

Algebre Lineaire II

David Wiedemann

Table des matières

1	Polynomes	5
1.1	Division avec reste	7
1.2	Factorisation des polynomes sur un corps	8
1.3	Factorisation des polynomes sur un corps	9
1.4	Diviseurs Communs le plus grand	9
1.5	Factorisation en elements irreductibles	11
2	Valeurs et Vecteurs Propres	12
3	Le polynome caracteristique	14
3.1	Theoreme de Cayley-Hamilton	16
4	Formes Bilineaires	17
4.1	Orthogonalite	19
4.2	Orthogonalite	19
4.3	Matrices congruentes	20
4.4	Formes Bilineaires symmetriques definies positives	21
4.5	La methode de Gram Schmidt	23
4.6	La methode des moindres carres	25
4.7	Formes sesquilineaires et produits hermitiens	26
5	Formes quadratiques reelles et matrices symmetriques reelles	29
5.1	Decomposition en valeurs singulieres	33
5.2	Pseudo-inverse d'une matrice	34
5.3	Encore des systemes d'equation	36
5.4	Le meilleur sous-espace approximatif	36
5.4.1	$k = 1$	37
6	Systemes differentiels lineaires	40

List of Theorems

1	Definition (Centre d'un anneau)	5
2	Definition (Diviseurs de 0)	5
3	Definition (Anneau integre)	5
1	Theorème	5
4	Definition (Polynome)	5
2	Theorème	5
5	Definition (Degre d'un polynome)	6
3	Theorème	6
4	Theorème	6
5	Theorème	7
6	Corollaire	7
7	Theorème	7
6	Definition (Diviseurs de polynomes)	8
7	Definition (Racine)	8
8	Theorème	8
8	Definition (Multiplicite d'une racine)	9
9	Theorème (Theoreme fondamental de l'algebre)	9
9	Definition (Polynome irreductible)	9
10	Theorème	9
11	Theorème	9
10	Definition (Polynome Unitraire)	9
11	Definition (Diviseur Commun)	10
12	Theorème	10
12	Definition (PGCD)	10
13	Theorème (Algorithme d'Euclide)	10
14	Theorème	11
15	Theorème (La factorisation est unique)	11
16	Corollaire	12
13	Definition (Vecteur propre)	12
17	Lemme	12
14	Definition	12
18	Corollaire	13
15	Definition (Matrices semblables)	13
16	Definition (Sous-espace propre)	13
19	Lemme	13
20	Corollaire	14
17	Definition (Multiplicite algebrique)	15
21	Proposition	15
22	Theorème (Theoreme de diagonalisation)	15
23	Theorème (Evaluation d'une matrice dans un polynome)	16

24	Theorème (Cayley-Hamilton)	16
18	Definition (Polynome minimal)	16
25	Corollaire	17
19	Definition (Forme Bilineaire)	17
26	Proposition	18
20	Definition (Orthogonalite)	19
21	Definition (Complement orthogonal)	19
27	Proposition	19
28	Lemme	19
22	Definition (Matrices Congruentes)	19
23	Definition (Base orthogonale)	19
29	Lemme	19
30	Theorème	20
31	Lemme	21
24	Definition (Formes Bilineaires definies positives)	21
25	Definition (Norme d'un vecteur)	21
26	Definition	21
32	Proposition	22
33	Theorème (Theoreme de Pythagore)	22
34	Proposition (Regle du parallelogramme)	22
35	Theorème (Inegalite Cauchy-Schwarz)	22
36	Theorème (Inegalite triangulaire)	23
37	Lemme	23
38	Corollaire	24
27	Definition	25
39	Corollaire	25
40	Theorème	25
41	Theorème	26
28	Definition (Produit Hermitien)	26
29	Definition (Matrice hermitienne)	26
42	Proposition	27
30	Definition (Matrices Complexes congruentes)	27
43	Theorème	27
44	Theorème (Theoreme Spectral)	27
45	Lemme	27
46	Corollaire	28
31	Definition (Sphere)	29
32	Definition (Forme Quadratique)	29
47	Lemme	29
33	Definition (Matrice Symmetrique definie positive/negative)	30
48	Theorème	30

34	Definition (k-mineur principal)	30
49	Theorème	31
50	Theorème (Theoreme spectral reel)	31
35	Definition	32
51	Theorème	32
52	Theorème	32
53	Theorème (Theoreme Min-Max)	33
54	Theorème (Decomposition en valeurs singulieres)	33
36	Definition (Pseudo inerse)	34
56	Theorème	35
57	Theorème	35
58	Theorème	36
37	Definition (Norme de Frobenius)	38
38	Definition (Trace)	38
59	Lemme	38
60	Lemme	38
39	Definition	39
61	Lemme	39
62	Theorème	40
64	Theorème	41
65	Lemme	41
66	Theorème	41
68	Lemme	42
69	Lemme	42

1 Polynomes

Definition 1 (Centre d'un anneau)

Le centre $Z(R)$ est l'ensemble des elements x satisfaisant

$$\{x \in R \mid ra = ar \forall a \in R\}$$

Definition 2 (Diviseurs de 0)

a est un element non nul d'un anneau R satisfaisant qu'il existe $b \in R$ tel que $ab = 0$ ou $ba = 0$.

Definition 3 (Anneau integre)

Si un anneau est commutatif et n'a pas de diviseurs de 0, alors l'anneau est integre.

Theorème 1

Soit R un anneau, alors il existe un anneau $S \supseteq R$ (R est un sous-anneau)

et $\exists x \in S \setminus R$ tel que

- $ax = xa, \forall a \in R$
- Si $a_0 + \dots + a_n x^n = 0$ et $a_i \in R \forall i$ alors $a_i = 0 \forall i$

Cet x est appele indeterminee ou variable.

Definition 4 (Polynome)

Un polynomer sur R est une expression de la forme

$$p(x) = a_0 + \dots + a_n x^n$$

ou a_i est le i -eme coefficient de $p(x)$.

$R[x]$ est l'ensemble des polynomes sur R .

Theorème 2

$R[X]$ est un sous-anneau. R est sans diviseurs de 0 $\Rightarrow R[X]$ est sans diviseurs de 0.

De meme, si R est commutatif, $R[x]$ aussi.

Preuve

Soit $f(x) = \sum a_i x_i, g(x) = \sum b_i x^i$ de degre n resp. m .

$$f(x) + g(x) = \sum_{i=1}^{\max(m,n)} (a_i + b_i) x^i$$

De meme, on a

$$f(x) \cdot g(x) = a_0 b_0 + \dots = \sum_{k=0}^{m+n} \left(\sum_{i+j=k} a_i b_j \right) x^k$$

Donc $R[X]$ est stable pour $+$, \cdot et donc immédiatement pour $-$, donc $R[X]$ est un sous-anneau de S .

Soient $f(x), g(x) \neq 0$ et $n = \max \{i : a_i = 0\}$, le $m + n$ -ième coefficient de $f(x)g(x)$ est $a_n b_m$ et donc si R est intègre, $R[x]$ l'est aussi. \square

Définition 5 (Degré d'un polynôme)

Soit $f(x) = a_0 + \dots \in R[X]$, $f(x) \neq 0$. On définit

$$\deg(f) = \max \{i : a_i \neq 0\}$$

Ce dernier terme s'appelle le coefficient dominant de f , de plus on définit

$$f(x) = 0 : \deg(f) = -\infty$$

Si $\deg(f) = 0$, alors f est une constante.

Théorème 3

Soit R un anneau, $f, g \in R[X] \neq 0$ tel que au moins un de leur coefficients dominants de f ou de g ne sont pas des diviseurs de 0. Alors $\deg(f \cdot g) = \deg(f) + \deg(g)$

Preuve

Soit $f(x) = a_0 + \dots, g(x) = b_0 + \dots, \deg f = n, \deg g = m$. Le $n + m$ ième coefficient de $f \cdot g = a_n \cdot b_m \neq 0$ \square

Soit $p(x) \in R[x]$, ce polynôme induit une application $f_p : R \rightarrow R$, on écrit aussi $p(r)$

Théorème 4

Soit K un corps et $r_0, r_1, \dots, r_n \in K$ des éléments distincts et soient $g_0, \dots, g_n \in K$.

Il existe un seul polynôme $f \in K[x]$ tel que

1. $\deg f \leq n$
2. $f(r_i) = g_i$

Preuve

On cherche a_0, \dots, a_n tel que

$$a_0 + a_1 r_i + \dots + a_n r_i^n = g_i$$

Donc, on cherche

$$\begin{pmatrix} 1 & r_0 & \dots & r_0^n \\ \vdots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \dots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_0 \\ \dots \end{pmatrix}$$

Il faut donc montrer que la matrice ci-dessus a un déterminant non nul.

On le montre par induction sur n .

Dans le cas $n = 0$, le déterminant vaut trivialement 1. Dans le cas $n > 0$, on a

$$\det \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots \\ 1(r_1 - r_0) & \dots & \\ \dots & \ddots & \\ 1(r_n - r_0) & \dots & \end{pmatrix} = (r_1 - r_0)(r_2 - r_0) \dots \det(V(r_1, \dots, r_n)) \neq 0 \quad \square$$

Lecture 2: Polynomes

Wed 24 Feb

Theorème 5

Soit K un corps fini de caractéristique q , alors $K \supseteq \mathbb{Z}_q$.

De plus K est un espace vectoriel de \mathbb{Z}_q de dimension finie.

Corollaire 6

Soit K un corps infini. Deux polynomes sont égaux si et seulement si leurs évaluations sont les memes.

Preuve

Une direction est triviale.

