

## Anwendung auf Gleichungssystem $Ax=b$

Berechne  $Q^* b$

Löse  $Rx = Q^* b$

$$\Rightarrow Ax = QRx = QQ^*b = b$$

Vorteil der QR-Zerl. gegenüber LR- und Cholesky-Zerl.

Bei LR und Cholesky müssen zwei Gleichungssysteme gelöst

$$\text{werden, } Ax=b, Lz=b, Rx=z \quad \text{Es gilt } \text{cond}(A) = \|A\|_1 \cdot \|A^{-1}\|_1 = \\ \leq \|L\|_1 \|R\|_1 \|L^{-1}\|_1 \|R^{-1}\|_1 = \text{cond}(L) \cdot \text{cond}(R)$$

für Cholesky  
ersetze R  
mit  $L^*$

Vergleiche dazu QR-Zerl. (mit  $M=N$ )

$$\text{cond}(A) = \|QR\|_1 \|R^* Q^{-1}\|_1 = \|R\|_1 \|R^*\|_1 = \text{cond}(R)$$

bzgl. euklidischer Norm       $Q$  unitär

Außerdem ändert sich in der Fehlerabschätzung  $\|Q^* b\|_2 = \|b\|_2$  nicht.

Definition: Die Householder-Transformation bzgl. eines Vektors  $v \in \mathbb{K}^n$  ist die

$$\text{Matrix } P = I - \frac{2}{v^* v} vv^* \in \mathbb{K}^{n \times n}$$

Lemma: Die Householder-Trafo. bzgl. eines Vektors  $v$  ist hermitesch. unitär

und erfüllt  $Pv = -v$  und  $Pw = w \quad \forall w \perp v$

Beweis: Offenbar ist  $P$  hermitesch. Außerdem ist  $P^* P = P^2 =$

$$= I - \frac{4}{v^* v} vv^* + \underbrace{\frac{4}{(v^* v)^2} vv^* v v^*}_{\in \mathbb{K}} = I$$

$$Pv = v - \underbrace{\frac{2}{v^* v} vv^* v}_{\in \mathbb{K}} = -v, \quad \text{für } w \perp v: Pw = w - \underbrace{\frac{2}{v^* v} vv^* w}_{=0} = w$$

Idee im Beweis der QR-Zerlegung:

05.11.18

zu geg. Vektor  $x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}$  bestimme eine Householder-Trafo, die  $x$  auf ein Vielfaches von  $e_1$  abbildet, d.h. bestimme  $v \in \mathbb{K}^n$  ein  $\xi$  mit:  
 $(I - \frac{2}{v^* v} vv^*)x = \xi e_1$ . Weil Householder-Trafo unitär ist, ist notwendigerweise:  $\|x\|_2 = |\xi|$ . Das gilt mit:

$$v = \begin{cases} \frac{1}{\|x_1\|_2 \|x\|_2} (|x_1| x_1 \pm x_1, \|x\|_2 e_1) & \text{für } x_1 \neq 0 \\ \frac{x}{\|x\|_2} + e_1 & \text{für } x_1 = 0 \end{cases}$$

denn es ist  $v^*v = \|x\|_2 \pm |x_1|$  und  $v^*v = \frac{2}{\|x\|_2} (\|x\|_2 \pm |x_1|)$

$$\Rightarrow Px = x - \frac{\|x\|_2}{\|x\|_2 \pm |x_1|} (\|x\|_2 \pm |x_1|) \left( \frac{1}{\frac{|x_1|}{\|x\|_2}} (|x_1| x \pm x_1 \|x\|_2 e_1) \right)$$

$$= \frac{x_1}{|x_1|} \|x\|_2 e_1 \text{ für } x_1 \neq 0$$

Das gilt falls  $|x_1| < \|x\|_2 (\Rightarrow \|x\|_2 - |x_1| \neq 0)$

In der Praxis wähle das „obere Vorzeichen (+)“ um den Nenner so groß wie möglich zu machen

Beweis: Im ersten Schritt setzen wir  $A_1 := A$  und  $x := a_1$ , die erste Spalte von  $A_1$ . Wegen  $\text{rang}(A) = N$  ist  $a_1 \neq 0$ . Mit  $P_1$  wie oben ist dann:  $P_1 a_1 = r_1 e_1$  mit  $|r_1| = \|a_1\|_1 \neq 0$ .

Damit ist  $P_1 A_1 = \begin{pmatrix} r_1 & * \\ 0 & A_2 \\ 0 & \end{pmatrix}$  mit  $A_2 \in \mathbb{K}^{(M-1) \times (N-1)}$

Im  $n$ -ten Schritt haben wir Householder-Trafos  $P_1, \dots, P_{n-1}$  konstruiert, so dass  $P_{n-1} \cdots P_1 A_1 = \begin{pmatrix} r_n & * \\ 0 & r_{n-n+1} & R_n \\ 0 & \end{pmatrix}$  mit  $r_n, \dots, r_{n-n+1} \neq 0$

Aus  $\text{rang}(A) = N$  folgt einfach, dass  $\text{rang}(A_n) = N - n + 1$  und daher ist  $x = a_n$  = erste Spalte von  $A_n \neq 0$ . Daher gibt es Householder-Trafo  $P_n \in \mathbb{K}^{(N-n+1) \times (N-n+1)}$  mit  $P_n^* a_n = r_n e_1$  mit  $|r_n| = \|a_n\|_1 \neq 0$ , d.h.

