Premična pika

$$x = (-1)^{S} m \cdot b^{e}$$

$$m = c_{0} + c_{1}b^{-1} + c_{2}b^{-2} + \dots + c_{t}b^{-t}$$

S ... predznak

 $b \quad \dots \quad \text{baza, ponavadi 2}$

m ... vrednost mantise

t . . . dolžina mantise

e ... vrednost eksponenta $L \leq e \leq U$

 c_i ... števke v mejah $0 \le c_i \le b-1$

Sistem premične pike označimo z P(b, t, L, U).

Standard IEEE

Eksponent je zapisan z odmikom:

$$E = e + \text{odmik}$$

Če je E=0, uporabimo **denormiran zapis**:

$$x = (-1)^S (c_1 b^{-1} + c_2 b^{-2} + \dots + c_t b^{-t}) \cdot b^{e+1}$$

Sicer pa **normiran zapis**:

$$x = (-1)^{S} (1 + c_1 b^{-1} + c_2 b^{-2} + \dots + c_t b^{-t}) \cdot b^{e}$$

Če so vsi biti eksponenta 1 in vsi biti mantise 0, je $x = (-1)^S \infty$.

Če so vis biti eksponenta 1 in vsi biti mantise niso 0, je x = NaN.

• Single precision b = 2, t = 23, L = -126, U = 127, odmik: 127

predznak 1	exponent 8	mantisa 23

• Double precision b = 2, t = 52, L = -1022, U = 1023, odmik: 1023

predznak 1	exponent 11	mantisa 52

Zaokroževanje

Naj bo x pozitivno število z neskončnim zapisom $x = (c_1b^{-1} + c_2b^{-2} + \cdots + c_tb^{-t} + c_{t+1}b^{-t-1}) + \cdots b^e$

Kandidata za približek fl(x) sta:

$$x_{-} = (c_1b^{-1} + c_2b^{-2} + \dots + c_tb^{-t})b^e$$

$$x_{+} = (c_1b^{-1} + c_2b^{-2} + \dots + c_tb^{-t} + b^{-t})b^e$$

Vzamemo tistega, ki je bljižje. Če sta enako blizu, izberemo tistega, ki ima zadnjo števko sodo.

Osnovna zaokrožitvena napaka

$$u = \frac{1}{2}b^{-t}$$

$$fl(x) = x(1+\delta) \quad \text{za} \quad |\delta| \le u$$

$$\frac{|fl(x) - x|}{|x|} \le u$$

Napake pri numeričnem računanju

• Neodstranljiva napaka Namesto x imamo približek \bar{x} .

$$D_n = f(x) - f(\bar{x})$$

 Napaka metode Namesto funkcije f imamo približek g.

$$D_m = f(\bar{x}) - g(\bar{x})$$

• Zaokrožitvena napaka Pri računanju $\tilde{y} = f(\bar{x})$ se pri vsaki operaciji se pojavi zaokrožitvena napaka. Namesto \tilde{y} dobimo \hat{y} .

$$D_z = \tilde{y} - \hat{y}$$

Celotna napaka je $D = |D_n| + |D_m| + |D_z|$.

Stopnja občutljivosti

Razmerje velikosti spremembe podatkov in spremembe rezultata.

Naj bo $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ zvezno odvedlijva funkcija in δx majhna motnja.

• Absolutna občutljivost f v točki x:

$$|f(x + \delta x) - f(x)| \approx |f'(x)| \cdot |\delta x|$$

• Relativna občutljivost f v točki x:

$$\frac{|f(x+\delta x) - f(x)|}{|f(x)|} \approx \frac{|f'(x)| \cdot |\delta x|}{|f(x)|}$$

Obratna in direktna stabilnost

- Direktna stabilnost: za vsak x direktna napaka $(|f(x) f(x + \Delta x)|)$ majhna (absolutno oz. relativno).
- Obratna stabilnost: za vsak x razlika Δx , ki bi nam dala pravi rezultat majhna.

|direktna napaka| \(\sigma \) občutlijvost \(\sigma \) lobratna napaka|

Nelinearne enačbe

Iščemo ničle funkcije f.