L'autre suit immédiatement du theoreme 1.6 □

1.1 Division avec reste

Theorème 7

Soit R un anneau, $f, g \in R[x]$, $g \neq 0$ et soit le coefficient de $g \in R^*$

Il existe $q, r \in R[x]$ uniques tel que

1. $f(x) = q(x)g(x) + r(x)$
2. $\deg r < \deg g$

Preuve

Si $\deg f < \deg g$, on a fini.

Soit donc $\deg f \geq \deg g$, donc

$$f(x) = a_0 + \dots + a_n x^n$$

et

$$g(x) = b_0 + \dots + b_m x^m$$

et b_m^{-1} existe.

On procede par induction sur n .

Si $n = m$:

On note que

$$f(x) - \frac{a_n}{b_m}g(x)$$

est un polynome de degre $< n$ Si $n > m$:

On note que

$$f(x) - \frac{a_n}{b_m}x^{n-m}g(x)$$

est un polynome de degre $< n$.

Par hypothese d'induction il existe $q(x), r(x)$ tel que

- $f(x) - \frac{a_n}{b_m}x^{n-m}g(x) + r(x)$
- $\deg r < \deg g$

et donc on a fini de montrer l'existence.

Supposons maintenant qu'il existe r' et q' satisfaisant les memes proprietes que q et g , alors on a

$$q(x)g(x) + r(x) = q'(x)g(x) + r'(x)$$

Donc

$$r' \neq r \text{ et } q' \neq q$$

□

en comparant les degre, on a une contradiction.

1.2 Factorisation des polynomes sur un corps

Definition 6 (Diviseurs de polynomes)

Soit $q(x) \in K[x]$.

q divise f si il existe $g(x)$ tel que

$$q(x)g(x) = f(x)$$

On dit que q est un diviseur de f , on ecrit $q(x)|f(x)$

Definition 7 (Racine)

Soit $p(x) \in K[x]$, et soit $\alpha \in K$ tel que $p(\alpha) = 0$

Theorème 8

Soit $f(x) \in K[x] \setminus \{0\}$, alors $\alpha \in K$ est une racine de f si et seulement si $(x - \alpha)|f(x)$

Preuve

Si $(x - \alpha)q(x) = f(x)$, alors on a fini.

sinon, la division de $f(x)$ par $x - \alpha$ avec reste donne

$$f(x) = q(x)(x - \alpha) + r \text{ ou } r \in K$$

Si $r \neq 0$, alors $f(\alpha) = q(\alpha)(\alpha - \alpha) + r = r \neq 0$ et donc $(x - \alpha)|f(x)$

□

Definition 8 (Multiplicite d'une racine)

La multiplicite d'une racine α de $p(x) \in K[x]$ est le plus grand $i \geq 1$ tel que

$$(x - \alpha)^i | p(x)$$

Theorème 9 (Theoreme fondamental de l'algebre)

Tout polynome $p(x) \in \mathbb{C}[x] \setminus \{0\}$ de degre ≥ 1 possede une racine complexe.

Lecture 3: Factorisation des polynomes sur un corps

Tue 02 Mar

1.3 Factorisation des polynomes sur un corps

Soit K un corps.

Definition 9 (Polynome irreductible)

Un polynome $p(x) \in K[x] \setminus \{0\}$ est irreductible si

- $\deg p \geq 1$
- si $p(x) = f(x) \cdot g(x)$, alors $\deg f = 0$ ou $\deg g = 0$.

Theorème 10

Un polynome de degre 2 sur $K[x]$ est irreductible si et seulement si le polynome ne possede pas de racines.

1.4 Diviseurs Communs le plus grand**Theorème 11**

Soient $f(x), g(x) \in K[x]$ pas tous les deux nuls.

On considere l'ensemble $I = \{u \cdot f + v \cdot g : u, v \in K[x]\}$.

Il existe un polynome $d(x) \in K[x]$ satisfaisant

$$I = \{h \cdot d : h \in K[x]\}$$

Preuve

Soit $a \in I \setminus \{0\}$ de degre minimal.

L'ensemble $\{h \cdot d : h \in K[x]\}$ est clairement un sous-ensemble de I .

Il reste a montrer l'inclusion inverse.

Si d ne divise pas $uf + vg$, la division avec reste donne

$$uf + vg = qd + r \iff r = uf + vg - qd = (u - qu')f + (v - qv')g$$

Or le reste est non nul, mais le reste est de degre inferieur a $\deg d$. \nrightarrow □

Definition 10 (Polynome Unitaire)

Un polynome $f(x) \in K[x]$ dont le coeff. dominant = 1 est un polynome unitaire.

Definition 11 (Diviseur Commun)

Soient $f, g \in K[x]$ non-nuls.

Un diviseur commun de f et g est un polynome qui divise f et g .

Theorème 12

Soient $f, g \in K[x]$ non-nuls.

Soit $d \in K[x]$ comme dans le theoreme precedent.

- d est un diviseur commun de f et g .
- Chaque diviseur commun de f et g est un diviseur de d .
- Si d est unitaire, alors d est unique.

Preuve

- $f \in I \Rightarrow \exists h$ tel que $hd = f \iff d|f$ et $g \in I \Rightarrow d|g$
- Soit $d' \in K[x]$ tq $d'|f, d'|g$, on veut montrer que $d'|d$.

$$f = f'd', g = g'd'$$

des que $d \in I$, il existe $u, v \in K[x]$ tel que

$$d = uf + vg = uf'd' + vg'd' = (uf' + vg')d' \Rightarrow d'|d \quad \square$$

- Soit $d' \in I$ tel que $I = \{hd' | h \in K[x]\}$.
Soient d, d' unitaires.
 $d|d'$ et $d'|d$, donc ils sont les memes a un facteur pres.

Definition 12 (PGCD)

L'unique polynome unitaire $d \in K[x]$ qui satisfait les conditions ci-dessus est appele le plus grand commun diviseur de f et g .

Theorème 13 (Algorithme d'Euclide)

Soient f_0, f_1 non nuls et

$$\deg f_0 \geq \deg f_1$$

On cherche $\gcd(f_0, f_1)$ Si $f_1 = 0$, alors $\gcd = f_0$.

Si $f_1 \neq 0$ On pose

$$f_0 = q_1 f_1 + f_2$$

Soit $h \in K[x] : h|f_0$ et $h|f_1 \Rightarrow h|f_2$ Et donc on pose $\gcd(f_0, f_1) = \gcd(f_1, f_2)$ On repete jusqu'a trouver un f_k nul.

Grace a l'algorithme d'Euclide, on peut aussi trouver $u, v \in K[x]$ tel que $uf_0 + vf_1 = \gcd(f_0, f_1)$.

En effet, on a

$$\begin{pmatrix} f_i \\ f_{i+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -q_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{i-1} \\ f_i \end{pmatrix}$$

et donc en appliquant cette matrice plusieurs fois, on trouve une dépendance linéaire entre f_{k-1} et f_k

Et donc le $\gcd(f_0, f_1) = \frac{1}{\text{coeff dominant de } f_{k-1}}(uf_0 + vf_1)$

Lecture 4: Polynomes 2

Wed 03 Mar

1.5 Factorisation en éléments irréductibles

Un polynome $p(x)$ est irréductible si le degré de p est ≥ 1 , $p(x) \neq 0$.

Si $h|p$, alors $h = a$ ou $h = a \cdot p$.

Tout $f(x) \in K[x]$ se laisse factoriser

$$f(x) = a \prod_i p_i(x), p_i(x) \text{ irréductibles, unitaires}$$

Est-ce que cette factorisation est unique ?

Theorème 14

Soit $p(x) \in K[x] \setminus \{0\}$ irréductible et supposons que $p|f_1(x) \dots f_k(x)$, alors il existe i tel que $p(x)|f_i(x)$

Preuve

Par récurrence, il suffit de démontrer l'assertion pour $k = 2$.

Supposons que $p|f \cdot g$, $f, g \in K[x] \setminus \{0\}$.

Si $p \nmid f$, alors $\gcd(p, f) = 1$. Donc, il existe $u, v \in K[x]$ tel que $up + vf = 1$, donc on a

$$upg + vfg = g \Rightarrow p|upg + vfg \Rightarrow p|g \quad \square$$

Theorème 15 (La factorisation est unique)

La factorisation est unique à l'ordre près des p_i .

Preuve

Soit $f(x) = a \prod p_i(x)$ et $f(x) = a \prod q_j(x)$ une autre factorisation en éléments irréductibles.

Par récurrence sur k .

Si $k = 1$, alors

$$ap_1(x) = aq_1(x) \dots q_l(x)$$

Et donc $q_1(x) = p_1(x)$, car p_1 est irréductible. Si $k > 1$,

$$ap_1(x) \dots p_k(x) = aq_1(x) \dots q_l(x)$$

Grace au theoreme ci-dessus, $p_1|q_j$ pour un certain $j \iff p_1 = q_j$. Et donc on obtient

$$p_2(x) \dots = q_1(x) \dots q_l(x) \quad \square$$

Par récurrence, cette factorisation existe et est la même à l'ordre près.

Corollaire 16

Soit $f(x) \in K[x] \setminus \{0\}$ et $\alpha_1 \dots$ des racines de f de multiplicité k_1, \dots, k_l respectivement.

Alors il existe $g(x) \in K[x]$ tel que

$$f(x) = g(x) \prod (x - \alpha_i)^{k_i}$$

Preuve

Exercice □

2 Valeurs et Vecteurs Propres

Definition 13 (Vecteur propre)

Soit V un espace vectoriel sur K et f un endomorphisme sur V .

