2	1	-4	23	3	-6	-1	4	-19	
ci	1	3	4	5	6	11	2	3	4	5	6	12	
a	-4	3	15	-4	-2	-1	-4	-3	-2	1	3	-6	
ci	1	2	3	5	7	8	9	10	11	12	1	2	
a	23	-19	1	4	-3	-6	-1	4	-2	-1	-4	15	
ci	4	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	5	
a	-4	3	-2	1	-4	-3	1	4	-19	23	3	-6	
ci	7	8	9	10	11	12	1	2	4	6	7	8	
a	-1	4	-3	-6	-2	1	-4	3	7	-3	-2	-1	
ci	9	10	11	12	3	4	5	6	7	8	9	10	
a	-1	4	3	-6	-3	11	1	-9	-4	-3	-2	-1	
ci	3	4	5	6	7	8	9	10	3	4	5	6	
a	-2	1	7	3	-3	-6	1	4	-1	-9	3	11	
ci	7	8	9	10	3	4	5	6	7	8	9	10	
a	-4	-2	-1	-4	-3	15	-19	1	4	-3	-6	23	
ci	1	3	4	5	6	11	2	3	4	5	6	12	
adr	0	6	12	22	32	42	52	60	68	76	84	90	96

Symmetric Compressed Rows – symetrické kompresované řádky

používají se stejná pole jako v ukládání kompresované řádky, tedy a ,
 c_i , adr

ukládání symetrické kompresované řádky se používá pro symetrické
matice

ukládají se jen nenulové prvky od začátku řádků až k diagonálním
prvkům včetně

ukládání kompresované řádky se používá v souvislosti s iteračními
metodami, ve kterých se násobí matice soustavy s nějakým vektorem

a	15	23	-4	3	15	3	-6	23	-2	-1
ci	1	2	1	2	3	1	2	4	1	2
a	-4	15	1	4	-19	23	-2	1	-4	3
ci	3	5	1	2	4	6	3	4	5	6
a	7	-1	4	3	-6	-3	11	-4	-3	-2
ci	7	3	4	5	6	7	8	3	4	5
a	-1	-2	1	7	-3	-6	1	4	-1	-9
ci	6	7	8	9	3	4	5	6	7	8
a	3	11	-4	-2	-1	-4	-3	15	-19	1
ci	9	10	1	3	4	5	6	11	2	3
a	4	-3	-6	23						
ci	4	5	6	12						

adr	0	1	2	5	8	12	16	21	27	34	42	48	54
-----	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----