• Enostavne ničle:

$$f(\alpha) = 0$$
 in $f'(\alpha) \neq 0$

• m-kratne ničle:

$$f(\alpha) = f'(\alpha) = \dots = f^{(m-1)}(\alpha) = 0$$

Občutljivost ničle

Naj bo α *m*-kratna ničla $\hat{\alpha}$ približek, da je $f(\hat{\alpha}) = \varepsilon$.

Če f razvijemo v Taylorjevo vrsto okoli α in vzamemo prvih m+1 členov dobimo:

$$\varepsilon \doteq \frac{f^{(m)}(\alpha)}{m!} (\hat{\alpha} - \alpha)^m \quad |\hat{\alpha} - \alpha| \doteq \sqrt[m]{\frac{\varepsilon \cdot m!}{|f^{(m)}(\alpha)|}}$$

Bisekcija

 \emph{vhod} : funkcija $f:[a,b] \to \mathbb{R}, \ f(a)f(b) < 0, \ \varepsilon$ \emph{izhod} : nicla funkcije f

$$\begin{aligned} & \textit{dokler} \; |b-a| > \varepsilon \text{:} \\ & c \leftarrow \frac{a+b}{2} \\ & \textit{ce} \; \text{sign}(f(c)) = \text{sign}(f(a)) \text{:} \\ & a \leftarrow c \\ & \textit{sicer} \text{:} \\ & b \leftarrow c \\ & \textit{vrni} \; c \end{aligned}$$

c je približek ničle α . Velja

$$|\alpha - c| \le \frac{b - a}{2^m} \le \varepsilon$$

Za natančnost ε potrebujemo $\log_2\left(\frac{b-a}{\varepsilon}\right)$ korakov.

Navadna iteracija

Rešujemo f(x) = 0. Enačbo pretvorimo vx = g(x). Načinov je veliko:

- g(x) = f(x) + x
- g(x) = cf(x) + x
- g(x) = h(x)f(x) + x kjer je h(x) funkcija, ki nima ničle v α .

Izrek o konvergenci navadne iteracije

Naj bo α negibna točka za g in naj g na intervalu $[\alpha - d, \alpha + d]$ (d > 0) zadošča Lipschitzovemu pogoju:

$$\exists m \in [0,1) \ \forall x, y \in I : |g(x) - g(y)| \le m|x - y|$$

tedaj je g skrčitev na I.

Potem za vsak $x_0 \in I$ zaporedje $x_{r+1} = g(x_r)$ konvergira k α in velja:

$$|x_r - \alpha| \le \frac{m}{1 - m} |x_r - x_{r-1}|$$

Posledica: Če je g zvezno odvedljiva v α in velja $g'(\alpha) < 1$, obstaja interval I, ki vsebuje α , da za vsak $x_0 \in I$ zaporedje konvergira k α .

- Če je $|q'(\alpha)| < 1$, je α privlačna negibna točka
- Če je $|g'(\alpha)| > 1$, je α odbojna negibna točka

Če je α odbojna za g, je privlačna za g^{-1} : $g(x) = x \implies x = g^{-1}(x)$

Hitrost konvergence

p>0 je red konvergence, če $\exists C_1,C_2>0$, da za vse dovolj pozne člene zaporedja $x_{r+1}=g(x_r)$ velja:

$$C_1|x_r - \alpha|^p \le |x_{r+1} - \alpha| \le C_2|x_r - \alpha|^p$$

Vsak korak se št. decimalk pomnoži s p.

Naj bo g v okolici α p-krat zvezno odvedlijva in naj velja $g(\alpha) = \alpha$, $g'(\alpha) = \cdots = g^{(p-1)}(\alpha) = 0$ in $g^{(p)}(\alpha) \neq 0$. Tedaj je red konvergence enak p.

