Ortogonalprojektion på underrum og Gram-Schmidt, Afsnit 6.3 og 6.4

10. april 2025

Lineær Algebra

Forår 2025



Del I Repetition

Indre produkter



Definition

For to vektorer $\mathbf{u}, \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ defineres deres indre produkt som

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = u_1 v_1 + u_2 v_2 + \cdots + u_n v_n = \mathbf{u}^T \mathbf{v}. + \mathbf{v} \mathbf{v}^T$$

Sætning

Lad $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}$ være vektorer i \mathbb{R}^n , og lad c være et reelt tal. Da gælder følgende:

- a) $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$
- b) $(\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot \mathbf{w} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{w} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{w}$
- c) $(c\mathbf{u}) \cdot \mathbf{v} = c(\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) = \mathbf{u} \cdot (c\mathbf{v})$
- d) $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u} \ge 0$ med lighed hvis og kun hvis $\mathbf{u} = \mathbf{0}$

Ortogonale komplementer



Definition

To vektorer \mathbf{u} og \mathbf{v} i \mathbb{R}^n siges at være ortogonale, hvis $\mathbf{u} \cdot \mathbf{w} = 0$.

Definition

Lad W være en mængde af (muligvis uendeligt mange) vektorer i \mathbb{R}^n . Vi definerer da mængden W^\perp til at være alle vektorer \mathbf{z} , der opfylder $\mathbf{z} \cdot \mathbf{w} = 0$ for alle w i W.

Vi kalder W^{\perp} for det ortogonale komplement til W.

Det vil sige, at det ortogonale komplement består af alle vektorer, der er ortogonale på samtlige vektorer i den oprindelige mængde

Ortogonale mængder



Vi siger, at $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\}$ er en ortogonal mængde, hvis $\mathbf{u}_i \cdot \mathbf{u}_j = 0$ for alle $i \neq j$

Altså: mængden kaldes ortogonal, hvis vektorerne er parvist ortogonale

Opfylder alle vektorerne desuden $\|\mathbf{u}_i\| = 1$, kaldes mængden ortonormal

Ortogonale baser?



Sætning

Lad $\mathcal{B} = \{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_k\}$ være en ortogonal basis for et underrum W af \mathbb{R}^n . For enhver vektor \mathbf{w} i W gælder, at koefficienterne i linearkombinationen

$$\mathbf{w} = c_1 \mathbf{b}_1 + c_2 \mathbf{b}_2 + \cdots + c_k \mathbf{b}_k$$

$$er \ givet \ ved \ c_i = \underbrace{ \begin{array}{c} \mathbf{w} \cdot \mathbf{b}_i \\ \mathbf{b}_i \cdot \overline{\mathbf{b}}_i \end{array}}_{\mathbf{b}_i \cdot \mathbf{b}_i} \cdot \mathbf{b}_i$$

Bemærk, at når \mathcal{B} er orto<u>normal</u>, betyder dette

$$c_i = \mathbf{w} \cdot \mathbf{b}_i$$

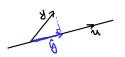
Projektion på en linje



Lad en linje i \mathbb{R}^n være udspændt af vektoren **u**

Vi kom sidste gang frem til, at projektionen \hat{y} af y på linjen er givet ved

$$\hat{y} = \frac{y \cdot u}{u \cdot u} u$$



Afstanden fra y til linjen er dermed...



Afstand til underrum



I dag generaliserer vi til mere generelle underrum



Det anvendes f.eks. til mindste kvadraters metode:

Vi har observeret data, som repræsenteres ved en vektor \mathbf{y} (denne kan indeholde målefejl). Vores model siger, at den "sande" vektor ligger i et underrum W.

Ved at finde afstanden fra \mathbf{y} til W får vi et mål for, hvor tæt vi er på modellen.

Mindste kvadraters metode går (løst formuleret) ud på at finde den vektor i W, der er tættest på \mathbf{y} .