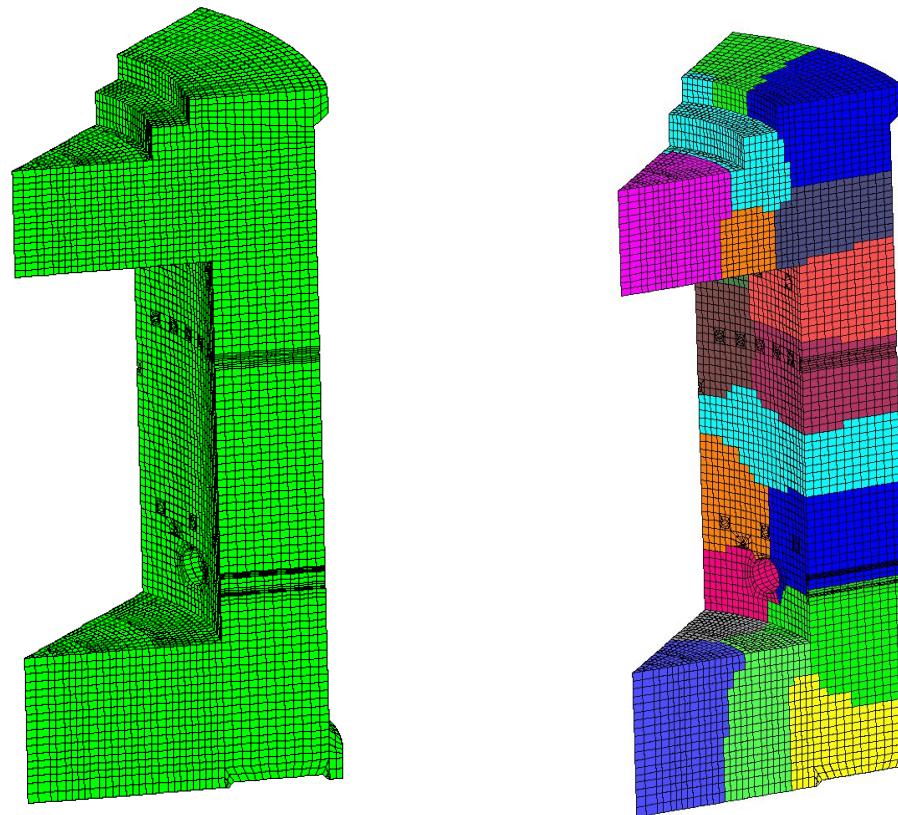
Porovnání způsobů ukládání

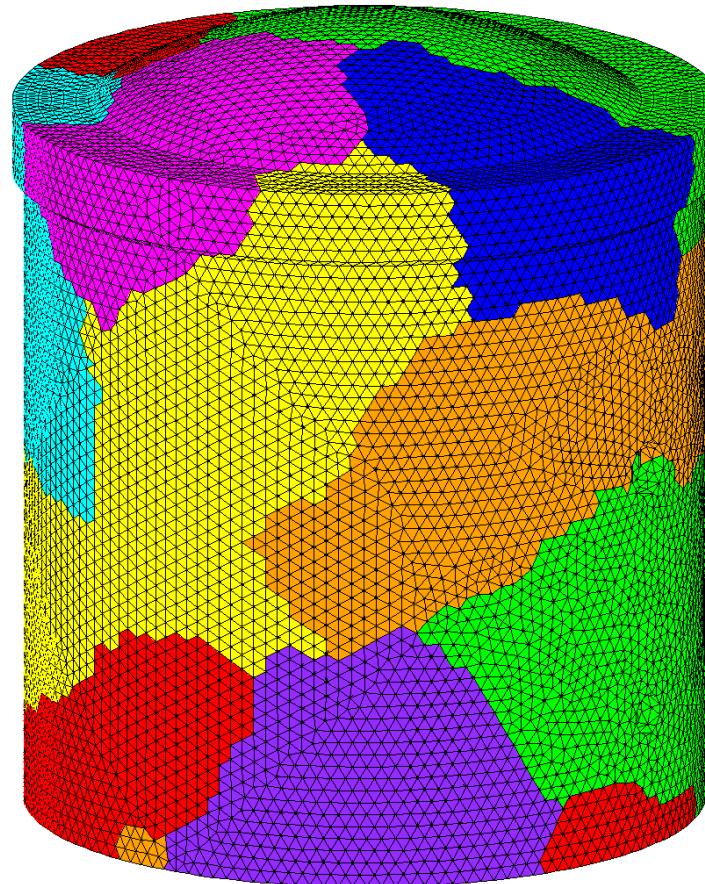
problém	NDOF	š. pásu	skyline	CR	SCR
1D	26,460	18	489,366	952,272	489,366
2D	26,532	405	10,753,938	1,404,144	715,338
3D	26,460	1,323	34,972,371	1,942,362	984,411

