

To jöchelikei reiblindet = optimalei zugehörigei.
Esse $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $m = n$, $x \in \mathbb{R}^n$, $b \in \mathbb{R}^m$.

No bspel $x \in \mathbb{R}^m$ tau da reiblindet der kürzeste Abstand zu einer Linie $Ax = b$. Av ist gleich der Abstand, der von Nullpunkt aus zu einer Geraden mit $\|Ax\| = \|b - Ax\|$. Av us kürzeste Entfernung zw. 0 und einer Geraden.

$$\min_{x \in \mathbb{R}^m} f(x) = \min_{x \in \mathbb{R}^m} \|x\|^2 = \min_{x \in \mathbb{R}^m} \|b - Ax\|^2 = \min_{x \in \mathbb{R}^m} (b - Ax, b - Ax) = \min_{x \in \mathbb{R}^m}$$

$$\sum_{i=1}^n (b_i - (Ax)_i)^2 = \min_{x \in \mathbb{R}^m} \sum_{i=1}^n \left(b_i - \sum_{j=1}^m a_{ij} x_j\right)^2. \text{ To erfüllen da Gleichungen zu kürzestem Entfernung.}$$

$$\nabla f(x) = \left[\frac{\partial f}{\partial x_1} \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} \quad \dots \quad \frac{\partial f}{\partial x_m} \right]^T = 0$$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x_k} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (b_i - \sum_{l=1}^m a_{lj} x_l) \frac{\partial}{\partial x_k} (b_i - \sum_{l=1}^m a_{lj} x_l) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (b_i - \sum_{l=1}^m a_{lj} x_l) (-a_{kj}) = 0$$

$$\Leftrightarrow \sum_{k=1}^n a_{ik} \sum_{j=1}^m a_{kj} x_j = \sum_{i=1}^n a_{ii} (Ax)_i = (a^T A x) = a^T A x, \text{ ötes } a \in \mathbb{R}^m \text{ und } Ax \in \mathbb{R}^m$$

$$\sum_{i=1}^n b_i \cdot a_{ii} = (a^T, b) = a^T b. \text{ Teilei artig (1), (2): } a^T A x = a^T b$$

$$\frac{\partial f}{\partial x_k} = 0 \Leftrightarrow a^T A x = a^T b$$

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_m} \end{bmatrix} = 0 \Leftrightarrow \begin{bmatrix} a_1^T A x \\ a_2^T A x \\ \vdots \\ a_m^T A x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1^T b \\ a_2^T b \\ \vdots \\ a_m^T b \end{bmatrix} = A^T A x = A^T b = \text{Gleichung zu kürzestem Entfernung erfüllt. Einmal max.}$$

$$\text{Esse } x \in \mathbb{R}^n \text{ zu kürzestem Entfernung zu einer Geraden } Ax = b. \\ f(y) = \|b - Ay\|^2 = (b - Ax + A(x-y), b - Ax + A(x-y)) = \\ = (r_x + A(x-y), (x + A(x-y))) = (r_x, r_x) + (x, A(x-y)) + (A(x-y), r_x) + \\ + (A(x-y), A(x-y)) = f(x) + r_x^T A(x-y) + (x-y)^T A^T r_x + (x-y)^T A^T A(x-y) = \\ + (A(x-y), A(x-y))$$

$$(x-y)^T A^T r_x - (x-y)^T A^T (b - Ax) = (x-y)^T (A^T b - A^T Ax) = 0$$

$$r_x^T A(x-y) = (x-y)^T A^T r_x = 0$$

$$= f(x) + (x-y, A^T A(x-y)) \geq f(x)$$

O $A^T A$ είναι εγκλιδικός και ήμαστε όπιστες.

$\text{Έσω } z \in \mathbb{R}^m \setminus \{0\} : (z, A^T A z) = (A z, A z) = \|A z\|^2 = 0 \Rightarrow$
 $A^T A$ ήμαστε όπιστες.