Un vecteur propre de f associe à la valeur propre $\lambda \in K$ est un vecteur $v \neq 0$ satisfaisant

$$f(v) = \lambda v$$

Lemme 17

Soit $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ une base de V et $A \in K^{n \times n}$ la matrice de l'endomorphisme f relatif à B .

La matrice A est une matrice diagonale

$$A = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}$$

$\iff v_i$ est un vecteur propre associé à la valeur propre λ_i .

Preuve

On a

$$[f(v_i)]_B = Ae_i = \lambda_i e_i$$

Donc v_i est un vecteur propre associé à λ_i .

Dans l'autre sens, les arguments sont similaires. □

Definition 14

Un endomorphisme f sur un espace vectoriel de dimension finie est appelé diagonalisable s'il existe une base tel que $\{v_1, \dots\}$ de V composée de vecteurs propres.

Lecture 5: Vecteurs/Valeurs Propres

Tue 09 Mar

Corollaire 18

Soit $f : V \rightarrow V$ un endomorphisme et $\{v_1, \dots, v_n\}$ une base de V .
 Alors f est diagonalisable si et seulement si il existe une matrice inversible $P \in K^{n \times n}$ tel que $P^{-1}A_B P$ est diagonale.

Preuve

f est diagonalisable $\iff \exists B' = \{w_1, \dots\}$ tel que $A_{B'}$ est diagonale.

Mais $A_{B'} = P^{-1}A_B P$

□

Definition 15 (Matrices semblables)

$A, B \in K^{n \times n}$ sont semblables s'il existe $P \in K^{n \times n}$ inversible tel que

$$P^{-1}AP = B$$

Donc si f est diagonalisable, la matrice de f est semblable a une matrice diagonale.

Definition 16 (Sous-espace propre)

Soit $f : V \rightarrow V$ un endomorphisme et λ une valeur propre de f , alors

$$E_\lambda = \ker(f - \lambda \cdot \text{Id})$$

est l'espace propre de f associe a λ .

$\dim E_\lambda$ est la multiplicite geometrique de λ .

Lemme 19

Soit $f : V \rightarrow V$ un endomorphisme et v_1, \dots, v_r des vecteurs propres associes aux valeurs propres $\lambda_1, \dots, \lambda_r$ distinctes.
 Alors $\{v_1, \dots, v_r\}$ est un ensemble libre.

Preuve

$r = 1$ est evident.

Pour $r = 2$:

Supposons que v_1, v_2 sont lineairement dependants, alors il existe $\exists \alpha_1, \alpha_2 \in K \setminus \{0\}$ tel que

$$\alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 = 0$$

Spg $\lambda_2 \neq 0$, en appliquant f , on trouve

$$0 = \alpha_1 f(v_1) + \alpha_2 f(v_2)$$

$$0 = \alpha_1 \frac{\lambda_1}{\lambda_2} v_1 + \alpha_2 v_2$$

$$0 = \alpha_1 \left(1 - \frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right) v_2$$

Pour $r > 2$

Supposons l'assertion est fausse et soit $r > 2$ minimal tel que v_1, \dots, v_r sont

lin. dependants.. Soit

$$\alpha_1 v_1 + \dots = 0$$

avec $\alpha_i \neq 0 \forall i$, alors

$$0 = \alpha_1 \frac{\lambda_1}{\lambda_r} v_1 + \dots + \alpha_r v_r$$

En soustrayant les deux egalites, on trouve

$$0 = \alpha_1 \left(1 - \frac{\lambda_1}{\lambda_r}\right) v_1 + \dots$$

□

Ce qui contredit la minimalite.

Corollaire 20

Soit $f : V \rightarrow V$ un endomorphisme de V sur K et $\dim V = n$.

Soient λ_1, \dots , les valeurs propres differentes de f .

Soit $n_1 \dots$ les multiplicites geometriques respectives.

Soient $B_i = \{v_1^{(i)}, \dots, v_{n_i}^{(i)}\}$ des bases de E_{λ_i} , alors

$$\bigcup_i B_i$$

est un ensemble libre.

f est diagonalisable $\iff n_1 + \dots + n_r = n$

Preuve

Soit

$$\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{n_i} \alpha_{ij} v_j^{(i)} = 0$$

□

Montrons que $\alpha_{ij} = 0 \forall i, j$ "Immediat" par lemme d'avant.

On remarque immediatement que si $\sum n_i = n$, les vecteurs propres forment une base.

A l'inverse, soit f diagonalisable, cad il existe une base B de V composee de vecteurs propres. Soit $m_i = |B \cap E_{\lambda_i}|$, donc m_i est le nombre de vecteurs dans B associe a λ_i .

Clairement $\sum m_i = n$, mais $m_i \leq n_i \leq \dim E_{\lambda_i}$, donc $\sum n_i = n$.

Lecture 7: Polynome caracteristique

Wed 10 Mar

3 Le polynome caracteristique

Soit A une matrice $n \times n$, $\lambda \in K$ est une valeur propre de l'endomorphisme defini par A si et seulement si $\ker(A - \lambda \text{Id}) \supsetneq \{0\}$. On note

$$\det(A - \lambda I) = \sum_{\pi \in S_n} \text{sgn}(\pi) \prod_{i=1}^n (A - \lambda \text{Id})_{i\pi(i)}$$

On observe que λ est une valeur propre de f si et seulement si λ est une racine de p_A .

Soit $f : V \rightarrow V$ un endomorphisme, $B = \{v_1, \dots\}$ une base de V . Le polynome caracteristique de f est donne par

$$\det(A_B - \lambda \text{Id})$$

Cette definition fait du sens, car le changement de base n'influence pas la valeur du determinant.

Definition 17 (Multiplicite algebrique)

La multiplicite algebrique d'une valeur propre est la multiplicite comme racine du polynome caracteristique.

Proposition 21

Soit f un endomorphisme de $V \rightarrow V$.

Soit $\lambda \in K$ une valeur propre.

La multiplicite geometrique de λ est au plus la multiplicite algebrique.

Preuve

Soit $\{v_1, \dots, v_r\}$ une base de E_λ , on complete cette base en une base de V avec $\{w_1, \dots, w_{n-r}\}$. Dans cette base, la representation de la matrice de $A - \lambda \text{Id}$ implique que

$$\det(A - x \text{Id}) = (\lambda - x)^r \det C \quad \square$$

et donc r est au plus la multiplicite algebrique.

Theoreme 22 (Theoreme de diagonalisation)

Soit V un espace vectoriel sur K de dimension n , $f : V \rightarrow V$ un endomorphisme $\lambda_1, \dots \in K$ les valeurs propres distinctes, alors f est diagonalisable si et seulement si

- $p_f(x) = (-1)^n \prod_{i=1}^r (x - \lambda_i)^{g_i}$
- $\dim E_{\lambda_i} = g_i$ pour tout i

Preuve

Soit f diagonalisable et soit $B = \{v_1, \dots\}$ une base composee de vecteurs propres. A_B est une matrice diagonale, alors $p_f(x) = \det(A_B - x \text{Id}) = (-1)^n \prod (\lambda_i - x)^{g_i}$. De plus $\dim(\ker(A_B - \lambda_i \text{Id})) = g_i$

Soient m_i les multiplicites geometriques des valeurs propres. car

$$\deg(p_f) = n$$

on a fini. \square

Lecture 7: Cayley-Hamilton

Tue 16 Mar

3.1 Theoreme de Cayley-Hamilton

Theorème 23 (Evaluation d'une matrice dans un polynome)

Soit $p(x) = a_0 + \dots + a_n x^n \in K[x]$ Pour $A \in K^{n \times n}$, on definit

$$p(A) = a_0 \text{Id} + \dots + a_n A^n$$

Theorème 24 (Cayley-Hamilton)

Soit $A \in K^{n \times n}$ et $p(\lambda) \in K[\lambda]$ le polynome caracteristique de A , alors
 $p(A) = 0 \in K^{n \times n}$

Preuve

Supposons d'abord que $A \in K^{n \times n}$ est diagonalisable.

Alors $\exists \{v_1, \dots\}$ une base composee de vecteurs propres de A .

Considerons

$$\begin{aligned} p(A) \cdot v_i &= a_0 v_i + a_1 A v_i + \dots \\ &= a_0 v_i + a_1 \lambda_i v_i + \dots \\ &= p(\lambda_i) v_i = 0 \end{aligned}$$

Supposons donc que A n'est pas diagonalisable.

Notons que

$$\text{Id} = \frac{\text{cof}(A - \lambda \text{Id})^T}{\det(A - \lambda \text{Id})} \cdot (A - \lambda \text{Id})$$

Alors

$$a_0 + a_1 \lambda \text{Id} + \dots = \text{cof}(A - \lambda \text{Id})^T \cdot (A - \lambda \text{Id})$$

$$\text{cof}(A - \lambda \text{Id})^T \cdot (A - \lambda \text{Id}) = B_0 A + \sum_{i=1}^{n-1} \lambda^i (B_i A - B_{i-1}) - \lambda_n B_{n-1}$$

Ce qui implique

$$\begin{aligned} a_0 \text{Id} &= B_0 A \\ a_i \text{Id} &= B_i A - B_{i-1} \text{ pour } i \in \{1, \dots, n-1\} \\ a_n \text{Id} &= -B_{n-1} \end{aligned}$$

On multiplie chacune de ces equations par A^i et on les additionne. On trouve alors

$$p(A) = 0 \quad \square$$

Definition 18 (Polynome minimal)

Le polynome unitaire de degre minimal parmi ceux, qui annullent la matrice $A \in K^{n \times n}$ est appele le polynome minimal de A .

Preuve

Ce polynome est unique.