$P_n^* A_n = \begin{pmatrix} r_n & * \\ 0 & A_{n+1} \end{pmatrix}$ . Mit  $P_n = \begin{pmatrix} I & 0 \\ 0 & P_n \end{pmatrix} \in \mathbb{K}^{M \times M}$  ist

$P_n \cdots P_1 A = \begin{pmatrix} r_n & * & R_n \\ 0 & r_{n-n+1} & 0 \\ 0 & r_n & * \\ 0 & 0 & A_{n+1} \end{pmatrix}$  Beachte, dass hier die ersten  $n-1$

Zeilen von  $P_{n-1}, \dots, P_1 A$  nicht geändert werden. Beachte außerdem, dass  $P_n$  eine Householder-Trafo bzgl. des Vektors  $v = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ . Nach  $N$  Schritten ist man also bei einer oberen Dreiecksmatrix  $R = P_{N-1} \cdots P_1 A$  angelangt und  $Q^* = P_N \cdots P_1$  ist ein Produkt von unitären Matrizen und daher auch unitär

Aufwand: Beachte, dass  $P_n^T A_n$  nicht als Matrix-Matrix-Mult. berechnet wird, sondern via  $P_n^T A_n = A_n - \frac{2}{\sqrt{n}} v w^T$  mit  $w = A_n^{-1} v$ . Dafür werden ungefähr  $2(N-n)(M-n)$  Mult./Div. benötigt.

$$\rightarrow \text{Gesamtaufwand: } 2 \sum_{n=1}^N (N-n)(M-n) = MN^2 - \frac{1}{3} N^3 + O(MN)$$

Insbes. für  $M=N \cdot \frac{2}{3} N^3 + O(N^2)$  (doppelt so teuer wie LR-Zerlegung)

### Lineare Ausgleichsrechnung

Betrachte  $Ax = b$ ,  $A \in \mathbb{K}^{M \times N}$  mit  $M \geq N$ ,  $x \in \mathbb{K}^N$ ,  $b \in \mathbb{K}^M$

$\rightarrow$  Minimiere:  $\|b - Ax\|_2$  über  $x \in \mathbb{K}^N$ , „Kleinste Quadrate-Lsg von  $Ax=b$ “

Lemma: Die Minimierer von  $\|b - Ax\|_2$  sind gerade die Lsgen von

$$A^* A x = A^* b \quad (\text{Gaußsche Normalengleichung}) \quad (A^* A \in \mathbb{K}^{N \times N})$$

$$\text{Beweis: } \|b - Ax\|_2^2 - \|b - Ax_0\|_2^2 = (b - Ax)^*(b - Ax) - (b - Ax_0)^*(b - Ax_0) =$$

$$= -2 \operatorname{Re}(x^* A^* b) + x^* A^* A x + 2 \operatorname{Re}(x_0^* A^* b) - x_0^* A^* A x_0 =$$

$$= (x - x_0)^* A^* A (x - x_0) - 2 \operatorname{Re}(x_0^* A^* b) - \underbrace{2 x_0^* A^* A x_0 + 2 \operatorname{Re}(x_0^* A^* A x_0)}_{= 2 \operatorname{Re}(x_0^* A^* A x_0)} =$$

$$= (x - x_0)^* A^* A (x - x_0) + 2 \operatorname{Re}(x - x_0)^* (A^* A x_0 - A^* b)$$

$$\rightarrow \text{Ist } A^* A x_0 = A^* b, \text{ so ist } \|b - Ax\|_2^2 - \|b - Ax_0\|_2^2 = \|A(x - x_0)\|_2^2 \geq 0 \quad \forall x$$

und damit ist  $x_0$  ein Minimierer von  $\|b - Ax\|_2$

Sei umgekehrt  $x_0$  ein Minimierer, dann gilt nach obiger Rechnung

$$\text{mit } x = x_0 + t d, t \in \mathbb{R}, d \in \mathbb{K}^N: 0 \leq t^2 d^* A^* A d + 2t \operatorname{Re}(d^* (A^* A x_0 - A^* b))$$

durch  $t \neq 0$   
teilen und  
 $t \rightarrow 0$

$$\Rightarrow \operatorname{Re}(d^* (A^* A x_0 - A^* b)) = 0. \quad \text{Für } \mathbb{K} = \mathbb{R} \text{ impliziert das } d^* (A^* A x_0 - A^* b) = 0$$

Für  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$  wende das gleiche Argument mit „ $i \cdot d$ “ statt „ $d$ “ an, dann

folgt  $\operatorname{Im}(d^* (A^* A x_0 - A^* b)) = 0$  und damit wieder  $d^* (A^* A x_0 - A^* b) = 0$

Wählt man  $d = A^* A x_0 - A^* b$  so folgt  $A^* A x_0 - A^* b = 0$ .