Standardni redi konvergence

p = 1 ... linearna konvergenca p = 2 ... kvadratična konvergenca

Tangentna (Newtonova) metoda

$$x_{r+1} = x_r - \frac{f(x_r)}{r_r}$$

Red konvergence:

- 2. če je α enkratna ničla $f'(\alpha) \neq 0$
- 3, če je $f'(\alpha) \neq 0$ in $f''(\alpha) = 0$
- 1, če je α večkratna ničla $f'(\alpha) = 0$

Sekantna metoda

$$x_{r+1} = x_r - \frac{f(x_r)}{\frac{f(x_r) - f(x_{r-1})}{x_r - x_{r-1}}}$$

Red konvergence: $\frac{\sqrt{5}+1}{2} \approx 1.62$

Metoda (f, f', f'')

$$x_{r+1} = x_r - \frac{f(x_r)}{f'(x_r)} - \frac{f''(x_r)f^2(x_r)}{2f'^3(x_r)}$$

Red konvergence: 3 (pri predpostavkah)

Müllerjeva metoda

Na x_r , x_{r-1} , x_{r-2} napnemo parabolo, ničla parabole je naslednji približek.

$$p(x) = a(x - x_r)^2 + b(x - x_r) + c$$

 $x_{r+1} = x_r - \frac{2c}{b + \text{sign}(b)\sqrt{b^2 - 4ac}}$

Hallejeva metoda

$$x_{r+1} = x_r - \frac{2f(x_r)f'(x_r)}{2f'(x_r)^2 - f(x)f''(x)}$$

Iskanje ničel polinoma

$$p_n(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \dots + a_0, \quad a_n \neq 0$$

Durand-Kernerieva metoda

Naj bodo z_1, \ldots, z_n približki za $\alpha_1, \ldots, \alpha_n$.

$$z_i^{(r+1)} = z_i^{(r)} - \frac{p(z_i^{(r)})}{\prod\limits_{\substack{k=1\\k\neq i}}^{n}(z_i^{(r)} - z_k^{(r)})}$$

Metoda pridužene matrike

$$C_{p_n} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ & 0 & & & & \vdots \\ & & \ddots & & \vdots \\ & & & 1 & 0 \\ & & & 0 & 1 \\ -\frac{a_0}{a_n} & -\frac{a_1}{a_n} & \dots & -\frac{a_{n-2}}{a_n} -\frac{a_{n-1}}{a_n} \end{bmatrix}$$

Lastne vrednosti (ničle $\det(C - \lambda I)$) matrike C_{pn} so ravno ničle polinoma p_n .

Vektorske in matrične norme

 $\|\cdot\|:\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}_+$ je vektorska norma, če

- ||x|| > 0 in $||x|| = 0 \iff x = 0$
- $\|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|, \ \alpha \in \mathbb{R}$
- $||x + y|| \le ||x|| + ||y||$

$$||x||_p = \sqrt[p]{|x_1|^p + \dots + |x_n|^p} \quad \dots \quad p\text{-norma}$$
$$||x||_\infty = \max_{1 \le i \le n} |x_i| \qquad \dots \quad \text{max norma}$$

Cauchy-Schwartzova neenakost: $|x^Ty| \le ||x||_2 ||y||_2$

 $\|\cdot\|:\mathbb{R}^{m\times n}\to\mathbb{R}_+$ je matrična norma, če

- $||A|| \ge 0$ in $||A|| = 0 \iff A = 0$
- $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\|, \ \alpha \in \mathbb{R}$
- $||A + B|| \le ||A|| + ||B||$
- ||AB|| < ||A|| ||B|| submultiplikativnost

$$\begin{split} \|A\|_1 &= \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} = \max_{1 \leq j \leq n} \overbrace{\sum_{k=1}^m |a_{kj}|}^{\|a_j\|_1} \\ \|A\|_2 &= \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \sqrt{\rho(A^TA)} \\ \|A\|_{\infty} &= \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_{\infty}}{\|x\|_{\infty}} = \max_{1 \leq i \leq m} \left(\sum_{k=1}^n |a_{ik}|\right) \\ \|A\|_F &= \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2} \\ \|A\|_{op} &= \max_{\|c\|_{\infty} = 1} \|Ax\|_v \qquad \|\cdot\|_v \ vekt. \ norma \end{split}$$

spektralni radij $\rho(A) = \max\{|\lambda_1|, \dots, |\lambda_n|\}$, kjer so λ lastne vrednosti matrike A.