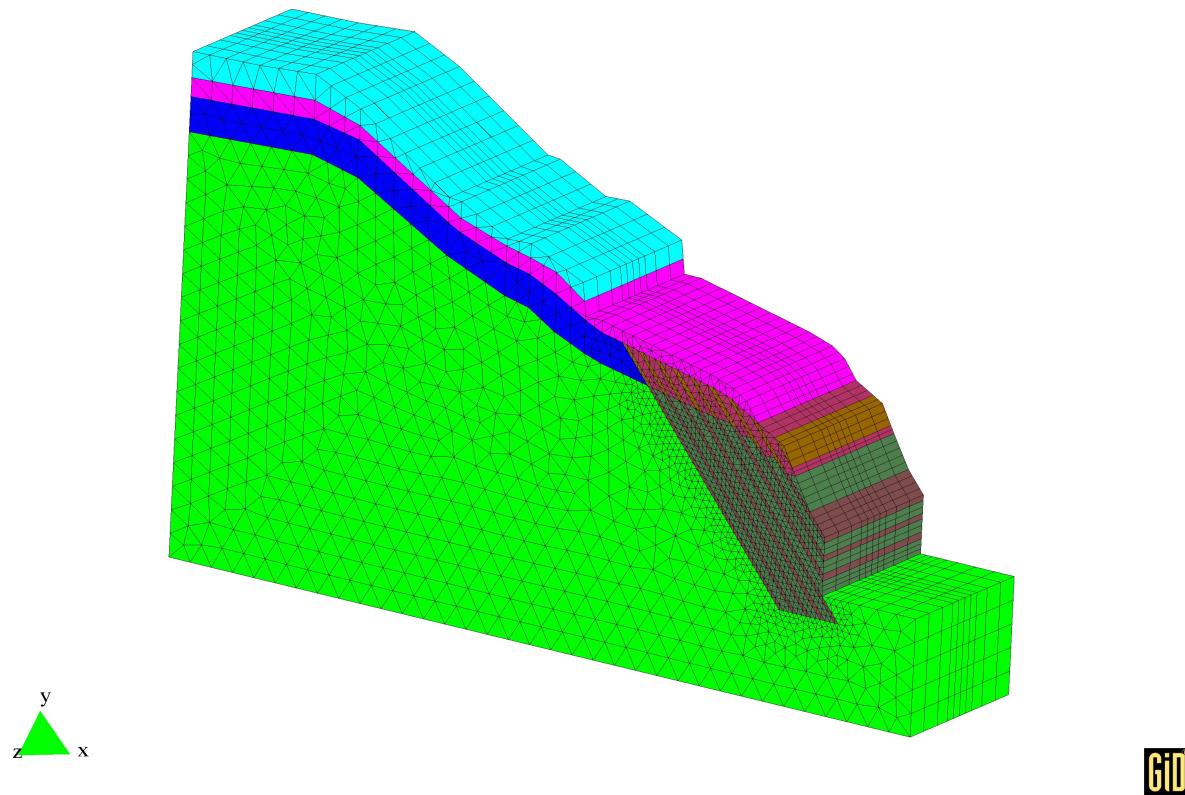
9 Metody rozložení oblasti na podoblasti, výpočty na paralelních počítačích

- metody bez překryvu
 - Metoda Schurových doplňků
 - Metoda FETI (Finite Element Tearing and Interconnecting method): existuje mnoho variant, FETI-1, FETI-2, TFETI, HFETI
 - Metoda FETI-DP (Dual-Primal Finite Element Tearing and Interconnecting method)
- metody s překryvem

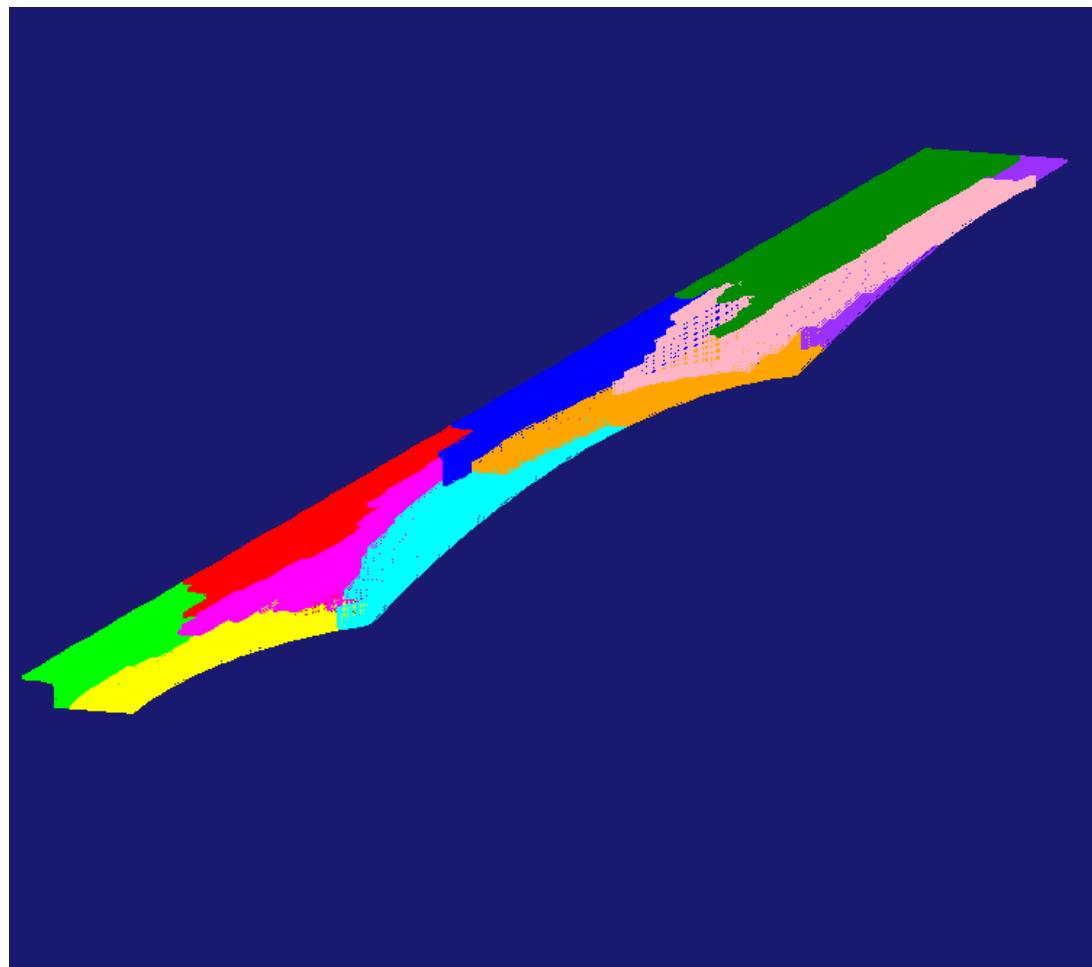
- Schwarzova aditivní metoda
- Schwarzova multiplikativní metoda