O τύπος $A^T A$ είναι δείκτης όπιστες αν οι στήλες του είναι γραμμικά ανεξάρτητες. Όσων δέ αυτών των λ είναι γραμμικές στήλες έχει μερική μεγάλη $z \in \mathbb{R}^m \setminus \{0\}$, $A z = z_1 a_1 + z_2 a_2 + \dots + z_m a_m \neq 0 \Leftrightarrow$
 $\|A z\|^2 > 0 \Leftrightarrow (z, A^T A z) > 0 \Leftrightarrow A^T A \neq 0$.

Όταν λείπει το λ είναι ρηματικός περίπτωσης της καταστάσης
 με είναι θετικός βαθμός, αφού είναι επιτάσης βαθμός.

Στην περίπτωση επιτάσης βαθμού, αναπτύσσεται διαδικασία των κανονικών εγγύων στην απειρούσα πλευρά.

Άσκηση

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 4 \\ 1 & 3 & 2 \\ 1 & 1 & 0 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 8 & 1 \\ 8 & 20 & 16 \\ 1 & 16 & 24 \end{bmatrix}, A^T b = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 8 \end{bmatrix}$$

$$A^T A = L \cdot L^T = \begin{bmatrix} 2 & & \\ 4 & 2 & \\ 2 & 4 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 2 \\ 24 & & \\ 2 & & \end{bmatrix}, A^T A x = A^T b \Leftrightarrow L \cdot L^T x = A^T b \Leftrightarrow$$

$$\begin{cases} Lx = A^T b \\ L^T x = 1 \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} 2 & & \\ 4 & 2 & \\ 2 & 4 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 8 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 2 & 4 & 2 \\ 24 & & \\ 2 & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 - \frac{3}{2} \\ 1 - 112 \\ 1 - 112 \\ 1 - 112 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -112 \\ 112 \\ 112 \\ 112 \end{bmatrix}$$

$$L^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad \|L^T x\| = 1$$

Suntius για να γίνεται μ.ο δεύτερης καθητικής του A . Α είναι τότε γεγονός ότι το σημείο πάνω στην επαγγελματική γραμμή της είναι αλγόβαστη.

Ταπαγκότρινη QR

Πρότυπο: Συν. Q ∈ $C^{n,m}$, μην. αριθμητικές τιμώντας, διάδοση $(q_1, q_2) = \text{diag}$, και μη ισονόμητη Q.

$$\text{Τότε } \|Qx\| = \|x\| \forall x \in C^n$$

$$\|Qx\|^2 = (Qx, Qx) = (x, Q^T Qx) = (x, I_m x) = (x, x) = \|x\|^2$$

Εάν το $A = QR$, $Q \in R^{n,m}$, $\mu (q_1, q_2) = \text{diag}$ και $R \in R^{m,m}$ αντιπρόσωπος της δεύτερης διαγώνιας είναι:

Ιδιότητα: Εάν x είναι ν.ο. της καθητικής του $\|x\| = \|b - Ax\|$

Εάν $Q \in R^{n,m}$ τότε το x είναι αριθμητικός της Q διάδοσης $[Q/Q]$ και τον αριθμητικός ανταντίτητας της Q , τότε

και ο αντισηφός του: $\begin{bmatrix} Q^T \\ Q^T \end{bmatrix}$ είναι αριθμητικός.

$$\|x\| = \|b - Ax\| = \|b - QRx\| = \left\| \begin{bmatrix} Q^T \\ Q^T \end{bmatrix} (b - QRx) \right\| = \frac{\|Q^T b - Rx\|}{\|Q\|}$$

$$\|x\|^2 = \left\| \frac{Q^T b - Rx}{\|Q\|} \right\|^2 = \|Q^T b - Rx\|^2 + \|Q^T b\|^2$$