Matrična norma $\|\cdot\|_m$ je **usklajena** z vektorsko normo $\|\cdot\|_v$, če je

$$\|Ax\|_v \leq \|A\|_m \|x\|_v$$

Na končno dimenzijskih prostorih so vse norme ekvivalentne

$$\|\cdot\|_{\alpha}, \|\cdot\|_{\beta} \implies C_1 \|A\|_{\beta} \le \|A\|_{\alpha} \le C_2 \|A\|_{\beta}$$

Za vsako operatorsko normo nad kvadratnimi matrikami velja:

$$|\lambda| \le ||A||$$
 λ lastna vrednost matrike A

Reševanie sistemov linearnih enačb

Imamo m enačb in n neznank:

- m < n: nedoločen, ∞ rešitev
- m = n: kvadraten, ponavadi 1 rešitev
- m > n: **predoločen**, ponavadi 0 rešitev

$$Ax = b$$
 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ $b \in \mathbb{R}^m$ $x \in \mathbb{R}^n$

$$\operatorname{Im} A = \{Ax : x \in \mathbb{R}^n\} = \operatorname{Lin}\{a_1, \dots, a_n\}$$
$$\operatorname{Ker} A = \{x \in \mathbb{R}^n : Ax = 0\}$$

$$rang A = n - dim(Ker A)$$

Če je m = n, so naslednje izjave ekvivalentne:

- $\exists A^{-1}: A^{-1}A = I = A^{-1}A$
- $det(A) \neq 0$
- $\operatorname{rang} A = n$
- $Ker A = \{0\}$

Lastnosti matrike A:

$$A=A^T$$
 ... simetrična
$$A=A^H$$
 ... hermitska
$$A^TA=I$$
 ... ortogonalna

LU razcep

Matriko A zapišemo kot produkt LU, kjer je L spodnje trikotna z 1 na diagonali, U pa zgornje trikotna.

Sistem enačb Ax = b potem rešujemo kot:

$$L(Ux) = b \implies Ly = b \implies Ux = y$$

Elementarne eliminacije

Matriko A množimo z elementarnimi matrikami L_k

$$A^{(k)} = L_{k-1} \dots L_1 A$$

$$L_k = I - l_k e_k^T \qquad L_k^{-1} = I + l_k e_k^T$$

$$l_k = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & \frac{a_{k+1,k}^{(k)}}{a_{k,k}^{(k)}} & \dots & \frac{a_{n,k}^{(k)}}{a_{k,k}^{(k)}} \end{bmatrix}^T$$

$$e_k = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$L = L_1^{-1} \dots L_{n-1}^{-1}$$

$$U = L_{n-1} \dots L_1 A$$

Za nesingularno matriko $A \in \mathbb{K} \times \mathbb{K}$ obstaja enolični LU razcep \iff vse vodilne podmatrike $(A_k = A(1:k,1:k))$ nesingularne.

 ${\it vhod}$: matrika $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ z elementi $a_{i,j}$ ${\it izhod}$: spremenjena matrika A tako, da je zgornji trikotnik U spodnji pa L ${\it ce}$ damo 1 na diagonalo ${\it za}$ ${\it vsak}$ $j=1,\ldots,n-1$:

$$egin{aligned} egin{aligned} egin{aligned} oldsymbol{za} & oldsymbol{vsak} \ i=j+1,\ldots,n: \ & oldsymbol{a}_{i,j} & \leftarrow oldsymbol{a}_{j,j} \ & oldsymbol{za} & oldsymbol{vsak} \ k=j+1,\ldots,n: \ & oldsymbol{a}_{i,k} & \leftarrow oldsymbol{a}_{i,k} - oldsymbol{a}_{i,j} oldsymbol{a}_{j,k} \end{aligned}$$

LU razcep z delnim pivotiranjem

Preden dolčimo L_k zamenjamo k-to in $\underset{i=k...n}{\operatorname{argmax}}|a_{k,i}^{(k)}|$ -to vrstico matrike A^k in matrke P, ki je na začetku enaka I.

$$PA = LU$$

Občutlivost sistemov linearnih enačb

$$\kappa(A) = ||A^{-1}|| ||A||$$
 število občutlivosti

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

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \le \frac{\kappa(A)}{1 - \kappa(A)\frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \left(\frac{\|\delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}\right)$$

Približno velja $\kappa(A)=10^e \implies$ relativna napaka rešitve reda 10^{e-16}

Razcep Choleskega

Lastnosti SPD matrik:

