

2.4 Anwendung der QR-Zerlegung

Lösung eines linearen Gleichungssystems

$$A\vec{x} = \vec{b}, \quad A \in \mathbb{R}^{n \times n}, \text{ regulär}$$

$$\rightarrow \text{mit } A = QR, \quad Q, R \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

Q orthogonal, R obere
Dreiecksmatrix

$$A\vec{x} = \vec{b} \iff Q\vec{y} = \vec{b} \quad \vec{y} = Q^T \vec{b}$$

$$R\vec{x} = \vec{y} \quad \text{Rückwärts einsetzen}$$

Ausgleichsprobleme

Gegeben: Wertepaare $(y_k, x_k), k=1, \dots, n$
(z.B. Ergebnisse von Messungen)

Gesucht: funktionaler Zusammenhang

$$y_k = f(x_k), \quad k=1, \dots, n, \quad (2.27)$$

wobei man f nicht kennt.

man macht einen Mehrparameteransatz

$$f = f(x; r_1, r_2, \dots, r_m), \quad \text{i.d.R. } n \gg m,$$

und verwendet (2.27) im quadr. Mittel
zu lösen \rightarrow

$$\left[\text{minimiere } \sum_{k=1}^n (y_k - f(x_k; r_1, r_2, \dots, r_m))^2 \right]$$

Über alle $\vec{r} = (r_1, r_2, \dots, r_m)^T \in \mathbb{R}^m$

(2)

Methode der kleinsten Quadrate (Gauß)

Lineares Ausgleichsproblem als Spezialfall

→ f lineare Funktion von \vec{r} ,

wir setzen

$$f_k(\vec{r}) := f(x_k, \vec{r}), \quad \vec{y} = (y_1, \dots, y_n)^T \in \mathbb{R}^n$$

und damit ergibt sich als Ansatz

$$\begin{bmatrix} f_1(r_1, r_2, \dots, r_m) \\ \vdots \\ f_n(r_1, r_2, \dots, r_m) \end{bmatrix} = M \vec{r}, \quad M \in \mathbb{R}^{n \times m} \text{ gegeben}$$

Beispiel $(y_k, x_k), k=1, \dots, 4$

quadr. Ansatz

$$y = r_1 + r_2 x + r_3 x^2$$

→

$$f_1 = r_1 + r_2 x_1 + r_3 x_1^2$$

$$f_2 = r_1 + r_2 x_2 + r_3 x_2^2$$

$$f_3 = r_1 + r_2 x_3 + r_3 x_3^2$$

$$f_4 = r_1 + r_2 x_4 + r_3 x_4^2$$

$$\rightarrow M = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 \\ 1 & x_2 & x_2^2 \\ 1 & x_3 & x_3^2 \\ 1 & x_4 & x_4^2 \end{bmatrix}$$

lineares Ausgleichsproblem

$$\min_{\vec{r} \in \mathbb{R}^m} \|M \vec{r} - \vec{y}\|_2^2$$

(2.28)

$$F(\vec{r}) = \|\mathbf{M}\vec{r} - \vec{y}\|_2^2 = (\mathbf{M}\vec{r} - \vec{y}, \mathbf{M}\vec{r} - \vec{y}) \quad \text{diff'bar,} \quad \text{konvex} \quad (3)$$

→ notwendige und hinreichende Bedingung für das gesuchte Minimum

$$\nabla F(\vec{r}) = \vec{0}$$

$$F'(\vec{r})\vec{h} = 2(\mathbf{M}\vec{r} - \vec{y}, \mathbf{M}\vec{h}) = 2(\mathbf{M}^T(\mathbf{M}\vec{r} - \vec{y}), \vec{h})$$

$$\rightarrow \nabla F(\vec{r}) = 2\mathbf{M}^T(\mathbf{M}\vec{r} - \vec{y}) = \vec{0}$$

damit erhält man als Normalengleichung das lineare System

$$\mathbf{M}^T\mathbf{M}\vec{r} = \mathbf{M}^T\vec{y} \quad (2.29)$$

Satz 2.13

Das lineare Ausgleichsproblem (2.28) hat mindestens eine Lösung \vec{r}_0 . Für jede andere Lösung \vec{r} gilt $\mathbf{M}\vec{r} = \mathbf{M}\vec{r}_0$. Das Residuum $\vec{d} = \vec{y} - \mathbf{M}\vec{r}_0$ ist eindeutig bestimmt und erfüllt $\mathbf{M}^T\vec{d} = \vec{0}$. Die Gleichung (2.29) ist notwendig und hinreichend dafür, dass \vec{r} Lösung von (2.28) ist.