Supposons qu'il existe q, p des polynomes qui annullent A . Alors

$$p \nmid q \text{ et } q \nmid p$$

Donc

$$p = qq' + r$$

ou $r \neq 0, \deg r < \deg p$, donc

$$0 = p(A) = r(A) + q'(A)q(A) = r(A)$$

Donc p n'est pas de degre minimal \nmid .

□

Corollaire 25

Soit $A \in K^{n \times n}$

- *A^k est combinaison lineaire de $\text{Id}, A, \dots, A^{n-1}$ pour tout $k \in \mathbb{N}$*
- *A inversible, alors A^{-1} s'ecrit comme combinaison lineaire de $\text{Id}, A, \dots, A^{n-1}$*

Preuve

- *Pour $k \in 0, \dots, n-1$ clair.*

Soit $k \geq n : x^k = q(x)p_A(x) + r(x)$, on evalue

$$A^k = q(A)p_A(A) + r(A) = r(A)$$

et r est de degre $n-1$.

—

$$\det A \neq 0$$

□

Donc il suffit de reformuler $p(A) = 0$.

Lecture 8: Formes bilineaires

Wed 17 Mar

4 Formes Bilineaires**Definition 19 (Forme Bilineaire)**

- $BL1 \forall u \in V,$

$$f_u : V \rightarrow K$$

$$v \rightarrow \langle u, v \rangle$$

est lineaire

— $BL2 \forall u \in V$,

$$\begin{aligned} f_u : V &\rightarrow K \\ v &\rightarrow \langle v, u \rangle \end{aligned}$$

est lineaire

La forme $\langle . \rangle$ est dite symmetrique si pour tout $u, v \in V : \langle u, v \rangle = \langle v, u \rangle$.

La forme $\langle . \rangle$ est dite non degeneratee a gauche (resp. a droite) si $\forall v \in V \langle v, w \rangle = 0 \Rightarrow w = 0$.

Soit V un espace vect de dimension n et $\{v_1, \dots, v_n\}$ une base.

$x, y \in V$ sont representes comme combinaison lineaire de $\{v_1, \dots\}$, soit $x = \sum x_i v_i$, et $y = \sum y_j v_j$, alors

$$\begin{aligned} \left\langle \sum x_i v_i, y \right\rangle &= \sum \langle x_i v_i, y \rangle \\ &= \sum x_i \langle v_i, y \rangle \\ &= \sum x_i \left\langle v_i, \sum y_j v_j \right\rangle \\ &= \sum x_i \sum y_j \langle v_i, v_j \rangle \\ &= (x_1, \dots, x_n) \begin{pmatrix} \langle v_1, v_1 \rangle & \dots & \langle v_1, v_n \rangle \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle v_n, v_1 \rangle & \dots & \langle v_n, v_n \rangle \end{pmatrix} (y_1, \dots, y_n)^T \end{aligned}$$

Proposition 26

Soit V un espace vectoriel sur K de dimension finie et $B = \{b_1, \dots, b_n\}$ une base de V .

Soit $f : V \times V \rightarrow K$ une forme bilineaire.

Les conditions suivantes sont equivalentes

- $rg(A_B^f) = n$
- f est non degeneratee a gauche
- f est non degeneratee a droite

Preuve

On demontre que 1 est equivalent a 2.

Il faut montrer que $\exists u \in V$ tel que $f(v, u) \neq 0$, or

$$f(v, u) = [v]_B^T \cdot A_B^f \cdot [u]_B$$

mais $rg A_B^f = n \Rightarrow [v]_B^T \cdot A_B^f \neq 0^T$.

Soit $i \in \{1, \dots, n\}$ tel que la i -eme composante de $([v]_B^T \cdot A_B^f)_i \neq 0$, alors pour $u = b_i$ on a fini.

Supposons maintenant que $rg A_B^f < n$, alors $\exists x \in K^n \setminus \{0\}$ tel que $x^T \cdot A_B^f = 0$ donc les lignes de A sont lineairements independantes. \square

4.1 Orthogonalite

Soit $\langle . \rangle$ une forme bilineaire symetrique.

Definition 20 (Orthogonalite)

Deux elements u, v sont orthogonaux si

$$\langle u, v \rangle = 0$$

Definition 21 (Complement orthogonal)

Soit $E \subseteq V$, alors

$$E^\perp = \{u \in V : u \perp e \forall e \in E\}$$

Proposition 27

Soit $E \subseteq V$, alors E^\perp est un sous-espace de V .

Lemme 28

Soit K un corps de caracteristique differente de 2.

Si $\langle u, u \rangle = 0$ pour tout $u \in V$, alors $\langle u, v \rangle = 0 \forall u, v \in V$

Preuve

Soient $u, v \in V$:

$$2 \langle u, v \rangle = \langle u + v, u + v \rangle - \langle u, u \rangle - \langle v, v \rangle \quad \square$$

et donc $\langle u, v \rangle = 0$.

Lecture 9: Formes bilineaires

Tue 23 Mar

Definition 22 (Matrices Congruentes)

Deux matrices $A, B \in K^{n \times n}$ sont congruentes s'il existe une matrice inversible $P \in K^{n \times n}$ inversible tel que

$$P^T \cdot A \cdot P = B$$

4.2 Orthogonalite

On supposera que $\langle . \rangle$ est une forme bilineaire symmetrique.

Definition 23 (Base orthogonale)

Soit $\{v_1, \dots, v_n\}$ une base de V . B est une base orthogonale si $\langle v_i, v_j \rangle = 0$ $\forall i \neq j$.

Lemme 29

Soit V de $\dim V = n$ et $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ une base de V . B est orthogonale

si et seulement si la matrice $A_B^{\langle \cdot, \cdot \rangle}$ est une matrice diagonale.

Theorème 30

Soit $\text{char}(K) \neq 2$ et $\dim V = n < \infty$.

Alors V possède une base orthogonale.

Preuve

Dans le cas $n = 1$, le theoreme est trivial.

Si $n > 1$, alors on distingue deux cas.

Si $\langle u, u \rangle = 0$, la base est trivialement orthogonale.

Sinon, soit $u \in V$ tel que $\langle u, u \rangle \neq 0$.

On complete avec $v_2, \dots, v_n \in V$ tel que $\{u, v_2, \dots\}$ est une base de V .

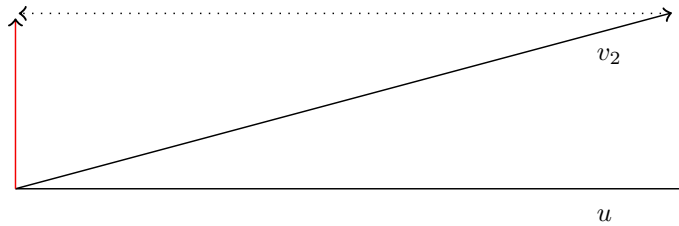


FIGURE 1 – gramschmidt

On construit une nouvelle base definie par

$$\{u, v_2 - \beta_2 u, \dots, v_n - \beta_n u\} := \{u, v'_2, \dots\}$$

Avec $\beta_i = \frac{\langle \vec{v}_i, u \rangle}{\langle u, u \rangle}$

On remarque que $u \perp v'_i$ et donc $u \perp \text{span}\{v'_2, \dots\}$.

Par hypothese de recurrence, on voit que qu'on peut repeter ce procede pour $\{v'_2, \dots, v'_n\}$

4.3 Matrices congruentes

On dit que $A \simeq B$ s'il existe $P \in K^{n \times n}$ inversible tel que

$$P^T A P = B$$

Etre congruent est une relation d'équivalence.

Lemme 31

Soit $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ une base de V . V possède une base orthogonale si et seulement si $\exists D$ une matrice diagonale $\in K^{n \times n}$ tel que $A_B^{(\cdot)} \simeq D$

Algorithme pour trouver une matrice diagonale congruente a $A \in K^{n \times n}$ symétrique

L'algorithme prend n iterations.

Après la $i - 1$ ième iteration A est transformée en

$$\begin{pmatrix} c_1 & \cdot & \cdot \\ \cdot & c_1 & \cdot \\ \cdot & \cdot & M \end{pmatrix}$$

Où M est une matrice quelconque.

S'il existe un index $j \geq i$ tel que $b_{jj} \neq 0$, on échange la colonne i et la colonne j et la ligne i et la ligne j .

Si $b_{ij} = 0 \forall j \geq i$, on procède à la $i + 1$ -ième iteration.

Pour chaque $j \in \{i + 1, \dots, n\}$ on additionne $\frac{-b_{ij}}{b_{ii}}$

Lecture 11: Formes Bilineaires définies positives et Espaces Euclidiens

Tue 30 Mar

4.4 Formes Bilineaires symétriques définies positives

Ici, V sera toujours un espace vectoriel réel.

Definition 24 (Formes Bilineaires définies positives)

Une forme bilinéaire $\langle \cdot \rangle$ est définie positive, si

$$\forall v \in V \setminus \{0\} : \langle v, v \rangle > 0$$

Une f.b.s. définie positive est appelée un produit scalaire.

Definition 25 (Norme d'un vecteur)

La longueur (ou norme) d'un vecteur de $v \in V$:

$$\|v\| = \sqrt{\langle v, v \rangle}$$

Definition 26

Un espace vectoriel réel muni d'un produit scalaire est appelé espace euclidien.

