

DAUGAVPILS UNIVERSITĀTE
Dabaszinātņu un matemātikas fakultāte
Matemātikas katedra
Bakalaura studiju programma "Matemātika"

Studiju kurss

Lineārā algebra II

8.lekcija

Docētājs: Dr. P. Daugulis

2009./2010.studiju gads

Saturs

1. Eiklīda telpu teorijas lietojumi	5
1.1. Palīgrezultāti	5
1.1.1. Projektijas uz ortogonāli papildinošām apakš-	
telpām	5
1.1.2. Ortoprojektori	6
1.2. Lineāru vienādojumu sistēmu tuvināta risināšana . . .	10
1.2.1. Motivējošs piemērs	10
1.2.2. Problēmas nostādne un atrisinājums	11
1.2.3. Normālās sistēmas	13
1.2.4. Normālo sistēmu atrisināmība - bez pierādīju-	
miem	14
1.3. Funkciju aproksimācijas uzdevums	15
1.3.1. Motivācija	15
1.3.2. Problēmas risināšana ar ortoprojektiju palīdzību	16
2. 8.mājasdarbs	19
2.1. Obligātie uzdevumi	19

2.2. Paaugstinātas grūtības un pētnieciska rakstura uzdevumi 21

Lekcijas mērķis:

- apgūt Eiklīda telpu teorijas lietojumus LVS tuvinātā risināšanā un funkciju tuvināšanā.

Lekcijas kopsavilkums:

- LVS var risināt tuvināti izmantojot Eiklīda normu kā tuvības mēru,
- funkcijas var tuvināt kā dotas funkciju kopas elementu lineāras kombinācijas izmantojot normu kā tuvības mēru.

Svarīgākie jēdzieni: ortoprojektors, atlikumu vektors, LVS tuvināts atrisinājums, mazāko kvadrātu atrisinājums, LVS normālā sistēma, bezgalīgi dimensionālas ET, Furjē koeficients.

Svarīgākie fakti un metodes: ortoprojektoru pamatīpašības, ortoprojektoru normu īpašības, ortoprojektijas ekstremālā īpašība,

normālās sistēmas atrisinājums kā mazāko kvadrātu atrisinājums, normālo sistēmu atrisināmība, projekciju īpašības bezgalīgi dimensionālās Eiklīda telpās.

1. Eiklīda telpu teorijas lietojumi

1.1. Palīgrezultāti

1.1.1. Projekcijas uz ortogonāli papildinošām apakštelpām

1.1. teorēma. E - ET, $V \leq E$.

1. $E = V \oplus V^\perp$.

2. $\forall \mathbf{t} \in E : \begin{cases} \mathbf{t} = \mathbf{v} + \mathbf{w}, \text{ kur } \mathbf{v} \in V, \mathbf{w} \in V^\perp \\ \langle \mathbf{v} | \mathbf{w} \rangle = 0 \\ \mathbf{v}, \mathbf{w} \text{ ir noteikti viennozīmīgi.} \end{cases}$

3. $\begin{cases} \{\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_l\} - V \text{ bāze} \\ \{\mathbf{e}_{l+1}, \dots, \mathbf{e}_n\} - V^\perp \text{ bāze} \end{cases} \implies \begin{cases} \mathbf{v} = \sum_{i=1}^l \langle \mathbf{t} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i \\ \mathbf{w} = \sum_{i=l+1}^n \langle \mathbf{t} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i \end{cases}$

PIERĀDĪJUMS

1. Tika pierādīts agrāk.

2. Tika pierādīts agrāk. Nosacījums $\langle \mathbf{v} | \mathbf{w} \rangle = 0$ seko no V un V^\perp ortogonalitātes.

$$\begin{cases} \mathbf{v} = \text{proj}_V(\mathbf{t}) \in V \\ \mathbf{w} = \text{proj}_{V^\perp}(\mathbf{t}) \in V^\perp \end{cases} \implies \langle \mathbf{v} | \mathbf{w} \rangle = 0.$$

3. Tika pierādīts agrāk. ■

1.1.2. Ortoprojektori

E - ET, $V \subseteq E$.