Beweis

Sei $R(\mathbf{M}) = \text{Bild von } \mathbf{M}$, es gilt

$$\mathbb{R}^n = R(\mathbf{M}) \oplus R(\mathbf{M})^\perp, \quad \text{also kann } \vec{y}$$

eindeutig zerlegt werden als

$$\vec{y} = \vec{s} + \vec{d} \quad \text{mit } \vec{s} \in R(\mathbf{M}), \vec{d} \in R(\mathbf{M})^\perp$$

Nach Def. des Bildes von M gibt es zu \vec{s} mindestens ein \vec{r}_0 mit

$$M\vec{r}_0 = \vec{s}$$

außerdem gilt $(\underbrace{M\vec{r}}_{\in R(M)}, \underbrace{\vec{d}}_{\in R(M)^\perp}) = 0$ f.a. $\vec{r} \in \mathbb{R}^n$,
und somit

$$(\vec{r}, M^T \vec{d}) = 0 \text{ und } M^T \vec{d} = \vec{0}.$$

Es folgt $M^T \vec{y} = M^T \vec{s} + \underbrace{M^T \vec{d}}_{=\vec{0}} = M^T M \vec{r}_0$

$\Rightarrow \vec{r}_0$ ist eine Lösung von (2.29)

Sei nun \vec{r} eine weitere Lösung, d.h.

$$M^T M \vec{r} = M^T \vec{y}.$$

Dann ist $\vec{d} = \vec{y} - M\vec{r}$ orthogonal zu $R(M)$, denn

$$(M\vec{z}, \vec{d}) = (\vec{z}, M^T \vec{d}) = (\vec{z}, \underbrace{M^T \vec{y} - M^T M \vec{r}}_{=0}) = 0 \text{ f.a. } \vec{z}$$

$\vec{s} = M\vec{r}_0$ gehört zu $R(M)$ und

$$\vec{y} = M\vec{r} + (\vec{y} - M\vec{r}) = \vec{s} + \vec{d}$$

ist damit wieder eine Zerlegung von \vec{y} in $\vec{s} \in R(M)$, $\vec{d} \in R(M)^\perp$ und aus der Eindeutigkeit der Zerlegung folgt

$$M\vec{r} = M\vec{r}_0$$

□

Bestimmung der Lösung des Minimumproblems

1) Lösung des Systems

$$M^T M \vec{r} = M^T \vec{y}$$

$M^T M$ ist symmetrisch und pos. semidefinit, da

$$(\vec{r}, M^T M \vec{r}) = (M \vec{r}, M \vec{r}) \geq 0$$

Die Gleichheit mit Null kann nur eintreten, wenn $M \vec{r} = 0$. Hat M den vollen Rang, d.h. bei $n \geq m$, also den Rang m , dann kann $\vec{r} = 0$ nur gelten, bei $(\vec{r}, M^T M \vec{r}) = 0$. Also ist dann $M^T M$ positiv definit

- Cholesky-Zerlegung möglich,
- davon notwendig: Berechnung von $M^T M$ ($\frac{1}{2} m^2 n$ Multiplikationen), bei $n \gg m$ ist der Aufwand von $O(n^3)$ teurer als das Cholesky-Verfahren ($\frac{m^3}{6}$ Multiplikationen)
- $M^T M$ oft schlecht konditioniert, Fehler in \vec{y} werden durch die Kondition $\kappa(M^T M)$ verstärkt
- besser ist Methode, die nur M verwendet

ii) Bestimmung von \vec{r} mittels QR-Zerlegung

Gute Eigenschaft von Orthogonalen Transformationen

$$K_2(Q) = \|Q\|_2 \|Q^{-1}\|_2 = \|Q\|_2 \|Q^T\|_2 = 1,$$

d.h. sie verstärken nicht den Fehler der Größen, auf die sie angewendet werden

Satz 2.14

Sei $M \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $n \geq m$, von vollem Rang und $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$, orthogonal, so dass

$$Q^T M = \begin{pmatrix} R \\ 0 \end{pmatrix} \quad Q^T \vec{y} = \begin{pmatrix} \vec{y}_1 \\ \vec{y}_2 \end{pmatrix}$$

mit $\vec{y}_1 \in \mathbb{R}^m$, $\vec{y}_2 \in \mathbb{R}^{n-m}$ und einer invertierbaren oberen Dreiecksmatrix $R \in \mathbb{R}^{m \times m}$ gilt.