Afstand til underrum

Afstand til Et simpelt tilfælde



Antag, at $\{\mathbf{b}_1,\mathbf{b}_2,\mathbf{b}_3,\mathbf{b}_4,\mathbf{b}_5\}$ er en ortogonal basis for \mathbb{R}^5 , og at $W=\text{Span}\{\mathbf{b}_1,\mathbf{b}_2,\mathbf{b}_3\}$

For enhver \mathbf{v} i \mathbb{R}^5 har vi

$$\mathbf{v} = \underbrace{c_1 \mathbf{b}_1 + c_2 \mathbf{b}_2 + c_3 \mathbf{b}_3}_{\mathbf{\hat{i}}, \mathbf{W}} + \underbrace{c_4 \mathbf{b}_4 + c_5 \mathbf{b}_5}_{\mathbf{\hat{i}}, \mathbf{W}^{\perp}}$$

Det giver derfor mening, at afstanden fra v til W skal være...

Afstand til underrum Et simpelt tilfælde



Eksempel

Lad
$$\mathcal{B} = \{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_3\} = \left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}$$
, og lad $W = \text{Span}\{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2\}$. Tjek, at \mathbf{b}_3 ligger i W^{\perp} .

V. Yuhur, at $\mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{b}_1 = 0$ of $\mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{b}_2 = 0$. Dr. $\mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{b}_3 = 0$ of the full of $\mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{b}_4 = 0$ of the full of $\mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{b}_4 = 0$.

Find herefter afstanden fra
$$\mathbf{v} = 2\mathbf{b}_1 - 4\mathbf{b}_2 + \sqrt{2}\mathbf{b}_3$$
 til W

Abrah mi var $\|\mathbf{v} - \mathbf{v}\| = \mathbf{v} + \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v} + \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| \mathbf{v}\| = \mathbf{v}\| \mathbf{v}$

Behøver vi hele den ortogonale basis?



Hvad nu, hvis vi kun har en ortogonal basis for underrummet *W*?

Vi kan bruge samme idé som for linjen: Forholdsvist let at repræsentere projektionen $\hat{\mathbf{v}}$ i den ortogonale basis for W.

En idé kunne derfor være:

- 1. find projektionen $\hat{\mathbf{v}}$ ved samme strategi som for linjen
- 2. brug $\mathbf{z} = \mathbf{v} \hat{\mathbf{v}}$ til at bestemme afstanden

Ortogonal dekomposition



Sætning

Lad W være et underrum af \mathbb{R}^n . Enhver vektor \mathbf{v} i \mathbb{R}^n har en entydig opskrivning på formen

$$\mathbf{v} = \hat{\mathbf{v}} + \mathbf{z}$$

hvor $\hat{\mathbf{v}}$ ligger i W og **z** ligger i W^{\perp}.

Yderligere gælder, at hvis $\{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_k\}$ er en ortogonal basis for W, så er

$$\hat{\mathbf{v}} = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{b}_1}{\mathbf{b}_1 \cdot \mathbf{b}_1} \mathbf{b}_1 + \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{b}_2}{\mathbf{b}_2 \cdot \mathbf{b}_2} \mathbf{b}_2 + \dots + \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{b}_k}{\mathbf{b}_k \cdot \mathbf{b}_k} \mathbf{b}_k$$

$$og \mathbf{z} = \mathbf{v} - \hat{\mathbf{v}}.$$

Ortogonal dekomposition



Lad
$$W = \text{Span} \left\{ \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} \right\}$$
, og lad $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 4 \\ 6 \\ 5 \\ 5 \end{bmatrix}$. Find den

ortogonale dekomposition af \mathbf{v} med komponenter i W og W^{\perp}

For ex find 3, because
$$\frac{V \cdot W_1}{W_1 \cdot W_1} = \frac{8+5+5}{2^2+1^2+1^2} = \frac{18}{6} = 3$$