V^\perp ir noteikta viennozīmīgi $\implies \text{proj}_V(\mathbf{t})$ arī ir noteikta viennozīmīgi $\forall \mathbf{t}$, ja papildinošā apakštelpa ir V^\perp .

Definēsim *ortoprojekciju* $p_V : E \longrightarrow E$ kā projekciju uz V , ja papildinošā apakštelpa ir V^\perp :

$$\forall \mathbf{t} \in E \quad p_V(\mathbf{t}) = \mathbf{v} \iff \mathbf{t} = \mathbf{v} + \mathbf{w}, \text{ kur } \begin{cases} \mathbf{v} \in V \\ \mathbf{w} \in V^\perp. \end{cases}$$

1.1. piezīme. No iepriekšējās teorēmas seko, ka

$$\mathbf{t} = p_V(\mathbf{t}) + p_{V^\perp}(\mathbf{t}).$$

1.2. teorēma. $E - ET, V \leq E$.

1. $p_V \in \mathcal{E}nd(E)$.
2. $Im(p_V) = V$.
3. $Ker(p_V) = V^\perp$.

PIERĀDĪJUMS

$$1. \begin{cases} p_V(\mathbf{t}) = \sum_{i=1}^l \langle \mathbf{t} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i \\ p_V(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^l \langle \mathbf{u} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i \end{cases} \implies p_V(\mathbf{t}) + p_V(\mathbf{u}) =$$

$$\sum_{i=1}^l \langle \mathbf{t} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i + \sum_{i=1}^l \langle \mathbf{u} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i =$$

$$\sum_{i=1}^l \langle \mathbf{t} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i + \langle \mathbf{u} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i =$$

$$\sum_{i=1}^l \left(\langle \mathbf{t} | \mathbf{e}_i \rangle + \langle \mathbf{u} | \mathbf{e}_i \rangle \right) \mathbf{e}_i = \sum_{i=1}^l \langle \mathbf{t} + \mathbf{u} | \mathbf{e}_i \rangle \mathbf{e}_i =$$

$$p_V(\mathbf{t} + \mathbf{u}).$$

Reizināšana ar λ tiek pārbaudīta līdzīgi.

$$2. Im(p_V) \leq \langle \mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_l \rangle = V.$$

$$\forall \mathbf{v} \in V : p_V(\mathbf{v}) = \mathbf{v} \implies \text{Im}(p_V) = V.$$

$$3. \mathbf{w} \in \text{Ker}(p_V) \iff \langle \mathbf{w} | \mathbf{e}_i \rangle = 0, \forall i \iff \mathbf{w} \in V^\perp. \blacksquare$$

1.3. teorēma. E - ET, $V \leq E$. Tad

$$\|\mathbf{t}\|^2 = \|p_V(\mathbf{t})\|^2 + \|p_{V^\perp}(\mathbf{t})\|^2.$$

PIERĀDĪJUMS Apzīmēsim $\mathbf{v} = p_V(\mathbf{t})$, $\mathbf{w} = p_{V^\perp}(\mathbf{t})$.

$$\begin{aligned} \|\mathbf{t}\|^2 &= \|\mathbf{v} + \mathbf{w}\|^2 = \langle \mathbf{v} + \mathbf{w} | \mathbf{v} + \mathbf{w} \rangle = \\ &= \langle \mathbf{v} | \mathbf{v} \rangle + 2 \underbrace{\langle \mathbf{v} | \mathbf{w} \rangle}_{=0} + \langle \mathbf{w} | \mathbf{w} \rangle = \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2. \blacksquare \end{aligned}$$

1.4. teorēma. E - ET, $V \leq E$. $\forall \mathbf{t} \in E$:

1. $\|\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})\| \leq \|\mathbf{t} - \mathbf{v}\|, \forall \mathbf{v} \in V$;
2. $\|\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})\| = \|\mathbf{t} - \mathbf{v}\|$, kur $\mathbf{v} \in V \iff \mathbf{v} = p_V(\mathbf{t})$.
3. $\|\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})\| = \min_{\mathbf{v} \in V} \|\mathbf{t} - \mathbf{v}\|$.