Dann ist $\vec{r} = R^{-1} \vec{y}_1$ die Lösung des linearen Ausgleichsproblems $\min_{\vec{r} \in \mathbb{R}^m} \|M\vec{r} - \vec{y}\|_2^2$

Beweis

Q ist isometrisch $\rightarrow \|\vec{y} - M\vec{r}\|_2 = \|Q^T(\vec{y} - M\vec{r})\|_2$,
daraus folgt

$$\|\vec{y} - M\vec{r}\|_2^2 = \|Q^T(\vec{y} - M\vec{r})\|_2^2 = \left\| \begin{pmatrix} \vec{y}_1 - R\vec{r} \\ \vec{y}_2 \end{pmatrix} \right\|_2^2$$

$$= \|\vec{y}_1 - R\vec{r}\|_2^2 + \|\vec{y}_2\|_2^2 \geq \|\vec{y}_2\|_2^2 \quad \text{f.a. } \vec{r} \in \mathbb{R}^m$$

Wählt man $\vec{r} = R^{-1} \vec{y}_1$, so hat man die Lösung □

Bemerkung

Residuum \vec{d} erfüllt $\|\vec{d}\|_2 = \|\vec{y}_2\|_2$

Beispiel

Geq.	y_k	x_k
	4	1
	6	2
	10	3
	15	4
	16	5
	20	6

Gesucht

$$y = f(x) = r_1 + r_2 x$$

mit

$$\sum_{k=1}^6 [y_k - (r_1 + r_2 x_k)]^2 \Rightarrow \min$$

$$\Leftrightarrow \min_{\vec{r} \in \mathbb{R}^2} \|\vec{y} - M\vec{r}\|_2^2$$

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \\ 1 & 4 \\ 1 & 5 \\ 1 & 6 \end{pmatrix}, \quad \vec{y} = \begin{pmatrix} 4 \\ 6 \\ 10 \\ 15 \\ 16 \\ 20 \end{pmatrix}, \quad \vec{r} = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \end{pmatrix}$$

$$M^T \vec{y} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 4 \\ 6 \\ 10 \\ 15 \\ 16 \\ 20 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 71 \\ 306 \end{pmatrix}$$

$$M^T M = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \\ 1 & 4 \\ 1 & 5 \\ 1 & 6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6 & 21 \\ 21 & 91 \end{pmatrix}$$

$$M^T M \vec{r} = M^T \vec{y} \iff \begin{pmatrix} 6 & 21 \\ 21 & 91 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 71 \\ 306 \end{pmatrix}$$

$$\text{Cond}(M^T M) \approx 87,598$$

$$\vec{r} \implies r_1 = -\frac{5}{15} = -\frac{1}{3}$$

$$r_2 = \frac{115}{35} = \frac{23}{7} \approx 3,28571$$

QR-Zerlegung von M

$$H_1 = E - 2\vec{w}_1\vec{w}_1^T, \quad \vec{w}_1 = \begin{pmatrix} 1+\sqrt{6} \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} / \left\| \begin{pmatrix} 1+\sqrt{6} \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\|_2$$

$$\vec{w}_1 H_1 M = \begin{pmatrix} -2,4499 & -8,5732 \\ 0 & -7,7526e-01 \\ 0 & 2,2474e-01 \\ 0 & 1,2247 \\ 0 & 2,2247 \\ 0 & 3,2247 \end{pmatrix}, \quad \hat{H}_1 = H_1$$

$$\vec{m} \in \mathbb{R}^5, \quad \vec{e}_1 \in \mathbb{R}^5, \quad \vec{w}_2 = \frac{\vec{m} - \|\vec{m}\|_2 \vec{e}_1}{\|\vec{m} - \|\vec{m}\|_2 \vec{e}_1\|_2}$$

$$H_2 = E - 2\vec{w}_2\vec{w}_2^T$$

$$\hat{H}_2 = \left(\begin{array}{c|cccccc} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & & & & & \\ 0 & & & & & \\ 0 & & & & & \\ 0 & & & & & \\ 0 & & & & & \end{array} \right) \begin{matrix} \\ \\ \\ \\ \\ H_2 \end{matrix}$$

$$= \begin{pmatrix} -0,769445 \\ 0,034893 \\ 0,190149 \\ 0,345405 \\ 0,500660 \end{pmatrix}$$

$$\hat{H}_2 \hat{H}_1 M = \left(\begin{array}{c|cc} -2,44999 & -8,57321 \\ \hline 0 & 4,18330 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{array} \right) = \begin{pmatrix} R \\ Q \end{pmatrix}$$

$$Q = \hat{H}_1 \hat{H}_2$$