$$V \cdot W_2 \quad 6 = 5+5$$

$$\frac{1 \cdot W_2}{N_2 \cdot W_2} = \frac{6 - 5 + 5}{1^2 + (-1)^2 \cdot 1^2} = \frac{6}{3} = 2$$

$$\frac{V \cdot W_{2}}{W_{2} \cdot W_{2}} = \frac{6 - 5 \cdot 5}{1^{2} + (-1)^{2} \cdot 1^{2}} = \frac{6}{3} = 2$$

$$V_{0} \cdot W_{2} = \frac{6 - 5 \cdot 5}{1^{2} + (-1)^{2} \cdot 1^{2}} = \frac{6}{3} = 2$$

$$V_{0} \cdot W_{2} = \frac{6 - 5 \cdot 5}{1^{2} + (-1)^{2} \cdot 1^{2}} = \frac{6}{3} = 2$$

$$V_{0} \cdot W_{2} = 0$$

Burush: W. Wz = 0

Fra ortogonalprojektion til afstand



Intuitivt burde den ortogonale projektion af ${\bf v}$ på W give den vektor i W, der er tættest på ${\bf v}$

Holder det også teoretisk?

Nærmeste vektor i et underrum

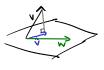


Sætning

Lad W være et underrum af \mathbb{R}^n , lad v være en arbitrær vektor i \mathbb{R}^n , og lad v være ortogonalprojektionen af v på W. Da gælder

$$\text{dist}\left(\boldsymbol{v},\hat{\boldsymbol{v}}\right) \leq \lVert \boldsymbol{v} - \boldsymbol{v}\rVert < \lVert \boldsymbol{v} - \boldsymbol{w}\rVert, = \text{dist}(\boldsymbol{v}_{l}\boldsymbol{w})$$

for alle vektorer $\mathbf{w} \neq \hat{\mathbf{v}}$ i W.



Bevis.

Da
$$\mathbf{v} - \hat{\mathbf{v}}$$
 ligger i W^{\perp} og $\hat{\mathbf{v}} - \mathbf{w}$ ligger i W , giver Pythagoras
$$\|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{v} - \hat{\mathbf{v}} + \hat{\mathbf{v}} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{v} - \hat{\mathbf{v}}\|^2 + \|\hat{\mathbf{v}} - \mathbf{w}\|^2 > 0 \text{ Avison } \hat{\mathbf{v}} \neq 0$$

Det betyder altså, at $\hat{\mathbf{v}}$ er den vektor i W, der ligger tættest på \mathbf{v}

Afstand til underrum



Lad $\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 2 \\ 5 \\ -1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ og $W = \mathrm{Span}\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2\}$. Find ortogonalprojektionen af $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 10 \\ 18 \\ -10 \end{bmatrix}$ på W, og find derefter

ortogonalprojektionen af
$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 10 \\ 18 \\ -10 \end{bmatrix}$$
 på W , og find derefter afstanden fra \mathbf{v} til W

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{2\mathbf{o} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \cdot \mathbf{v}}{2^2 + (-1)^2} = \frac{120}{30} = \mathbf{v}$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-10 + (-1)^2}{(-2)^2 + (-1)^2} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-10 + (-1)^2}{(-2)^2 + (-1)^2} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-10 + (-1)^2}{(-2)^2 + (-1)^2} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-10 + (-1)^2}{(-2)^2 + (-1)^2} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} = \frac{-12}{30} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-10 \cdot (6^{1} \cdot (6))}{(-2)^{2} \cdot (-2)^{2}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{-12}{6} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = -2$$

$$\frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = \frac{V \cdot V_{L}}{V_{L} \cdot V_{L}} = -2$$

Hvordan findes ortogonale baser?



Når vi skal lave ortogonalprojektioner, er ortogonale/ortonormale baser altså smarte

Men hvordan finder vi dem?