- vse vodilne podmatrike (A(1:k,1:k)) so $F(x)=0 \implies G(x)=x$
- $A([i_1,\ldots,i_k],[i_1,\ldots,i_k])$, kjer je $1 \leq i_1 < \cdots < i_k \leq n$ je SPD
- A je SPD \iff vse lastne vrednosti pozitivne
- Naj bo C obrnlijva, potem je CAC^T SPD
- Če je A SPD, je $A_{ii}>0$ in $\max_i |a_{ij}|=a_{kk}$

Matrika $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, det $A \neq 0$ je SPD \iff obstaja nesingularna spodnje trikotna matrika V s pozitivnimi diagonalnimi elementi, da je $A = VV^T$

Algoritem za razcep Cholskega

Prvi stolpec matrike V izračunamo:

$$\begin{bmatrix} a_{11} \\ \vdots \\ a_{n1} \end{bmatrix} = v_{11} \begin{bmatrix} v_{11} \\ \vdots \\ v_{n1} \end{bmatrix}$$

j-ti stolpec izračunamo:

$$\begin{bmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{nj} \end{bmatrix} = v_{j1} \begin{bmatrix} v_{11} \\ v_{21} \\ \vdots \\ v_{n1} \end{bmatrix} + v_{j2} \begin{bmatrix} 0 \\ v_{22} \\ \vdots \\ v_{n2} \end{bmatrix} + \dots + v_{jj} \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ v_{jj} \\ \vdots \\ v_{nj} \end{bmatrix}$$

vhod: matrika A z elementi a_{ij} *izhod*: matrika V z elementi v_{ij} $za \ vsak \ j = 1 \dots n$:

$$v_{jj} \leftarrow \sqrt{a_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} v_{jk}^2}$$
$$za \ vsak \ i = j+1 \dots n$$

$$v_{ij} \leftarrow \frac{1}{v_{jj}} \left(a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} v_{ik} v_{jk} \right)$$

 $vrni \ V$

Reševanje sistemov nelinearnih enačb

Matrika
$$A$$
 je simetrična pozitivno definitna $F: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n, \ F=(f_1,\ldots,f_n)^T, \ x=(\mathrm{SPD}),$ če je $A=A^T$ in $\forall x\neq 0: \ x^T(Ax)>0.$ $(x_1,\ldots,x_n)^T$ rešujemo $F(x)=0$

Posplošitev navadne iteracije

$$F(x) = 0 \implies G(x) = x$$

$$x^{(r+1)} = G(x^r)$$

Jakobijeva matrika

$$J_F = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

Če obstaja odprta množica $\Omega \subseteq \mathbb{R}^n$ z lastnostmi:

- $x \in \Omega \implies G(x) \in \Omega$
- $x \in \Omega \implies \rho(J_G(x)) < q < 1$

potem ima G na Ω natanko eno negibno točko α , ki jo dobimo kot:

$$\lim_{r \to \infty} x^{(r)} \quad \text{za poljuben } x^{(0)} \in \Omega$$

Newtnova metoda na več dimenzijah

$$G(x) = x - J_F^{-1}(x)F(x)$$

Broydenova metoda

Spremembo Δx izračunamo iz enačbe:

$$B_r \Delta x^{(r)} = -F(x^{(r)})$$

$$x^{(r+1)} = x^{(r)} + \Delta x^{(x)}$$

$$B_{r+1} = B_r + \frac{F(x^{(r)})(\Delta x^{(r)})^T}{(\Delta x^{(r)})^T \Delta x^{(x)}}$$

Za B_0 vzamemo $J_F(x^{(0)})$ ali pa kar I.

Variacijske metode

Ekstremi funkcije $G: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$:

Potreben pogoj za ekstrem je $\nabla G(\alpha) = 0$.

Karakterizacija s Hessejevo matriko:

$$H_G(\alpha) = \left[\frac{\partial^2 G}{\partial x_i \partial x_j}\right]_{i, i=1}^n$$

- $H_G(\alpha)$ poz. definitna \implies min
- $H_G(\alpha)$ neg. definitna \implies max
- $H_C(\alpha)$ nedefinitna \implies ni ekstrema
- $H_G(\alpha)$ semidefinitna \implies ne vemo

Metoda za iskanje minimuma

Naj bo $x^{(r)}$ tekoči približek za minimum.

$$x^{(r+1)} = x^{(r)} + \lambda_r v_r$$

Izberemo tako smer spusta v_r in velikost koraka λ_r , da je $G(x^{(r+1)}) < G(x^{(r)})$.