Metoda Schurových doplňků

Necht' je dána soustava n lineárních algebraických rovnic

$$\mathbf{K}\mathbf{d} = \mathbf{f}, \quad (125)$$

kde $\mathbf{K} \in R^{n \times n}$, $\mathbf{d} \in R^n$, $\mathbf{f} \in R^n$. Dále necht' je soustava rozdělena na bloku ve tvaru

$$\begin{pmatrix} \mathbf{K}_{11} & \mathbf{K}_{12} \\ \mathbf{K}_{21} & \mathbf{K}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \mathbf{d}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_1 \\ \mathbf{f}_2 \end{pmatrix}, \quad (126)$$

kde \mathbf{K}_{11} je regulární.

$$\mathbf{d}_1 = \mathbf{K}_{11}^{-1} (\mathbf{f}_1 - \mathbf{K}_{12}\mathbf{d}_2) \quad (127)$$

$$(\mathbf{K}_{22} - \mathbf{K}_{21}\mathbf{K}_{11}^{-1}\mathbf{K}_{12}) \mathbf{d}_2 = \mathbf{f}_2 - \mathbf{K}_{21}\mathbf{K}_{11}^{-1}\mathbf{f}_1 \quad (128)$$

Matrice $(\mathbf{K}_{22} - \mathbf{K}_{21}\mathbf{K}_{11}^{-1}\mathbf{K}_{12})$ se nazývá Schurův doplněk a bývá označena \mathbf{S} .

Necht' je úloha rozdělena na m částí.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{K}_1^{[ii]} & & & & \mathbf{K}_1^{[ib]} \\ & \mathbf{0} & & & \mathbf{d}_1^{[i]} \\ \mathbf{K}_2^{[ii]} & & & & \mathbf{d}_2^{[i]} \\ & & \mathbf{K}_3^{[ii]} & & \mathbf{d}_3^{[i]} \\ \mathbf{0} & & & \ddots & \vdots \\ \vdots & & & & \vdots \\ & & & \mathbf{K}_m^{[ii]} & \mathbf{K}_m^{[ib]} \\ & \mathbf{K}_1^{[bi]} & \mathbf{K}_2^{[bi]} & \mathbf{K}_3^{[bi]} & \dots & \mathbf{K}_m^{[bi]} & \mathbf{K}^{[bb]} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{d}_1^{[i]} \\ \mathbf{d}_2^{[i]} \\ \mathbf{d}_3^{[i]} \\ \vdots \\ \mathbf{d}_m^{[i]} \\ \mathbf{d}^{[b]} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_1^{[i]} \\ \mathbf{f}_2^{[i]} \\ \mathbf{f}_3^{[i]} \\ \vdots \\ \mathbf{f}_m^{[i]} \\ \mathbf{f}^{[b]} \end{pmatrix} \quad (129)$$

Označení:

- $d_j^{[i]}$, kde $j \in \{1, 2, \dots, m\}$, vektory neznámých uvnitř podoblastí,
- $d^{[b]}$ vektor neznámých na hranici podoblastí,
- $f_j^{[i]}$, kde $j \in \{1, 2, \dots, m\}$, vektory pravé strany obsahující jen složky uvnitř podoblastí,
- $f^{[b]}$ vektory pravé strany obsahující jen složky na hranicích podoblastí.