Χρησιμοποιούμε την απόδοση: $\left\| \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} \right\|^2 = \left\| \begin{bmatrix} z_1 \\ 0 \end{bmatrix} \right\|^2 + \left\| \begin{bmatrix} 0 \\ z_2 \end{bmatrix} \right\|^2 = \|z_1\|^2 + \|z_2\|^2$

$$\left\| \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} \right\| = \left\| \begin{bmatrix} z_1 \\ 0 \end{bmatrix} \right\| + \left\| \begin{bmatrix} 0 \\ z_2 \end{bmatrix} \right\|$$

$$\min_{x \in R^m} \|x\|^2 = \min_{x \in R^m} \|Q^T b - Rx\|^2 + \|Q^T b\|^2$$

$$\min_{x \in R^m} \|Q^T b - Rx\| = 0 \Leftrightarrow Q^T b - Rx = 0 \Leftrightarrow Rx = Q^T b \Leftrightarrow x \text{ η πολύτιμη λύση του ευθυγράμμου: } x = R^{-1} Q^T b.$$

Αν α είναι της A είναι γραμμ. αντ. τότε υπάρχει $Q \in R^{n,m}$ με $(q^{(1)}, q^{(2)}) = \text{diag}$ και αριθμητικός τιμώντας R με $R \geq 0$ της $A = QR$. Η ταπαγκότρινη είναι γνωστή.

Aufgaben

$$A = QR \Leftrightarrow [a_1, a_2, \dots, a_m] = [q^{(1)}, q^{(2)}, \dots, q^{(m)}] \cdot \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mm} \end{bmatrix}$$

$$a_1 = r_{11} q^{(1)} \Rightarrow \|a_1\| = \|r_{11} q^{(1)}\| = r_{11} \|q^{(1)}\| = r_{11}, \quad q^{(1)} = \frac{a_1}{r_{11}}$$

$$a_2 = r_{12} q^{(1)} + r_{22} q^{(2)} \Rightarrow (a_2, q^{(1)}) = r_{12} (q^{(1)}, q^{(1)}) + r_{22} (q^{(2)}, q^{(1)}) \Leftrightarrow$$

$$r_{12} = (a_2, q^{(1)}), \quad r_{22} = a_2 - r_{12} q^{(1)}$$

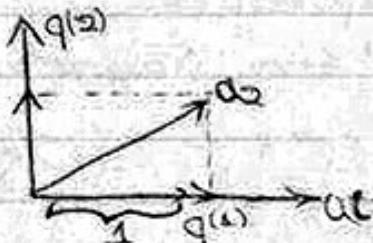
$$r_{22} = \|a_2 - r_{12} q^{(1)}\|, \quad q^{(2)} = \frac{a_2 - r_{12} q^{(1)}}{r_{22}}$$

$$\text{Ergebnis: } a_i = r_{1i} q^{(1)} + r_{2i} q^{(2)} + \dots + r_{i-1,i} q^{(i-1)} + r_{ii} q^{(i)}$$

$$r_{ji} = (a_i, q^{(j)}), \quad j = 1, 2, \dots, i-1, \quad r_{ii} = \|a_i - \sum_{j=1}^{i-1} r_{ji} q^{(j)}\|,$$

$$q^{(i)} = \frac{a_i - \sum_{j=1}^{i-1} r_{ji} q^{(j)}}{r_{ii}}$$

Gram-Schmidt



Algorithmus Gram-Schmidt orthogonalisieren

Input: $A \in \mathbb{R}^{n,m}$

für $i = 1(1)m$

$$q^{(i)} = a_i$$

für $j = 1(1)i-1$

$$r_{ji} = (a_i, q^{(j)})$$

$$q^{(i)} = q^{(i)} - r_{ji} q^{(j)}$$

Teil 1: r_{ii}

$$r_{ii} = \|q^{(i)}\|$$

$$q^{(i)} = q^{(i)} / r_{ii}$$

Teil 2: $q^{(i)}$

$$(q^{(i)}, q^{(j)}) = (a_i - \sum_{k=1}^{i-1} r_{ki} q^{(k)}, q^{(j)})$$

$$= (a_i, q^{(j)}) + \sum_{k=1}^{i-1} (q^{(k)}, q^{(j)}) \rightarrow 0$$