Proposition 32

Pour $u \in V, \alpha \in \mathbb{R}$,

$$\|\alpha \cdot u\| = |\alpha| \|u\|$$

Preuve

$$\|\alpha \cdot u\| = \sqrt{\langle \alpha u, \alpha u \rangle} = |\alpha| \|u\|$$

□

Theorème 33 (Theoreme de Pythagore)

Pour $v, w \in V$:, si $\langle v, w \rangle = 0$, alors

$$\|v + w\|^2 = \|v\|^2 + \|w\|^2$$

Preuve

$$\begin{aligned} \|v + w\|^2 &= \langle v + w, v + w \rangle \\ &= \langle v, v \rangle + \langle v, w \rangle + \langle w, v \rangle + \langle w, w \rangle \\ &= \langle v, v \rangle + \langle w, w \rangle \end{aligned}$$

□

Proposition 34 (Regle du parallelogramme)

Pour $u, w \in V$:

$$\|u + w\|^2 + \|u - w\|^2 = 2\|u\|^2 + 2\|w\|^2$$

Sans preuve(facile)

Soit $w, v \in V$, on cherche α tel que

$$\langle v - \alpha w, w \rangle = 0$$

Donc

$$\alpha = \frac{\langle v, w \rangle}{\langle w, w \rangle}$$

On appelle α la composante de v sur w et αw la projection de v sur w .

Theorème 35 (Inegalite Cauchy-Schwarz)

Pour tout $v, w \in V$,

$$|\langle v, w \rangle| \leq \|v\| \|w\|$$

Preuve

On considere d'abord le cas special $\|w\| = 1$.

Donc, $\alpha = \langle v, w \rangle$, le theoreme de pythagore donne

$$\|v\|^2 = \|v - \alpha w\|^2 + \|\alpha \cdot w\|^2 \geq \alpha^2 \cdot \|w\|^2 = \alpha^2 = |\langle v, w \rangle|^2$$

Le cas general donne donc

$$\left\langle v, \|w\| \frac{w}{\|w\|} \right\rangle \leq \|w\|^2 \|v\|^2 \quad \square$$

Theorème 36 (Inegalite triangulaire)

$$\|v + w\| \leq \|v\| + \|w\|$$

Preuve

$$\begin{aligned} \|v + w\|^2 &= \langle v + w, v + w \rangle^2 \\ &= \|v\|^2 + 2\langle v, w \rangle + \|w\|^2 \\ &\leq (\|v\| + \|w\|)^2 \end{aligned} \quad \square$$

4.5 La methode de Gram Schmidt

Pour $\langle \cdot \rangle$ un produit scalaire, on a

$$\forall v \in V \setminus \{0\}, \langle v, v \rangle \neq 0$$

Lemme 37

soit V un espace euclidien et soient v_1, \dots, v_n deux-a-deux orthogonaux.
Soit $v \in V$, il existe $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$ uniques tel que

$$v - a_1 v_1 - \dots - a_n v_n$$

est orthogonal a chaque v_i

Preuve

$$\left\langle v - \sum_{i=1}^n a_i v_i, v_j \right\rangle = \langle v, v_j \rangle - \left\langle \sum_{i=1}^n a_i v_i, v_j \right\rangle = \langle v, v_j \rangle - a_j \langle v_j, v_j \rangle \quad \square$$

On peut donc poser $a_j = \frac{\langle v, v_j \rangle}{\langle v_j, v_j \rangle}$

Le procede de Gram-Schmidt

Soit V un espace vectoriel euclidien et $\{v_1, \dots, v_n\}$.

Il existe un ensemble libre $\{u_1, \dots, u_n\}$ tel que

1. $\langle u_i, u_j \rangle = 0 \forall i \neq j$
2. $\forall k \in \{1, \dots, n\} :$

$$\text{span} \{v_1, \dots, v_k\} = \text{span} \{u_1, \dots, u_k\}$$

Pour ceci, on itere sur tous les elements de $\{v_1, \dots, v_n\}$, on pose

$$\begin{aligned} u_1 &= v_1 \\ u_2 &= v_2 - \frac{\langle v_2, u_1 \rangle}{\langle u_1, u_1 \rangle} \cdot u_1 \\ &\vdots \\ u_3 &= v_3 - \frac{\langle v_3, u_1 \rangle}{\langle u_1, u_1 \rangle} \cdot u_1 - \frac{\langle v_3, u_2 \rangle}{\langle u_2, u_2 \rangle} u_2 \end{aligned}$$

etc.

Pour $i \in \{1, \dots, k\} :$

$$u_i = v_i - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\langle v_i, u_j \rangle}{\langle u_j, u_j \rangle} u_j$$

Par induction, on demontre que

$$\text{span} \{v_1, \dots, v_i\} = \text{span} \{u_1, \dots, u_{i-1}, v_i\}$$

Or u_i est combinaison lineaire des autres elements de la famille.

Corollaire 38

Soit $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ une matrice de rang-colonne plein.

On peut factoriser A comme

$$A = A' \cdot \begin{pmatrix} 1 & \dots & \mu_{ij} \\ \vdots & \ddots & \\ 0 & & 1 \end{pmatrix}$$

Tel que A' est compose de colonnes 2-a-2 orthogonales pour le produit scalaire standard.

Preuve

Pour a_i les colonnes de A , Gram-Schmidt donne

$$a'_i = a_i - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\langle a_i, a'_j \rangle}{\langle a'_j, a'_j \rangle} a'_j$$

Donc

$$a_i = \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\langle a_i, a'_j \rangle}{\langle a'_j, a'_j \rangle} \cdot a'_j + a'_i \Rightarrow A = A' \cdot \begin{pmatrix} 1 & \dots & \mu_{ij} \\ \vdots & \ddots & \\ 0 & & 1 \end{pmatrix} \quad \square$$

Lecture 12: ...

Wed 31 Mar

Definition 27

Soit V un espace Euclidien, et $\langle \cdot \rangle$ un produit scalaire.

Une base $\{u_1, \dots, u_n\}$ orthogonale est appelée orthonormale si $\|u\|_i = 1 \forall i$.

Corollaire 39

Soit $V \in \mathbb{R}^{m \times n}$ une matrice de plein rang colonne, alors on peut factoriser $V = U^* \cdot R$ ou $U^* \in \mathbb{R}^{m \times n}$ dont les colonnes sont deux-a-deux orthogonales et de norme = 1, et ou R est une matrice triangulaire superieur

4.6 La methode des moindres carres

Soit $A \cdot x = b$ un systeme lineaire en m variables sans solution.

On cherche un x tel que $\|A \cdot x - b\|$ est minimale. On resout donc

$$\min_{x \in \mathbb{R}} \|A \cdot x - b\|$$

Theorème 40

Soit V un espace euclidien et soient v_1, \dots, v_n des vecteurs deux-a-deux orthogonaux non-nuls. Soit $v \in V$ et $\alpha_i = \frac{\langle v, v_i \rangle}{\langle v_i, v_i \rangle}$, alors

$$\left\| v - \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \right\| \leq \left\| v - \sum_{i=1}^n \beta_i v_i \right\|$$

pour tout $\beta_1, \dots, \beta_n \in \mathbb{R}$

Preuve

on a

$$\begin{aligned} \left\| v - \sum_{i=1}^n \beta_i v_i \right\|^2 &= \left\| \underbrace{v - \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i}_{\text{perpendiculaire a tous les } v_i} - \sum_{i=1}^n (\beta_i - \alpha_i) v_i \right\|^2 \\ &= \left\| v - \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \right\|^2 + \left\| \sum_{i=1}^n (\beta_i - \alpha_i) v_i \right\|^2 \geq \left\| v - \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \right\|^2 \quad \square \end{aligned}$$

Donc, pour resoudre $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|$, on calcule d'abord une base orthogonale de l'espace engendre par les vecteurs-collone de A .

Ensuite, on calcule la projection de b , cad $\sum_{i=1}^n \frac{\langle b, a_i^* \rangle}{\langle a_i^*, a_i^* \rangle}$.

Ensuite, on resout $Ax = proj(b)$ et on trouve un x proche.

Theorème 41

Les solutions du système

$$A^T \cdot Ax = A^T b$$

sont les solutions optimales de $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|$

Preuve

x est une solution optimale $\iff A \cdot x = \text{proj}(b)$, de plus $\text{proj}(b)$ est le vecteur v unique dans $\{A \cdot x : x \in \mathbb{R}^n\}$ tel que $b - v \perp \text{span}\{A\} = \{A \cdot x : x \in \mathbb{R}^n\}$

Donc

$$A^T Ax = A^T b \iff A^T(Ax - b) = 0 \iff Ax - b \perp \{A \cdot x : x \in \mathbb{R}^n\} \quad \square$$

4.7 Formes sesquilineaires et produits hermitiens

Soit $v = \begin{pmatrix} a_1 + ib_1 \\ \vdots \\ a_n + ib_n \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^n$, avec $a_i, b_i \in \mathbb{R}$.

On définit

$$\sum_{i=1}^n a_i^2 + b_i^2 = \sum_{i=1}^n v_i \overline{v_i}$$

Définition 28 (Produit Hermitien)

Soit V un espace vectoriel sur \mathbb{C} , $\langle \cdot \rangle$ une application, alors on a

- PH1 : $\langle v, w \rangle = \overline{\langle w, v \rangle} \forall v, w \in V$
- PH2

$$\langle u, v + w \rangle = \langle u, v \rangle + \langle u, w \rangle, \langle w + u, v \rangle = \langle v, w \rangle + \langle u, w \rangle$$

- PH3

$$\forall x \in \mathbb{C}, u, v \in V, \langle xu, v \rangle = x \langle u, v \rangle, \langle u, xv \rangle = \overline{x} \langle u, v \rangle$$

1. Une forme sesquilineaire satisfait PH2, PH3
2. Forme hermitienne satisfait PH1, PH2, PH3
3. Un produit hermitien satisfait PH1, PH2, PH3 et de plus

$$\langle v, v \rangle > 0 \forall v \in V \setminus \{0\}$$

Le produit hermitien est l'analogue d'un produit scalaire.