Jørgen Pedersen Gram Johannes Hauerslev © Ophavsret udløbet



Erhard Schmidt
Math. Forschungsinst. Oberwolfach
(orig. Konrad Jacobs)

⊕⊕⊚ CC BY-SA 2.0 DE



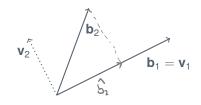
Idéen er at starte med en basis \mathcal{B} , og ændre vektorerne én efter én, så vi fjerner de dele, der ligger i samme retning som andre basisvektorer

Eksempel

Lad $\mathcal{B} = \{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2\}$. For at finde en ortogonal basis $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ sætter vi $\mathbf{v}_1 = \mathbf{b}_1$. Dernæst sætter vi

$$v_2 = b_2 - b_2$$

$$= b_2 - \frac{b_2 \cdot V_1}{V_1 \cdot V_1} V_1$$



Mere generelt

TOORGUNIVERS.

For at omdanne basen $\mathcal{B} = \{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_n\}$ til en ortogonal basis $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n\}$ følges nedenstående trin.

- 1. Sæt $v_1 = b_1$
- Gør følgende for i = 2,3,...,n:
 Sæt v_i til at være b_i minus projektionen på underrummet udspændt af v₁, v₂,..., v_{i-1}. Altså

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{b}_i - \left(\frac{\mathbf{b}_i \cdot \mathbf{v}_1}{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_1} \mathbf{v}_1 + \frac{\mathbf{b}_i \cdot \mathbf{v}_2}{\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{v}_2} \mathbf{v}_2 + \dots + \frac{\mathbf{b}_i \cdot \mathbf{v}_{i-1}}{\mathbf{v}_{i-1} \cdot \mathbf{v}_{i-1}} \mathbf{v}_{i-1}\right)$$

Ønskes en ortonormal basis, kan vektorerne $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$ normeres undervejs (eller til sidst)



Eksempel

Lad $\mathbf{x}_1 = [1, 1, 1, 1]^T$, $\mathbf{x}_2 = [0, 1, 1, 1]^T$, $\mathbf{x}_3 = [0, 0, 1, 1]^T$ og lad $W = \text{Span}\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3\}$. Find en ortonormal basis $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$ for W.

Vi sætter
$$\mathbf{v}_{1} = \frac{1}{\|\mathbf{x}_{1}\|} \mathbf{x}_{1} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\widetilde{\mathbf{v}}_{2} = \mathbf{x}_{2} - \underbrace{\mathbf{x}_{2} \cdot \mathbf{v}_{1}}_{\mathbf{v}_{1}} \mathbf{v}_{1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{2} \cdot 3 \cdot \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{3}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{3}{4} \\ \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{3}{4} \\ \frac{1}{4} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{v}_{2} = \frac{1}{\|\widetilde{\mathbf{v}}_{2}\|} \widetilde{\mathbf{v}}_{2} = \frac{1}{\sqrt{(3)^{2} \times 1^{2} \times 1^{2} \times 1^{2}}} \begin{bmatrix} -\frac{3}{12} \\ \frac{1}{12} \end{bmatrix} = \underbrace{1}_{12} \begin{bmatrix} -\frac{3}{12} \\ \frac{1}{12} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
& V_{3} = X_{3} - \frac{X_{3} \cdot V_{1}}{V_{1} \cdot V_{1}} \cdot V_{1} - (X_{3} \cdot V_{2}) \cdot V_{2} \\
& = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{2} \cdot 2 \cdot \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\
& = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\$$

 $\widetilde{V}_3 = \chi_3 - \frac{\chi_3 \cdot V_1}{V_1 \cdot V_1} V_1 - (\chi_3 \cdot V_2) V_2$

Rækkefølgen har en betydning



Vær opmærksom på:

Basen, der kommer ud af Gram-Schmidt, afhænger af rækkefølgen af vektorerne i $\mathcal B$

Eksempel

Benyttes Gram-Schmidt på
$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right\}$$
 fås $\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right\}$.