 $v_r = -\nabla G(x^{(r)})$... Metoda najhitrejšega spusta

Za določitev λ gledamo $q_r(\lambda) = G(x^{(r)} + \lambda v_r)$:

- Največji spust: λ_r je rešitev $q'_r(\lambda) = 0$
- Tangentni spust: $\lambda_r = \frac{-g_r(0)}{g'(0)}$ Če je $q_r(\lambda_r) > q_r(0)$, razpolavljamo λ_r , dokler ni $q_r(\lambda_r) < q_r(0)$

Metoda najmanjših kvadratov

$$Ax = b$$
 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ $b \in \mathbb{R}^m$ $x \in \mathbb{R}^n$ $x \gg n$

Predpostavimo, da je A polnega ranga. Iščemo rešitev v smislu najmanjših kvadratov:

$$x^* = \underset{x \in \mathbb{R}^n}{\operatorname{argmin}} ||Ax - b||_2$$

Geometrijsko je x^* pravokotna projekcija b na ImA:

$$Ax^* - b \perp \text{Im}A \iff \forall i: \ a_i^T (Ax^* - b) = 0$$

Rešitev lahko dobimo z **normalnim sistemom**:

$$A^T A x^* = A^T b$$

QR razcep

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$
 $m > n$ rang $A = n$

Obstaja enoličen razcep A = QR

 $Q \in \mathbb{R}^{m \times n}$ z ortonormiranimi stolpci $R \in \mathbb{R}^{n \times n}$ zgornje trikotna s poz. diag. el. $za \ vsak \ k = 1, \ldots, n$: $q_k \leftarrow a_k$ $za \ vsak \ i = 1, \dots, k-1$: ce modificiran nacin: $r_{ik} \leftarrow q_i^T q_k$ sicer: $r_{ik} \leftarrow q_i^T a_k$ $q_k \leftarrow q_k - r_{ik}q_i$ $r_{kk} \leftarrow \|q_k\|_2$ $q_k \leftarrow \frac{q_k}{r_{kk}}$

Normalni sistem potem lahko rešimo kot:

$$A^T A x = A^T b \implies R x = Q^T b$$

Razširjen QR razcep

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$
 $m > n$ rang $A = n$

$$Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$$
 ortogonalna

kvazi zgornje trikotna

$$Ax = b \qquad A \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad b \in \mathbb{R}^m \quad x \in \mathbb{R}^n \quad x \gg n \qquad \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\| = \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Q^T (Ax - b)\| = \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Rx - Q^T b\|$$

$$\left\| \underbrace{\begin{bmatrix} \tilde{R} \\ 0 \end{bmatrix}}_{R} \left[x \right] = \underbrace{\begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix}}_{Q^T b} \right\|_{2}^{2} = \|\tilde{R}x - c_1\|_{2}^{2} + \| - c_2\|_{2}^{2}$$

 x^* je rešitev $\tilde{R}x = c_1$.

Givensove rotacije

Matriko A množimo z rotacijskimi matrikami R_{ik}^T

$$\underbrace{R_{n,m}^T \dots R_{n,n+1}^T}_{\text{n. stolpec}} \dots \underbrace{R_{2m}^T \dots R_{23}^T}_{\text{2. stolpec}} \underbrace{R_{1m}^T \dots R_{12}^T}_{\text{1. stolpec}} A = R$$

$$Q = R_{12} \dots R_{n-m}$$

Naj bo $x = (x_1, \ldots, x_m)^T$ enak stolpcu, ki ga želimo popraviti.

$$r = \sqrt{x_i^2 + x_k^2} \quad c = \frac{x_i}{r} \qquad s = \frac{x_k}{r}$$

Prvicje na presečišču i.vrstice in stolpca, drugi pa na presečišču k.vrstice in stolpca.

$$R_{i,k}^{T} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & c & \cdots & s & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & -s & \cdots & c & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{R}_{i,k}^T = \begin{bmatrix} c & s \\ -s & c \end{bmatrix} \qquad \tilde{R}_{i,k}^T \begin{bmatrix} x_i \\ x_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \\ 0 \end{bmatrix}$$

Householderjeva zrcaljenja

$$P_n \dots P_1 A = R$$
 $Q = P_1 \dots P_n$

Iščemo ortogonalno matriko P, ki stolpec a_i preslika v vektor, ki ima samo prvi element neničeln.