Définition 29 (Matrice hermitienne)

$A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ est appelée hermitienne si $A^T = \overline{A}$

Proposition 42

Soit V un espace vectoriel sur \mathbb{C} de dimension finie et soit B une base de V . Une forme sesquilineaire est une forme hermitienne si et seulement si A_B^f est une matrice hermitienne.

Si B, B' sont deux bases différentes, alors $f(v, w) = [v]_B^T A_B^f \overline{[w]_B}$.

Si B' est une autre base, et $P_{BB'}, P_{B'B}$ les matrices de changement de base correspondantes. Alors on a

$$[v_{B'}]^T (P_{B'B})^T A_B^f \overline{P_{B'B} [w]_B}' = f(v, w)$$

On en déduit que

$$A_{B'}^f = (P_{B'B})^T A_B^f \overline{P_{B'B}}$$

Definition 30 (Matrices Complexes congruentes)

Deux matrices complexes A, B sont congruentes complexes, si il existe P une matrice inversible satisfaisant

$$A = P^T B \overline{P}$$

Comme avant, une base $B = \{b_1, \dots\}$ est une base orthogonale si et seulement si $A_B^{\langle \cdot, \cdot \rangle}$ est diagonale.

Theorème 43

Soit V un espace vectoriel complexe et $\langle \cdot, \cdot \rangle$ une forme hermitienne, alors V possède une base orthogonale.

On utilise le procédé analogue aux espaces hermitiens.

Lecture 13: Matrices Symmetriques

Tue 13 Apr

Theorème 44 (Theoreme Spectral)

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique, alors il existe $P \in \mathbb{R}^{n \times n}$ orthogonale tel que

$$P^T \cdot A \cdot P$$

est diagonale.

Donc A est congruent à une matrice diagonale et est semblable D .

Lemme 45

Soit $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ une matrice hermitienne, alors toutes ses valeurs propres sont réelles.

Preuve

Soit $\lambda \in \mathbb{C}$ une valeur propre et $v \in \mathbb{C}^n \setminus \{0\}$ un vecteur propre associe a λ . On va montrer que $\lambda v^T \bar{v} = \bar{\lambda} v$.

On a

$$\lambda v^T \bar{v} = v^T A^T \bar{v} = v^T \overline{A} \bar{v} = v^T \bar{\lambda} \bar{v} = \bar{\lambda} v \quad \square$$

Corollaire 46

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ resp. $\mathbb{C}^{n \times n}$ une matrice symmetrique resp., hermitienne.
Alors A possede une valeur propre reelle.

Preuve

Les valeurs propres de A sont les racines relles resp. complexes du polynome caracteristique de A .

Soit $\lambda \in \mathbb{C}$ une racine, donc λ est une valeur propre de A sur \mathbb{C}^n , par le lemme ci-dessus, λ est reel.

Et donc λ est une valeur propre d'une matrice reelle de A . \square

Prouvons maintenant le theoreme spectral.

Preuve

On demontre le cas reel.

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symmetrique. Il existe $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$ orthogonale tel que $U^T A U$ est orthogonale.

On procede par recurrence.

Le cas $n = 1$, $A = (a_{11})$ est clair.

Pour $n > 1$, soit $\lambda \in \mathbb{R}$ une valeur propre de A et $v \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ un vecteur propre associe tel que $v^T v = 1$.

Soit $\{v_1, u_2, \dots\}$ une base de \mathbb{R}^n .

Avec Gram-Schmidt, on peut supposer que cette base est orthonormale.

Soit U la matrice donnee par les colonnes $(u_2, \dots, u_n) \in \mathbb{R}^{n \times (n-1)}$, on considere U

$U^T A U \in \mathbb{R}^{(n-1) \times (n-1)}$, c'est une matrice symmetrique (parce que A est symmetrique).

Par recurrence, il existe une matrice orthogonale tel que $K^T U^T A U K$ est diagonale et reelle.

Posons $P = (v, U \cdot K) \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

P est orthogonale, en effet

$$P^T P = \begin{pmatrix} v^T \\ K^T U^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v \\ U K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v^T v & v^T U K \\ K^T U^T v & K^T U^T U K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \text{Id} \end{pmatrix}$$

Et donc

$$P^T A P = \begin{pmatrix} v^T \\ K^T U^T \end{pmatrix} A (V, U K) \quad \square$$

Or v est orthogonal a tous les u_i et donc cette matrice est orthogonale.

Lecture 14: Formes quadratiques reelles

Wed 14 Apr

5 Formes quadratiques reelles et matrices symmetriques reelles

Definition 31 (Sphere)

$S^{n-1} \subseteq \mathbb{R}^n$ est defini comme $S^{n-1} = \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\| = 1\}$

Definition 32 (Forme Quadratique)

Une forme quadratique est une application $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, x \rightarrow x^T A x$, avec A une matrice symmetrique¹

Probleme d'optimisation

On veut trouver le maximum

$$\max_{x \in S^{n-1}} x^T A x$$

L'existence du maximum est garantie car S^{n-1} est compacte et $x \rightarrow x^T A x$ est continue.

Donc il existe $x \in S^{n-1} : x^T A x \geq y^T A y \forall y \in S^{n-1}$.

Par symmetrie, il existe au moins deux solutions optimales sur S^{n-1} .

Lemme 47

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symmetrique et $v \in S^{n-1}$ une solution optimale. On a

$$A v = \lambda v$$

pour $\lambda \in \mathbb{R}$ cad A possede une valeur propre reelle.

Preuve

On suppose que $A \cdot v \neq \lambda v \forall \lambda \in \mathbb{R}$ (avec v une solution optimale du systeme).

$$A \cdot v = \alpha v + \beta w (\alpha, \beta \in \mathbb{R})$$

Notons que

$$\sqrt{(1-x^2)}v + xw, x \in [-1, 1] \in S^{n-1}$$

Posons

$$g(x) := (\sqrt{1-x^2}v + xw)^T A (\sqrt{1-x^2}v + xw)$$

1. La symmetrie n'est pas necessaire, car $x^T B x = x^T (\frac{1}{2}B + \frac{1}{2}B^T)x$

avec $g(0) = v^T Av$, il reste à montrer que $g'(0) \neq 0$.

On a

$$\begin{aligned} g(x) &= (1 - x^2)v^T Av + \sqrt{1 - x^2}xv^T Aw + x\sqrt{1 - x^2}w^T Av + x^2w^T Aw \\ &= (1 - x^2)v^T Av + 2x\sqrt{1 - x^2}v^T Aw + x^2w^T Aw \end{aligned}$$

Donc

$$g'(0) = 2w^T Aw = 2\beta \neq 0$$

□

Definition 33 (Matrice Symétrique définie positive/negative)

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique, A est

- définie positive si $x^T Ax > 0 \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$
- définie négative si $x^T Ax < 0 \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$
- semi-définie positive si $x^T Ax \geq 0 \forall x \in \mathbb{R}^n$
- semi-définie négative si $x^T Ax \leq 0 \forall x \in \mathbb{R}^n$

Theorème 48

Une matrice symétrique $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est

- définie positive si et seulement si toutes ses valeurs propres sont > 0
- définie négative si et seulement si toutes ses valeurs propres sont < 0
- semi-définie positive si et seulement si toutes ses valeurs propres sont ≥ 0
- semi-définie négative si et seulement si toutes ses valeurs propres sont ≤ 0

Preuve

$$A = P \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix} P^T$$

- Si $\lambda_1, \dots, \lambda_n > 0$, alors, en réécrivant $v = \sum \beta_i p^i$

$$v^T Av = \sum_{i=1}^n \beta_i^2 \lambda_i > 0$$

□

On en déduit facilement les autres points.

Definition 34 (k-mineur principal)

Soit $A \in K^{n \times n}$. On considère la matrice formée par les k premières lignes et colonnes de A , notons la B , le k -mineur principal est le déterminant de B .

Theorème 49

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ une matrice symétrique.

A est définie positive si et seulement si tous ses mineurs principaux sont strictement positifs.

Preuve

Si A est définie positive, alors C_k est définie positive (ie. toutes les sous-matrices). On a

$$C_k = P_k \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_k \end{pmatrix} P_k^T$$

Où on a utilisé la décomposition selon le théorème spectral.

Par le théorème ci-dessus $\det C_k > 0$

Montrons l'implication inverse.

Supposons maintenant que le déterminant $\det(C_k) > 0 \forall k \in \{1, \dots, n\}$.

On veut montrer que $x^T A x > 0 \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$.

On applique l'algorithme d'orthogonalisation sur A .

Par récurrence, on a jamais échangé de lignes et de colonnes car sinon un déterminant serait nul.

L'algorithme produit une matrice triangulaire supérieure $R \in \mathbb{R}^{n \times n}$ (avec une diagonale contenant des 1) tel que

$$R^T A R = \begin{pmatrix} c_1 & & \\ & \ddots & \\ & & c_n \end{pmatrix} \quad \square$$

On observe donc que $\det C_k = c_1 \dots c_k$ et donc tous les c_i sont positifs.

Lecture 15: Theoreme Spectral

Tue 20 Apr

Theorème 50 (Theoreme spectral reel)

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique c-à-d $A^T = A$, alors il existe $P \in \mathbb{R}^{n \times n}$ orthogonale tel que

$$A = P D P^T$$

Avec D une matrice diagonale.