PIERĀDĪJUMS

$$\underbrace{\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})}_{\in V^\perp} = \mathbf{t} - p_V(\mathbf{t}) \pm \mathbf{v} = (\mathbf{t} - \mathbf{v}) + \underbrace{(\mathbf{v} - p_V(\mathbf{t}))}_{\in V} \implies$$

$$\mathbf{t} - \mathbf{v} = (\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})) - (\mathbf{v} - p_V(\mathbf{t})) \implies$$

$$\|\mathbf{t} - \mathbf{v}\|^2 = \|\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})\|^2 + \|\mathbf{v} - p_V(\mathbf{t})\|^2 \implies$$

$$\mathbf{v} - p_V(\mathbf{t}) = 0 \iff \|\mathbf{t} - \mathbf{v}\|^2 = \|\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})\|^2$$

$$\mathbf{v} - p_V(\mathbf{t}) \neq 0 \iff \|\mathbf{t} - \mathbf{v}\|^2 < \|\mathbf{t} - p_V(\mathbf{t})\|^2. \blacksquare$$

1.1. piemērs. $\mathbb{R}^2, \mathbb{R}^3$.

1.2. Lineāru vienādojumu sistēmu tuvināta risināšana

1.2.1. Motivējošs piemērs

1.2. piemērs. Ir doti vairāki mērījumu pāri $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$. Ir hipotēze, ka x_i un y_i saista lineāra sakarība. Var uzdot šādus jautājumus:

1. vai eksistē tāda lineāra funkcija

$$f(x) = y = ax + b :$$

$$y_i = f(x_i) = ax_i + b, \forall i?$$

Iegūsim LVS

$$\begin{cases} ax_1 + b = y_1 \\ \dots \\ ax_n + b = y_n. \end{cases}$$

Ja $n > 2$, tad visdrīzāk (reāla eksperimenta gadījumā) LVS nebūs atrisinājumu - vienādojumu (nosacījumu) skaits ir lielāks nekā nezināmo skaits.

2. vai var atrisināt doto LVS *tuvināti*: atrast tādus a, b , lai vienādības kopumā izpildītos pēc iespējas precīzāk (kaut arī varbūt neviena vienādība neizpildās precīzi),
 ģeometriski tas nozīmē novilkt plaknē taisni tā, lai tā "vislabāk" atbilstu doto punktu (x_i, y_i) kopai.

Var meklēt tādu $f(x) = ax + b$, lai $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$ būtu minimāla.

1.2.2. Problēmas nostādne un atrisinājums

$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ - $m \times n$ LVS virs \mathbb{R} .

$\forall \mathbf{y} \in \text{Mat}(m, 1, \mathbb{R})$ definēsim atlikumu vektoru $\mathbf{a}(\mathbf{y}) = \mathbf{b} - \mathbf{Ay}$.

1.2. piezīme. Ja \mathbf{x} ir LVS (precīzs) atrisinājums, tad $\mathbf{a}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$.

Risinot LVS *tuvināti*, var pieprasīt, lai atlikumu vektora norma (klūda) ir minimāla.

Uzdevums: atrast $\mathbf{x}_0 \in \text{Mat}(m, 1, \mathbb{R})$: $\|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_0\|$ ir minimāla :

$$\|\mathbf{a}(\mathbf{x}_0)\| = \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_0\| = \min_{\mathbf{x} \in \text{Mat}(m, 1, \mathbb{R})} \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|.$$

Šādu \mathbf{x}_0 sauc par *mazāko kvadrātu atrisinājumu*.

Izmantosim LVS kolonnu ainu. $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1 | \dots | \mathbf{A}_n]$.

Tad $\mathbf{A}\mathbf{x} = x_1\mathbf{A}_1 + \dots + x_n\mathbf{A}_n = \mathbf{b} \implies \mathbf{a}(\mathbf{x}) = \mathbf{b} - \sum_{i=1}^n x_i\mathbf{A}_i$.