$$n = n^{[b]} + \sum_{j=1}^m n_j^{[i]} \quad (130)$$

Diagonální bloky $\mathbf{K}_j^{[ii]} \in R^{n_j^{[i]} \times n_j^{[i]}}$ jsou regulární. Vektory $\mathbf{d}_j^{[i]}$ a $\mathbf{f}_j^{[i]}$ jsou z $R^{n_j^{[i]}}$, mimodiagonální bloky $\mathbf{K}_j^{[ib]}$ jsou z $R^{n_j^{[i]} \times n^{[b]}}$.

$$\mathbf{d}_j^{[i]} = \left(\mathbf{K}_j^{[ii]} \right)^{-1} \left(\mathbf{f}_j^{[i]} - \mathbf{K}_j^{[ib]} \mathbf{d}^{[b]} \right) . \quad (131)$$

$$\begin{pmatrix}
 K_1^{[ii]} & 0 & K_1^{[ib]} & d_1^{[i]} & f_1^{[i]} \\
 \ddots & & \vdots & \vdots & \vdots \\
 K_{j-1}^{[ii]} & & K_{j-1}^{[ib]} & d_{j-1}^{[i]} & f_{j-1}^{[i]} \\
 0 & K_{j+1}^{[ii]} & K_{j+1}^{[ib]} & d_{j+1}^{[i]} & f_{j+1}^{[i]} \\
 & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 & & K_m^{[ii]} & d_m^{[i]} & f_m^{[i]} \\
 K_1^{[bi]} & \dots & \tilde{K}^{[bb]} & d^{[b]} & \tilde{f}^{[b]}
 \end{pmatrix} = (132)$$

kde matice $\tilde{\mathbf{K}}^{[bb]}$ má tvar

$$\tilde{\mathbf{K}}^{[bb]} = \mathbf{K}^{[bb]} - \mathbf{K}_j^{[bi]} \left(\mathbf{K}_j^{[ii]} \right)^{-1} \mathbf{K}_j^{[ib]} \quad (133)$$

a vektor $\tilde{\mathbf{f}}^{[b]}$ má tvar

$$\tilde{\mathbf{f}}^{[b]} = \mathbf{f}^{[b]} - \mathbf{K}_j^{[bi]} \left(\mathbf{K}_j^{[ii]} \right)^{-1} \mathbf{f}_j^{[i]} \quad (134)$$

$$\left(\mathbf{K}^{[bb]} - \sum_{j=1}^m \mathbf{K}_j^{[bi]} \left(\mathbf{K}_j^{[ii]} \right)^{-1} \mathbf{K}_j^{[ib]} \right) \mathbf{d}^{[b]} = \mathbf{f}^{[b]} - \sum_{j=1}^m \mathbf{K}_j^{[bi]} \left(\mathbf{K}_j^{[ii]} \right)^{-1} \mathbf{f}_j^{[i]} \quad (135)$$

$$\mathbf{d}_j^{[i]} = \left(\mathbf{K}_j^{[ii]} \right)^{-1} \left(\mathbf{f}_j^{[i]} - \mathbf{K}_j^{[ib]} \mathbf{d}^{[b]} \right) . \quad (136)$$

10 Soustavy nelineárních rovnic

Porovnání nelineárních a lineárních soustav rovnic

- absence věty o řešitelnosti - obecně neznámý počet řešení
- absence univerzálního algoritmu řešení - neexistuje obdoba Gaussova eliminačního algoritmu

Metody řešení soustav nelineárních rovnic

- metoda půlení intervalu
- metoda sečen
- metoda regula falsi
- metoda prosté iterace
- Newtonova-Raphsonova metoda

10.1 Newtonova-Raphsonova metoda

10.1.1 Jedna funkce jedné proměnné

$$f(x) = 0 \quad (137)$$

$$f(x^{(k+1)}) \approx f(x^{(k)}) + \frac{df(x^{(k)})}{dx} (x^{(k+1)} - x^{(k)}) = 0 \quad (138)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{f(x^{(k)})}{\frac{df(x^{(k)})}{dx}} \quad (139)$$