Donc A est semblable et congruente à une matrice diagonale. Pour $P = (P_1, P_2, \dots)$ les vecteurs colonne de P , P_1, \dots forment une base orthonormale.

male de vecteurs propres de A , cad

$$\begin{aligned} A \cdot p_i &= PDP^T P_i \\ &= P\lambda_i e_i = \lambda_i P e_i \end{aligned}$$

Definition 35

Soit $K \subseteq \{1, \dots, n\}$ et $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, écrivons

$$K = \{l_1, \dots, l_k\} \text{ ou } l_1 < l_2 < \dots < l_k$$

Alors $A_k \in \mathbb{R}^{k \times k}$, avec $a_{k,ij} = a_{l_i, l_j}$.

Theorème 51

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique.

A est semi définie positive si

Preuve

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique et semi définie positive pour $K \subseteq \{l_1, \dots\}$.

A_k est semi-définie positive, donc

$$A_K = P^{K^T} D'_k P_K$$

Et donc

$$\det(A_k) > 0$$

□

L'autre implication est identique au theoreme spectral.

Theorème 52

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique et soit $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ définie par

$$f(x) = x^T A x$$

, alors

$$\max_{x \in S^{n-1}} f(x) = \lambda_1$$

et

$$\min_{x \in S^{n-1}} f(x) = \lambda_n$$

sont des valeurs propres qui satisfont

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$$

Preuve

Si $P = (p_1, \dots, p_n)$ alors $\{p_1, \dots\}$ est une base orthonormale de vecteurs propres de A .

Soit $x \in \mathbb{R}^n$ et $\|x\|_2^2 = x^T x$ On peut donc réécrire

$$x^T x = \sum_{i=1}^n (\alpha_i)^2$$

Donc, pour $x \in S^{n-1}$, on a

$$\begin{aligned} f(x) &= x^T \sum \beta_i \lambda_i p_i \\ &= \sum_{i=1}^n \beta_i^2 \lambda_i \end{aligned} \quad \square$$

Theorème 53 (Theoreme Min-Max)

Soit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symmetrique et $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ les valeurs propres de A . Alors

$$\begin{aligned} \lambda_k &= \max_{U \subseteq \mathbb{R}^n, \dim(U)=k} \min_{x \in S^{n-1} \cap U} x^T A x \\ &= \min_{U \subseteq \mathbb{R}^n, \dim(U)=n-k} \max_{x \in S^{n-1} \cap U} x^T A x \end{aligned}$$

Preuve

λ_k est atteint par l'espace $\text{span}\{p_1, \dots, p_k\}$ et $p_k^T A p_k = \lambda_k$. Pour

$$x = \sum_{i=1}^k \alpha_i p_i \in \text{span}\{p_1, \dots, p_k\} \cap S^{n-1}$$

Alors

$$x^T A x = \sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \lambda_i \geq \lambda_k$$

Donc

$$\min_{x \in S^{n-1}, x \in \text{span}\{p_1, \dots, p_k\}} x^T A x = \lambda_k$$

Il reste a montrer que pour tout $U \subseteq \mathbb{R}^n$, on a

$$\dim(U) = k \Rightarrow \min_{x \in S^{n-1}, x \in U} x^T A x \leq \lambda_k \quad \square$$

Lecture 16: Valeurs Singulieres

Wed 21 Apr

5.1 Decomposition en valeurs singulieres

Theorème 54 (Decomposition en valeurs singulieres)

Soit $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, il existe des matrices unitaires $P \in \mathbb{C}^{m \times m}, Q \in \mathbb{C}^{n \times n}$ tel que $A = PDQ$ avec $D \in \mathbb{R}_{\geq 0}^{m \times n}$ une matrice diagonale.

Preuve

On veut $A = P \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix} Q$ avec $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ les valeurs singulieres.

Soit u_1, \dots, u_n une base orthogonale par rapport au produit hermitien standard

compose de valeurs propres associees a $\sigma_1^2 \geq \sigma_2^2 \dots \geq \sigma_r^2 \geq \sigma_{r+1}^2 = \dots = 0$.
On definit

$$Q := \begin{pmatrix} u_1^* \\ \vdots \\ u_n^* \end{pmatrix}$$

Et soit

$$v_i := \frac{Au_i}{\sigma_i}, \quad i = 1, \dots, r$$

et on complete v_1, \dots, v_r en une base orthogonale de \mathbb{C}^m , on va montrer que

$$P := (v_1, \dots, v_r, v_{r+1}, \dots, v_m) \in \mathbb{C}^{m \times m}$$

est unitaire.

Il est clair que $v_j^* v_j = 1 \forall j \geq r+1$, sinon, pour $1 \leq i, j \leq r$, on a

$$\begin{aligned} v_i^* v_j &= \frac{u_i^* A^*}{\sigma_i} \cdot \frac{A \cdot u_j}{\sigma_j} \\ &= \frac{u_i^* \sigma_j^2 u_j}{\sigma_i \sigma_j} \\ &= \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j \\ 1 & \text{si } i = j \end{cases} \end{aligned}$$

Il reste a verifier que

$$(P^* A Q^*)_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{si } i \geq r \text{ ou } j > 0 \text{ ou } i \neq j \\ \sigma_i & \text{autrement} \end{cases}$$

Pour $i > r$ et $j \leq r$, on a donc

$$u_i^* A u_j = v_i^* \sigma_j v_j = 0$$

Et finalement, pour $i \leq j \leq r$, on a

$$= \frac{u_i^* A^*}{\sigma_i} A u_j$$

□

5.2 Pseudo-inverse d'une matrice

Definition 36 (Pseudo inerse)

Pour une matrice $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, on note

$$D^+ = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1} & & & \\ & \ddots & & \\ & & \frac{1}{\sigma_r} & \\ & & & \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times m}$$

ou σ_i sont les valeurs singulieres de A .

Remarque

La factorisation en valeurs singulieres n'est pas unique.

On va montrer que le pseudo-inverse d'une matrice est unique.

Theorème 56

Soit $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, il existe au plus une seule matrice $X \in \mathbb{C}^{n \times m}$ qui satisfait les conditions de penrose

- $AXA = A$
- $(A \cdot X)^* = AX$
- $XAX = X$
- $(X \cdot A)^* = XA$

Preuve

Supposons que $X, Y \in \mathbb{C}^{n \times m}$ satisfait les conditions de penrose

$$\begin{aligned}
X &= XAX \\
&= XAYAX \\
&= XAYAYAYAX \\
&= (XA)^*(YA)^*Y(AY)^*(AX)^* \\
&= A^*X^*A^*Y^*YY^*A^*X^*A^* \\
&= (AXA)^*Y^*YY^*(AXA)^* \\
&= A^*Y^*YY^*A^* \\
&= (YA)^*Y(AY)^* = YAYAY = YAY
\end{aligned}$$

□

Theorème 57

Soit $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, alors A^+ verifie les regles de penrose.

Preuve

On verifie facilement pour D diagonale

$$AA^*A = PDQQ^*D^*P^*PDQ = PDQ = A$$

□

— idem pour le reste.

Lecture 17: Valeurs singulieres

Tue 27 Apr

$A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, avec $A = PDQ^*$ avec D diagonale, P unitaire.

On a defini

$$A^+ = QD^+P^*$$

avec $D^+ = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \frac{1}{\sigma_n} \end{pmatrix}$

5.3 Encore des systemes d'equation

On essaie a nouveau de resoudre

$$Ax = b, \quad A \in \mathbb{C}^{m \times n}, b \in \mathbb{C}^m$$

On veut trouver

$$\min_{x \in \mathbb{C}^n} \|Ax - b\|^2$$

On a, entre autre resolu $A^T Ax = A^T b$.

On va utiliser la pseudo-inverse de A pour trouver la solution.

On veut trouver $x \in \mathbb{C}^n$ la solution optimale tel que $\|x\|$ est optimale.

Theorème 58

Soit $A \in \mathbb{C}^{m \times n}, b \in \mathbb{C}^m$, alors $x = A^+ b$ est une solution optimale de norme minimale parmi les solutions du systeme $Ax = b$.

Preuve

Soit $x \in \mathbb{C}^n$ et $Q \in \mathbb{C}^{n \times n}$ unitaire, alors

$$\|x\|^2 = x^* x = x^* Q^* Q x = \|Qx\|^2$$

On a donc

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{C}^n} \|Ax - b\| &= \min_{x \in \mathbb{C}^n} \left\| PD \underbrace{Qx}_{:=y} - b \right\| \\ &= \min_{y \in \mathbb{C}^n} \|Dy - P^* b\| \\ &= \min_{y \in \mathbb{C}^n} \|Dy - c\| \end{aligned}$$

□

De plus y est une solution optimale $\iff y_{r+1} = \dots = y_n = 0$

Et alors, $x = Q^* y = Q^* D^+ P^* b$ est la solution optimale de norme minimale unique du probleme.

5.4 Le meilleur sous-espace approximatif

Etant donne $a_1, \dots, a_m \in \mathbb{R}^n, 1 \leq k \leq n$.

On veut trouver un sous-espace $H \subseteq \mathbb{R}^n, \dim H \leq k$ tel que

$$\sum_{i=1}^m d(H, \alpha_i)^2$$

est minimale.