Bruger vi i stedet
$$\left\{ \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1\\0 \end{bmatrix} \right\}$$
 fås $\left\{ \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}, \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1\\-1 \end{bmatrix} \right\}$, inden normering

Matrixfaktorisering



Vi har tidligere set diagonalisering $A = PDP^{-1}$. Dette er et eksempel på en matrixfaktorisering

Sådanne matrixfaktoriseringer gør visse problemer lettere at løse

Gram-Schmidt kan bruges til at finde en anden form for faktorisering (hvis matricen opfylder visse betingelser)

QR-faktorisering



Vi siger, at en $m \times n$ -matrix A kan QR-faktoriseres, hvis der eksisterer

- ightharpoonup en $m \times n$ -matrix Q, hvis søjler er en ortonormal basis for Col(A)
- ightharpoonup en øvre triangulær $n \times n$ -matrix R med positive diagonalindgange sådan at A = QR

Eksempel

$$\begin{bmatrix}
2 & 2 & 5 \\
2 & 1 & -5 \\
-2 & 0 & -1 \\
-2 & -1 & 5
\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}
\frac{1}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \\
\frac{1}{2} & 0 & -\frac{1}{2} \\
-\frac{1}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{2} \\
-\frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2}
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
2 & 1 & -1 \\
0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \sqrt{2} \\
0 & 0 & 4
\end{bmatrix}$$

Hvordan findes den?



Sætning

Hvis A er en $m \times n$ -matrix med lineært uafhængige søjler, eksisterer en QR-faktorisering A = QR. Her er Q en $m \times n$ -matrix hvis søjler udgør en ortonormal basis for Col(A), mens R er en øvre triangulær $n \times n$ -matrix med positive diagonalindgange.

For at finde Q kan vi bruge Gram-Schmidt

For at finde R, kan vi bruge Q og ovenstående sætning. Vi har nemlig $Q^TQ = \mathbf{1}$, og dermed

QR-faktorisering



Eksempel

Vi så tidligere, at
$$\left\{ \begin{bmatrix} 1/2\\1/2\\1/2\\1/2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -3/\sqrt{12}\\1/\sqrt{12}\\1/\sqrt{12}\\1/\sqrt{12} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0\\-2/\sqrt{6}\\1/\sqrt{6}\\1/\sqrt{6} \end{bmatrix} \right\} \text{ er en }$$

ortonormal basis for søjlerne i $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$. En QR-faktorisering

er da...

Søjlerne i Q



I sætningen før, står der bare, at søjlerne i Q er en ortonormal basis for $\operatorname{Col} A$. Vi kan gøre det lidt mere specifikt:

De første k søjler i Q er en ortonormal basis for Span $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k\}$, hvor \mathbf{a}_i betegner i'te søjle i A

QR og mindste kvadraters metode



I begyndelsen nævnte jeg mindste kvadraters metode. Her har vi et *inkonsistent* ligningssystem $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$, og vi ønsker at finde det $\hat{\mathbf{x}}$, der minimerer $\|A\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b}\|^2$.

Det kan vises, at når A har lineært uafhængige søjler, så er $\hat{\mathbf{x}} = (A^TA)^{-1}A^T\mathbf{b}$

Hvis A = QR er en QR-faktorisering får vi da

$$\hat{\mathbf{x}} = ((QR)^T QR)^{-1} (QR)^T b = (R^T Q^T QR)^{-1} R^T Q^T b$$

$$= (R^T R)^T R^T Q^T b - R^T (R^T)^{-1} R^T Q^T b$$

$$= R^T (Q^T b)$$

Bemærk, at $R\hat{\mathbf{x}} = Q^T \mathbf{b}$ er særligt let at løse, da...

Rer over transfor. Det kan losses ved det, den holdes "back-substitution"