Příklad - kvadratická funkce jedné proměnné

obecně

$$f(x) = ax^2 + bx + c = 0 \quad (140)$$

$$f'(x) = 2ax + b \quad (141)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{a(x^{(k)})^2 + bx^{(k)} + c}{2ax^{(k)} + b} \quad (142)$$

konkrétní funkce

$$f(x) = x^2 - 11x + 10 = 0 \quad (143)$$

$$f'(x) = 2x - 11 \quad (144)$$

$$f(1) = 0, \quad f(10) = 0 \quad (145)$$

k	$x^{(k)}$	$f(x^{(k)})$
0	0.00000000000e+00	1.00000000000e+01
1	9.090909090909e-01	8.264462809917e-01
2	9.990999099910e-01	8.101620243033e-03
3	9.99999100000e-01	8.10000161671e-07
4	1.00000000000e+00	7.993605777301e-15

Příklad - goniometrická funkce

$$f(x) = \sin x \tag{146}$$

$$f'(x) = \cos x \tag{147}$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{\sin x^{(k)}}{\cos x^{(k)}} \tag{148}$$

k	$x^{(k)}$	$f(x^{(k)})$
0	8.00000000000e-01	7.173560908995e-01
1	-2.296385570504e-01	-2.276255837975e-01
2	4.123579169748e-03	4.123567483600e-03
3	-2.337247535615e-08	-2.337247535615e-08
4	3.308722450212e-24	3.308722450212e-24

k	$x^{(k)}$	$f(x^{(k)})$
0	2.20000000000e+00	8.084964038196e-01
1	3.573823056769e+00	-4.188971239432e-01
2	3.112499733480e+00	2.908881625187e-02
3	3.141600864433e+00	-8.210843004404e-06
4	3.141592653590e+00	1.224606353822e-16

k	$x^{(k)}$	$f(x^{(k)})$
0	1.70000000000e+00	9.916648104525e-01
1	9.396602139459e+00	2.817209343589e-02
2	9.424785419182e+00	-7.458413052948e-06
3	9.424777960769e+00	3.673819061467e-16

10.1.2 Vektorová funkce mnoha proměnných

$$\boldsymbol{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) = \begin{pmatrix} f_1(\boldsymbol{x}) \\ f_2(\boldsymbol{x}) \\ \vdots \\ f_n(\boldsymbol{x}) \end{pmatrix} \quad (149)$$

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) = \mathbf{0} \quad (150)$$

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^{(k+1)}) \approx \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^{(k)}) + \frac{d\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^{(k)})}{d\boldsymbol{x}} (\boldsymbol{x}^{(k+1)} - \boldsymbol{x}^{(k)}) = \mathbf{0} \quad (151)$$

$$f_i(\boldsymbol{x}^{(k+1)}) \approx f_i(\boldsymbol{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i(\boldsymbol{x}^{(k)})}{\partial x_j} \left(x_j^{(k+1)} - x_j^{(k)} \right) \quad (152)$$

$$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1(\boldsymbol{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1(\boldsymbol{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_1(\boldsymbol{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2(\boldsymbol{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2(\boldsymbol{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_2(\boldsymbol{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ \frac{\partial f_n(\boldsymbol{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n(\boldsymbol{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_n(\boldsymbol{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix} \quad (153)$$

$$\mathbf{J}^{(k)} = \mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (154)$$

$$\mathbf{f}^{(k)} = \mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (155)$$

$$\mathbf{f}^{(k+1)} \approx \mathbf{f}^{(k)} + \mathbf{J}^{(k)} (\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}) = \mathbf{0} \quad (156)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - \left(\mathbf{J}^{(k)} \right)^{-1} \mathbf{f}^{(k)} \quad (157)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{1}{\frac{\mathrm{d} f(x^{(k)})}{\mathrm{d} x}} f(x^{(k)}) \quad (158)$$

Příklad - kvadratická funkce dvou proměnných
vektorová funkce

$$f_x(x, y) = x^2 + 3x - y^2 + 3y - 10 \quad (159)$$

$$f_y(x, y) = -x^2 - 4x + y^2 + y \quad (160)$$

řešení

$$f_x(2, 3) = 0 \quad (161)$$

$$f_y(2, 3) = 0 \quad (162)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} x^2 + 3x - y^2 + 3y - 10 \\ -x^2 - 4x + y^2 + y \end{pmatrix} \quad (163)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} 2x + 3 & -2y + 3 \\ -2x - 4 & -2y + 1 \end{pmatrix} \quad (164)$$