Najprej določimo smer zrcaljenja:

$$w = \begin{bmatrix} sign(a_{1i}) || a_i || + a_{1i} \\ a_{2i} \\ \vdots \\ a_{ni} \end{bmatrix} \quad P_i = I - \frac{2}{w^T w} (ww^T)$$

$$P_i a_i = a_i - \frac{2}{w^T w} w(w^T a_i)$$

Postopek za izračun Ax = b:

- Začnemo z $A^{(0)} := A$ in $b^{(0)} := b$
- Določimo smer zrcaljenja w glede na prvi stolpec matrike $A^{(i)}$
- Izračunamo $A^{(i+1)} := PA(2:,2:)$ in $b^{(i+1)} := Pb(2:)$
- R dobimo tako, da matrike A⁽ⁱ⁾ prekrijemo tako, da manjše prepišejo večje.
- $Q^T b$ dobima tako, da vektorje $b^{(i)}$ brekrijemo tako, da majnjši prepišejo večje.
- Rešimo $Rx = Q^T b$.

Lastnosti matrike P

- $\bullet P = P^T$
- P je ortogonalna
- w je lastni vektor z lastno vrednostjo -1

Singularni razcep

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$
 $m \ge n$ $A = U\Sigma V^T$

$$U \in \mathbb{R}^{m \times m}$$
 ortogonalna
$$V \in \mathbb{R}^{n \times n}$$
 ortogonalna
$$\Sigma \in \mathbb{R}^{m \times n}$$
 kvazi diagonalna

$$\sigma_i(A) = \sqrt{\lambda_i(A^T A)} \quad \forall i$$

Postopek:

- $A^T A$ (simetrična pozitivno semidefinitna)
- lastne vrednosti A^TA označimo tako, da je $\lambda_1 \geq \cdots \geq \lambda_n$
- singularne vrednosti A zložimo na diagonalo $\Sigma = \operatorname{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n)$
- izračunamo lastne vektorje $A^T A$, jih normiramo in zložimo v $V = [v_1 \dots v_n]$
- prvih n stolpcev U dobimo kot $u_i = \frac{1}{\sigma_i} A v_i$, ostale določimo tako, da so pravokotni na že izračunane. $U = [u_1 \dots u_n]$

Reševanje najmanjših kvadratov s SVD

Če je $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, rang(A) = n, potem je minimum ||Ax - b|| dosežen pri

$$x = \sum_{i=1}^{n} \frac{u_i^T b}{\sigma_i} v_i$$

Psevdoinverz

 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}, \, m \geq n,$ če je $\mathrm{rang}(A) = n,$ je psevdoinverz:

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$$

če je $\operatorname{rang}(A) = m$, pa je psevdoinverz

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

Matrika X je psevdoinverz matrike A, če velja:

- \bullet AXA = A
- XAX = X
- $(AX)^T = AX$

 $\bullet \ (XA)^T = XA$

Naj bo $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $m \ge n$, rang $(A) = r \le n$ in $A = U \Sigma V^T$. Potem je psevdoinverz matrike A:

$$A^+ = V\Sigma^+ U^T$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \quad \Sigma^+ = \begin{bmatrix} S^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$S = \operatorname{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$$

Reševanje najmanjših kvadratov s psevdoinverzom

$$x = A^+b$$

Gram-Schmidtova ortogonalizacija

Definirajmo projekcijo vektorja v na u

$$\operatorname{proj}_{u}(v) = \frac{\langle v, u \rangle}{\langle u, u \rangle} u$$

Če želimo $orotogonalizirati\ k$ linearno neodvisnih vektorjev $v_1, ..., v_k$, uporabimo postopek:

$$\begin{aligned} u_1 &= v_1 \\ u_2 &= v_2 - \operatorname{proj}_{u_1}(v_2) \\ u_3 &= v_3 - \operatorname{proj}_{u_1}(v_3) - \operatorname{proj}_{u_2}(v_3) \\ &\vdots \\ u_k &= v_k - \sum_{i=1}^{k-1} \operatorname{proj}_{u_j}(v_k) \end{aligned}$$