1.5. teorēma. $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ - $m \times n$ LVS virs \mathbb{R} , $V = \langle \mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_n \rangle$,

$$\mathbf{x}_0 = \begin{bmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix} \in \text{Mat}(n, 1, \mathbb{R}).$$

Tad \mathbf{x}_0 minimizē $\|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\| \iff p_V(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^n x_i\mathbf{A}_i$.

PIERĀDĪJUMS Seko no iepriekšējās teorēmas. ■

1.2.3. Normālās sistēmas

1.6. teorēma. $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ - $m \times n$ LVS virs \mathbb{R} ,

$$\mathbf{x}_0 = \begin{bmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix} \in \text{Mat}(n, 1, \mathbb{R}).$$

$$\mathbf{x}_0 \text{ minimizē } \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\| \iff \mathbf{A}^T \mathbf{Ax}_0 = \mathbf{A}^T \mathbf{b}.$$

$$\text{PIERĀDĪJUMS } V = K(\mathbf{A}) = \langle \mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_n \rangle.$$

No iepriekšējās teorēmas:

$$\mathbf{x}_0 \text{ minimizē } \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\| \iff p_V(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{A}_i = \mathbf{Ax}_0 \iff$$

$$\mathbf{b} = p_V(\mathbf{b}) + p_{V^\perp}(\mathbf{b}) \iff \mathbf{b} = \mathbf{Ax}_0 + p_{V^\perp}(\mathbf{b}) \iff$$

$$\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0 \in V^\perp \iff \forall i : \langle \mathbf{A}_i | \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0 \rangle = 0 \iff$$

$$\begin{cases} \mathbf{A}_1^T (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0) = 0 \\ \dots \\ \mathbf{A}_n^T (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0) = 0 \end{cases} \iff \mathbf{A}^T (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0) = \mathbf{0} \iff$$

$$\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{A}^T \mathbf{Ax}_0 = \mathbf{0} \iff \mathbf{A}^T \mathbf{b} = \mathbf{A}^T \mathbf{Ax}_0. \blacksquare$$

LVS $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ sauc par *normālo LVS* attiecībā uz LVS $\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$.

1.3. piemērs. Taisnes $y = ax + b$ novilkšana caur vairākiem punktiem

$$(x_i, y_i) \text{ plaknē. } \mathbf{A} = \left[\begin{array}{c|c} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \dots & \dots \\ x_n & 1 \end{array} \right], \mathbf{x} = \left[\begin{array}{c} a \\ b \end{array} \right], \mathbf{b} = \left[\begin{array}{c} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{array} \right].$$

1.2.4. Normālo sistēmu atrisināmība - bez pierādījumiem

1.7. teorēma. $\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$ - $m \times n$ LVS virs \mathbb{R} ,

$$\mathbf{x}_0 = \left[\begin{array}{c} x_1 \\ \dots \\ x_n \end{array} \right] \in \text{Mat}(n, 1, \mathbb{R}).$$

1. LVS $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^T \mathbf{b} \exists$ tieši viens atrisinājums $\iff r(\mathbf{A}) = n$.
2. LVS $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ ir saderīga.

PIERĀDĪJUMS Skatīt papildmateriālu. ■

1.4. piemērs.

1.3. Funkciju aproksimācijas uzdevums

1.3.1. Motivācija

Tuvinātajos aprēķinos var sastapties ar šādu problēmu -

- ir dota funkcija f , kuras vērtības ir grūti aprēķināmas, piemēram,
 - transcendentāla funkcija,
 - funkcija, kura ir definēta netiešā veidā,
 - funkcija, kura ir definēta ar sarežģīta algoritma palīdzību,
 - funkcija, kuras vērtības ir zināmas tikai mazā definīcijas apgabala apakškopā,
- ir dota "vienkāršāku" funkciju kopa $\{g_1, \dots, g_n, \dots\}$, piemēram,
 - monomi,

- polinomi,
- racionālas funkcijas,
- trigonometriskas funkcijas,
- dota diferenciālvienādojuma atrisinājumi,
- ar noteiktu algoritmu palīdzību definētas funkcijas,
- kā atrast tādu funkciju $g = \sum_i g_i$, lai f un g būtu "pēc iespējas tuvākas" vai, lai $f - g$ būtu "pēc iespējas mazāka" funkcija?