k	$x^{(k)}$	$y^{(k)}$	$f_x(x^{(k)}, y^{(k)})$	$f_y(x^{(k)}, y^{(k)})$
0	0.000000000000e+00	0.000000000000e+00	-1.000000000000e+01	0.000000000000e+00
1	6.666666666667e-01	2.666666666667e+00	-6.666666666667e+00	6.666666666667e+00
2	2.444444444444e+00	3.111111111111e+00	2.962962962963e+00	-2.962962962963e+00
3	2.026143790850e+00	3.006535947712e+00	1.640394719979e-01	-1.640394719979e-01
4	2.000101726813e+00	3.000025431703e+00	6.358022806019e-04	-6.358022806019e-04
5	2.00000001552e+00	3.000000000388e+00	9.701276229394e-09	-9.701276673484e-09

10.2 Modifikovaná Newtonova-Raphsonova metoda

10.2.1 Jedna funkce jedné proměnné

$$f(x) = 0 \quad (165)$$

$$f(x^{(k+1)}) \approx f(x^{(k)}) + \frac{df(x^{(k)})}{dx} (x^{(k+1)} - x^{(k)}) = 0 \quad (166)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{f(x^{(k)})}{\frac{df(x^{(0)})}{dx}} \quad (167)$$

Příklad - kvadratická funkce jedné proměnné

obecně

$$f(x) = ax^2 + bx + c = 0 \quad (168)$$

$$f'(x) = 2ax + b \quad (169)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{a(x^{(k)})^2 + bx^{(k)} + c}{2ax^{(0)} + b} \quad (170)$$

konkrétní funkce

$$f(x) = x^2 - 11x + 10 = 0 \quad (171)$$

$$f'(x) = 2x - 11 \Rightarrow f'(x^{(0)}) = 2x^{(0)} - 11 \quad (172)$$

$$f(1) = 0, \quad f(10) = 0 \quad (173)$$

k	$x^{(k)}$	$f(x^{(k)})$
0	0.00000000000e+00	1.00000000000e+01
1	9.090909090909e-01	8.264462809917e-01
2	9.842223891811e-01	1.422474303736e-01
3	9.971539737605e-01	2.562233602103e-02
4	9.994832770351e-01	4.650773686545e-03
5	9.999060746430e-01	8.453370350859e-04
6	9.999829234644e-01	1.536891123779e-04
7	9.999968952018e-01	2.794319300995e-05
8	9.999994354921e-01	5.080571226647e-06
9	9.999998973622e-01	9.237399151022e-07
10	9.999999813386e-01	1.679527020949e-07
11	9.999999966070e-01	3.053685505589e-08
12	9.999999993831e-01	5.552155735167e-09

10.2.2 Vektorová funkce mnoha proměnných

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \quad (174)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k+1)}) \approx \mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k)}) + \frac{d\mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k)})}{d\mathbf{x}} (\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}) = \mathbf{0}$$
$$(175)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - \left(\mathbf{J}^{(0)} \right)^{-1} \mathbf{f}^{(k)} \quad (176)$$

Příklad

$$f_x(x, y) = x^2 + 3x - y^2 + 3y - 10 \quad (177)$$

$$f_y(x, y) = -x^2 - 4x + y^2 + y \quad (178)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} x^2 + 3x - y^2 + 3y - 10 \\ -x^2 - 4x + y^2 + y \end{pmatrix} \quad (179)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}^{(0)}) = \begin{pmatrix} 2x^{(0)} + 3 & -2y^{(0)} + 3 \\ -2x^{(0)} - 4 & -2y^{(0)} + 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ -4 & 1 \end{pmatrix} \quad (180)$$

k	$x^{(k)}$	$y^{(k)}$	$f_x(x^{(k)}, y^{(k)})$	$f_y(x^{(k)}, y^{(k)})$
0	0.000000000000e+00	0.000000000000e+00	-1.000000000000e+01	0.000000000000e+00
1	6.666666666667e-01	2.666666666667e+00	-6.666666666667e+00	6.666666666667e+00
2	2.444444444444e+00	3.111111111111e+00	2.962962962963e+00	-2.962962962963e+00
3	1.654320987654e+00	2.913580246914e+00	-2.048468221308e+00	2.048468221308e+00
:	:	:	:	:
50	2.00000001650e+00	3.00000000413e+00	1.031398611222e-08	-1.031398655631e-08
51	1.999999998900e+00	2.999999999725e+00	-6.875991774222e-09	6.875992218311e-09