Lsg. des lin. Ausgleichsproblems durch QR-Zerl.

Sei  $\text{rang}(A)=N$  und schreibe  $A=QR$  mit  $Q$  unitär und  $R$  reg.

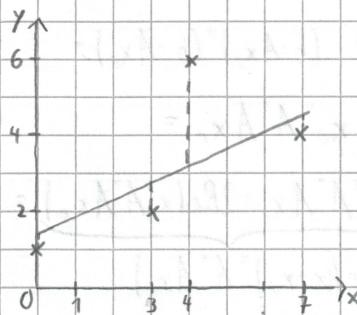
obere Dreiecksmatrix. Zerlege  $R = \begin{pmatrix} R_1 \\ 0 \end{pmatrix}$  mit  $R_1 \in \mathbb{K}^{N \times N}$  und definiere  
 $c = Q^* b = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \end{pmatrix}$  mit  $c_1 \in \mathbb{K}^N$ ,  $c_2 \in \mathbb{K}^{M-N}$

$$\|b - Ax\|_2^2 = \|Q(Q^*b - Rx)\|_2^2 = \|Q^*b - Rx\|_2^2 = \|c_1 - R_1x\|_2^2 + \|c_2\|_2^2 \geq \|c_2\|_2^2$$

mit Gleichheit gdw.  $x = R_1^{-1}c_1 \Rightarrow x = R^{-1}c_1$  ist die Lsg. des lin. Ausgleichsproblems

Bsp.: Gesucht ist die Gerade  $y = \alpha + \beta x$  deren  $y$ -Werte den kleinsten

Quadratsummenabstand von den geg. Daten  $\tilde{y} = 1, 2, 6, 4$  an den entsprechenden Stellen  $\tilde{x} = 0, 3, 4, 7$  haben.



$$A(\beta) \cdot b, \quad A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 3 \\ 1 & 4 \\ 1 & 7 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 6 \\ 4 \end{pmatrix}$$

$$a_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \|a_1\|_2 = 2, \quad v = \frac{1}{\sqrt{a_1^T a_1}} (|a_1| a_1 + a_1 \|a_1\|_2 e_1) = \begin{pmatrix} 3/2 \\ 1/2 \\ 1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix}$$

07.11.18

$$\beta = \frac{2}{\sqrt{v^T v}} = \frac{2}{3}, \quad w = A^* v = \begin{pmatrix} 3 \\ 7 \end{pmatrix}, \quad P_1 A = A - \beta v w^* = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 3 \\ 1 & 4 \\ 1 & 7 \end{pmatrix} - \frac{2}{3} \begin{pmatrix} 3/2 \\ 1/2 \\ 1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix} (3, 7)^T$$

$$= \begin{pmatrix} 2 & -7 \\ 0 & 2/3 \\ 0 & 5/3 \\ 0 & 14/3 \end{pmatrix} \Rightarrow A_2 = \begin{pmatrix} 2/3 \\ 5/3 \\ 14/3 \end{pmatrix} = a_2, \quad \|a_2\|_2 = 5, \quad v = \begin{pmatrix} 17/15 \\ 11/3 \\ 14/15 \end{pmatrix}, \quad \beta = \frac{15}{17}$$

Anmerkung:  
BeachteVariablen  
werden  
mehrfachbelegt  
(z.B.  $v, b$ )Achte  
auf dem  
Schritt in  
dem du  
dich be-  
findest!!

$$w = \frac{17}{3}, \quad P_2^* A_2 = \begin{pmatrix} -5 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Rightarrow P_2^* P_1 A = \begin{pmatrix} -2 & -7 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = R, \quad R_1 = \begin{pmatrix} -2 & -7 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{Einschub: } \|b - Ax\|_2^2 = \|c - Rx\|_2^2 = \|c_1 - R_1 x\|_2^2 + \|c_2\|_2^2 \Rightarrow c_1 = R_1 x$$

$$b = Q \underbrace{Q^* b}_{=: c} \quad A = QR \quad \text{und} \quad c = Q^* b = P_2^* P_1 b, \quad \text{da} \quad \underbrace{P_2^* P_1 A}_{{}= Q^*} = R$$

$$\Rightarrow P_1 b = b - \beta (v^* b) v = \begin{pmatrix} -13/2 \\ -1/2 \\ 7/2 \\ 3/2 \end{pmatrix}, \quad b_2 = \begin{pmatrix} -1/2 \\ 7/2 \\ 3/2 \end{pmatrix} \text{ "unterer Teil von } P_1 b$$