Ja funkcijas pieder kādai ET E , tad problēmu var mēģināt risināt ar ortoprojkciju palīdzību un tuvību mērīt izmantojot Eiklīda normu.

1.3.2. Problēmas risināšana ar ortoprojkciju palīdzību

E - funkciju ET (parasti bezgalīgi dimensionāla), $f \in E$,

$\Phi = \{\varphi_1, \dots, \varphi_n, \dots\} \subseteq E$ - ortonormēta kopa, ne obligāti galīga.

$\forall f \in E, \forall n \in \mathbb{N}$ definēsim *Furjē koeficientus*

$$f_n = \langle f | \varphi_{in} \rangle .$$

Apzīmēsim $\Phi_n = \langle \varphi_1, \dots, \varphi_n \rangle$, $\Psi_n = \langle \Phi_n \rangle$.

1.5. piemērs. $E = \mathcal{C}([- \pi, \pi], \mathbb{R})$, $\langle f|g \rangle = \int_{-\pi}^{\pi} f(t)g(t)dt$,
 $\Phi = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}}, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sin x, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cos x, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sin 2x, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cos 2x, \dots \right\}$.

Furjē koeficienti -

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\pi}^{\pi} f(t)dt, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \sin(nt)dt, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \cos(nt)dt.$$

1.8. teorēma. E - bezgalīgi dimensionāla ET, $f \in E$.

$\Phi = \{\varphi_1, \dots\} \subseteq E$ - ortonormēta kopa,

$\Psi_n = \langle \varphi_1, \dots, \varphi_n \rangle$,

f_n - f Furjē koeficienti attiecībā uz Φ_n .

Tad

- $\|f - p_{\Psi_n}(f)\| = \min_{g \in \Psi_n} \|f - g\|$,
- $p_{\Psi_n}(f) = \sum_{i=1}^n f_i \varphi_i$.

PIERĀDĪJUMS

1. Pierādīts iepriekšējā teorēmā.
2. Pierādīts agrāk. ■

2. 8.mājasdarbs

2.1. Obligātie uzdevumi

8.1 Atrast ET E (ar standarta skalāro reizinājumu) elementa \mathbf{t} ortoprojekcijas uz V un V^\perp .

$$(a) \quad E = \mathbb{R}^2, \mathbf{t} = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \end{bmatrix}, V = \left\langle \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right\rangle;$$

$$(b) \quad E = \mathbb{R}^3, \mathbf{t} = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, V = \left\langle \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \right\rangle;$$

$$(c) \quad E = \mathbb{R}^4, \mathbf{t} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 3 \\ 2 \end{bmatrix}, V = \left\langle \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right\rangle;$$

8.2 Atrisiniet dotajām LVS $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ atbilstošās normālās sistēmas un atrodiet atrisinājumu atlikuma normu. Ja atrisinājums nav noteikts viennozīmīgi, mēģiniet atrast atrisinājumus ar minimālo normu.

$$(a) \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix};$$

$$(b) \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & | & 1 \\ 3 & | & 1 \\ 5 & | & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \\ 7 \end{bmatrix};$$

$$(c) \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & | & -2 & | & -1 \\ -1 & | & 3 & | & 2 \\ 2 & | & 1 & | & 3 \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix}.$$

8.3 $E = \mathcal{C}([-\pi, \pi], \mathbb{R})$,

$\Phi = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}}, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sin x, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cos x, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sin 2x, \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cos 2x, \dots \right\}$. Atrast Furjē koeficientus funkcijai f .

$$(a) f(x) = \sin 2x;$$

$$(b) f(x) = 1.$$

$$(c) f(x) = x.$$

2.2. Paaugstinātas grūtības un pētnieciska rakstura uzdevumi

8.4 Atrodiet bezgalīgas ortonormētas polinomiālu funkciju kopas piemēru, ja skalārais reizinājums ir $\langle f|g \rangle = \int_0^1 f(t)g(t)dt$.