On choisit une base orthonormale de $H : \{u_1, \dots, u_k\}$, on peut facilement trouver la projection sur U , avec

$$proj(a_i) = \sum_{j=1}^k \langle a_i, u_j \rangle u_j$$

Grace au theoreme de pythagore, on a

$$\|a_i\|^2 = \|proj(a_i)\|^2 + d(a_i, H)^2$$

Donc

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^m \|a_i\|^2 &= \sum_{i=1}^m \|proj(a_i)\|^2 + \sum_{i=1}^m d(a_i, H)^2 \\ &= \underbrace{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k (u_j^T a_i)^2}_{\text{A maximiser}} + \sum_{i=1}^m d(a_i, H)^2 \end{aligned}$$

On veut trouver un $H \subseteq \mathbb{R}^n$ tel que

$$\sum_{j=1}^k u_j^T A^T A u_j$$

avec $A = \begin{pmatrix} a_1^T \\ \vdots \\ a_m^T \end{pmatrix}$.

On veut maintenant trouver $H \subseteq \mathbb{R}^n$, $\dim H = k$ et avec n'importe quelle base orthogonale tel que

$$\sum_{j=1}^k u_j^T A^T A u_j$$

est maximale.

5.4.1 $k = 1$

On veut trouver

$$\max_{u \in S^{n-1}} u^T A^T A u$$

Avec le theoreme spectrale, on trouve la valeur propre maximale, et alors le sous-espace propre associe est solution. Par recurrence, on a

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^k w_j^T A^T A w_j &= \sum_{j=1}^{k-1} w_j^T A^T A w_j + w_k^T A^T A w_k \\ &\leq \sum_{j=1}^{k-1} u_j^T A^T A u_j + u_k^T A^T A u_k \end{aligned}$$

Lecture 18: Minimisation de la norme de Frobenius

Wed 28 Apr

Etant donne $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $k \in \mathbb{N}$, on veut trouver $B \in \mathbb{R}^{m \times n}$ tel que $\text{rang}(B) \leq k$ et

$$\min_{C \in \mathbb{R}^{m \times n}, \text{rang } C \leq k} \|A - C\|_F$$

est atteint a B .

Definition 37 (Norme de Frobenius)

Soit $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$,

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{i,j}^2}$$

Definition 38 (Trace)

$A \in K^{n \times n}$, la trace de A est definie par

$$\text{Tr}(A) = \sum_{i=1}^n a_{ii}$$

Lemme 59

On a

$$\text{Tr}(A \cdot B) = \text{Tr}(B \cdot A)$$

pour toute matrices dans $K^{n \times n}$

Preuve

$$\begin{aligned} (AB)_{ii} &= \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{ki} \\ \text{Tr}(AB) &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{ki} \\ &= \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n b_{ki} a_{ik} = \text{Tr}(BA) \end{aligned} \quad \square$$

Lemme 60

Soit $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, alors

$$\|A\|_F^2 = \sum_{i=1}^r \sigma_i^2$$

ou σ_i sont les valeurs singulieres.

Preuve

$$\begin{aligned}
\|A\|_F^2 &= \text{Tr}(A^T A) \\
&= \text{Tr}(Q^T D^T P^T P D Q) \\
&= \text{Tr}(Q^T D^2 Q) \\
&= \text{Tr}(D^2) = \sum \sigma_i^2
\end{aligned}
\quad \square$$

On veut donc trouver $B \in \mathbb{R}^{m \times n}$ tel que

- $\text{rang} B \leq k$
- $\sum \|a_i - b_i\|^2$ est minimale

Pour $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $A = PDQ$, avec $P = (v_1, \dots, v_m)$ et $Q = \begin{pmatrix} u_1^T \\ \vdots \\ u_m^T \end{pmatrix}$.

Rappel : le span $\{u_1, \dots, u_k\}$ minimise

$$\sum_{i=1}^m d(\alpha_i, H)^2$$

Definition 39

On definit

$$A_k = \sum_{i=1}^k v_i \sigma_i u_i^T$$

Clairement $\text{rang}(A_k) \leq k$.

Lemme 61

Les lignes de A_k sont les projections des lignes correspondantes de A dans le span $\{u_1, \dots, u_k\}$.

Preuve

Soit a^T une ligne de A .

La projection

$$\tilde{A}^T = \sum_{i=1}^k (a^T u_i) u_i^T$$

Alors les projections de toutes les lignes de A sont

$$\sum_{i=1}^k A u_i u_i^T = \sum_{i=1}^k \sigma_i v_i u_i^T = A_k$$

Theorème 62

Soit $B \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\text{rang} B \leq k$ alors

$$\|A - A_k\|_F^2 \leq \|A - B\|_F^2$$

Preuve Soit $A = \begin{pmatrix} a_1^T \\ \vdots \\ a_m^T \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} b_1^T \\ \vdots \\ b_m^T \end{pmatrix}$ et $A_k = \begin{pmatrix} \tilde{a}_1^T \\ \vdots \\ \tilde{a}_m^T \end{pmatrix}$.

Soit $H = \text{span}\{b_1, \dots, b_k\}$ sont une base de l'espace engendré par les lignes de B , alors

$$\|A - B\|_F^2 = \sum_{i=1}^m \|a_i - b_i\|^2 \geq \sum_{i=1}^m d(a_i, H)^2$$

Soit $\tilde{H} = \text{span}\{u_1, \dots, u_k\}$, alors

$$\sum_{i=1}^m d(a_i, H)^2 \geq \sum_{i=1}^m d(a_i, \tilde{H})^2 = \sum_{i=1}^m \|a_i - \tilde{a}_i\|_F^2$$

□

Lecture 19: Systemes différentiels lineaires

Tue 04 May

6 Systemes différentiels lineaires

Etant donné $a_{ij} \in \mathbb{R}$, $1 \leq i \leq n$, $1 \leq j \leq n$, on cherche une solution au système

$$\begin{cases} x_1'(t) = a_{11}x(t) + \dots + a_{1n}x_n(t) \\ \vdots \\ x_n'(t) = a_{n1}x(t) + \dots + a_{nn}x_n(t) \end{cases}$$

On cherche $x_i : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ dérivable qui résolvent le système d'équations linéaires.

Exemple

$$x'(t) = x(t)$$

Une solution est : $x(t) = e^t$.

Une autre est : $x(t) = 2e^t$.

Si on exige les conditions initiales $x(0) = 5$, on aura la solution

$$x(t) = 5e^t$$

Theorème 64

Etant donne les conditions initiales $x(0)$, il existe une solution unique qui respecte les conditions initiales.

On peut reecire notre systeme comme

$$A \cdot x = x', A \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

Supposons que $x(t) = ve^{\lambda t}$ est une solution du systeme($v \in \mathbb{R}^n$).

Alors,

$$x'(t) = A \cdot x(t) = \lambda ve^{\lambda t}$$

Donc v est un vecteur propre de A .

Lemme 65

Soit $\mathcal{X} = \{x : x \text{ solution du systeme differentiel }\}$, alors \mathcal{X} est un espace vectoriel sur \mathbb{R} .

Theorème 66

Soit $\{v_1, \dots, v_n\}$ une base de vecteurs propres de A associee aux valeurs propres $\lambda_1, \dots, \lambda_n$.

Alors

$$x_i = e^{\lambda_i t} v_i, \quad i = 1, \dots, n$$

est une base de \mathcal{X} .

Preuve

On a deja vu que x_i est une solution du systeme, car

$$A \cdot x_i = A v_i e^{\lambda_i t}$$

Soient $x(0) \in \mathbb{R}^n$ des conditions initiales, on veut trouver

$$\beta_1, \dots, \beta_n \in \mathbb{R}^n \text{ tel que } \sum \beta_i x_i$$

est une solution qui respecte $x(0)$.

Soit $x(0) = \sum \beta_i x_i(0) = \sum \beta_i v_i$.

Cette combinaison lineaire existe car les v_i forment une base.

Supposons $\gamma_1, \dots, \gamma_n \in \mathbb{R}$ tel que

$$\sum \gamma_i x_i(t) = 0$$

□

Considerons maintenant $A = P \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix} P^{-1}$, ou $P \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{C}$.

Toute fonction $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ s'ecrit comme

$$f(t) = f_R(t) + i f_I(t)$$

avec $f_R, f_I : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

f est derivable si f_R et f_I sont derivables.

Remarque

Si $x_1, \dots, x_n : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ sont derivables, alors $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ est une solution du

systeme si

$$x' = A \cdot x$$

Lemme 68

Si $\lambda \in \mathbb{C}$ est une valeur propre de A et si $v \in \mathbb{C}^n \setminus \{0\}$ un vecteur propre correspondant, alors

$$x(t) = e^{\lambda t} v$$

est une solution complexe du systeme

Preuve

$$x' = \lambda e^{\lambda t} v = e^{\lambda t} \lambda v = e^{\lambda t} A v = A x$$

□

Lemme 69

Etant donne une solution complexe $x = x_R + ix_I$ du systeme, alors x_R et x_I sont des solutions reelles du systeme.

Preuve

$$x'_R + ix'_I = x' = Ax = Ax_R + iAx_I$$

□

Marche a suivre pour la resolution d'un systeme lineaire, avec valeurs propres complexes

- Soient $v_i = u_i + iw_i \in \mathbb{C}^n$ une base de vecteurs propres, alors on peut ecrire

$$v_{2j-1} = \bar{v}_{2j} \text{ et } \lambda_{2j-1} = \bar{\lambda}_{2j} \quad i \leq j \leq k \leq \frac{n}{2}$$

- $\{u_1, \dots, u_k, w_1, \dots, w_k, v_{2k+1}, \dots, v_n\}$ une base de \mathbb{R}^n
- Soit $v = u + iw$ une solution avec $\lambda = a + ib$

$$\begin{aligned} v &= e^{\lambda t} v = e^{at} (\cos(bt) + i \sin(bt)) \cdot (u + iw) \\ &= e^{at} ((\cos(bt)u - \sin(bt)w) + (\sin(bt)u + \cos(bt)w)) \end{aligned}$$