Calcul formet et numérique en ingénierie : Résumé du cours

Sylvain Julmy

16 décembre 2015

Table des matières

1	Ban	ach TODO 3
	1.1	Exemple
2	Cou	rbes de Bézier 4
	2.1	Algorithme de Casteljo
	2.2	Les polynômes de Bernstein
	2.3	Courbe de Bézier et polynômes de Bernstein
	2.4	Exercice 1
		2.4.1 a
		2.4.2 b
		2.4.3 c
	2.5	Exercice 2
	2.6	Exercice 3
	2.7	Exercice 4
	2.8	Exercice 5
_	a	
3	•	tèmes linéaires 8
	3.1	Décomposition de la matrice
	3.2	Résolution de $Ax = b$
		3.2.1 Exercice
4	Rés	idus et erreurs 10
	4.1	Norme vectorielle
	4.2	Norme matricielle
	4.3	Perturbation sur b
	4.4	Calcule des normes vectoriels
	4.5	Calcule des normes matriciels
	4.6	Exercices
5	Mo	indres carrés 12
J	5.1	Généralisation
	5.1	Solution
	5.2	Exemple: population des USA
	5.4	Matlab: population des USA
	$5.4 \\ 5.5$	Autre modèle
	5.6	Trouver les polynômes
	5.7	Exercices
6	Mét	thode QR 15
	6.1	Matrice de Householder
	6.2	Méthode QR 1
	6.3	Résolution de $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$
	6.4	Itération de Jacobi

	6.5	Exercices	18
7	Rés	olution numérique d'EDO	20
	7.1	Solution numérique	20
	7.2	Méthode d'Euler	20
	7.3	Méthode du point du millieu	21
	7.4	Méthode du trapèze	21
	7.5	Méthode de Runge-Kutta classique	21
	7.6	Erreurs locale et globale de la méthode d'Euler	22
8	Cod	le source	23

1. Banach TODO

Banach est un résultant théorique, en pratique c'est compliqué de trouvé un bon D. Matrice de Jacobi : On dérive F et G par rapport à x et y, on obtient donc une matrice 2x2

Norme matriciel : racine de la somme des éléments au carré

$$\sqrt{\sum M_{i,j}}$$

F est une contraction de D si

$$\max_{(x,y\in D)}||J(x,y)||<1$$

On cherche donc le maximum de l'expression $||\mathbf{J}(x,y)||$

1.1 Exemple

On à

$$||\mathbf{J}(x,y)|| = \frac{1}{10}(\begin{array}{cc} 2x & 2y \\ y^2 + 1 & 2xy \end{array})$$

on obtient donc la norme matricielle

$$||\mathbf{J}(x,y)|| = \frac{1}{10}\sqrt{4x^2 + 4y^2 + (y^2 + 1) + 4x^2y^2}$$

Le vecteur d'erreur est donné par

$$e_k = x_k - r = \begin{pmatrix} x_k - r \\ y_k - s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varepsilon_k \\ \delta_k \end{pmatrix}$$

Si $\mathbf{J}(r,s)$ est nulle : convergence quadratique, sinon linéaire.

2. Courbes de Bézier

2.1Algorithme de Casteljo

On donne trois point b_0, b_1 et b_2 et on calcule les interpolations linéaires :

$$b_0^1 = (1 - t) \cdot b_0 + t \cdot b_1$$

$$b_1^1 = (1-t) \cdot b_1 + t \cdot b_2$$

$$b_0^2 = (1-t) \cdot b_0^1 + t \cdot b_1^1$$

Et on simplifie b_0^2 avec b_0^1 et b_1^1 :

$$b_0^2 = (1 - t^2)b_0 + 2t(1 - t)b_1 + t^2b_2$$

On peut représenter cela sous une forme d'une matrice de vecteur triangulaire : tout ce qui se trouve au dessus de la diagonale est ignoré :

$$b_{0}^{0}$$

$$[b_1^0] [b_0^1]$$

$$\begin{bmatrix} b_1^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1^1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} b_2^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0^2 \end{bmatrix}$$

Où les éléments de la première colonne sont donnés et que le calcul de \boldsymbol{b}_n^m est donné par

$$b_n^m = (1 - t) \cdot b_n^{m-1} + t \cdot b_{n+1}^{m-1}$$

avec t donné.

Exemple

$$b_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, b_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix}, b_2 = \begin{bmatrix} 8 \\ 2 \end{bmatrix}, b_3 = \begin{bmatrix} 4 \\ 0 \end{bmatrix} : \text{calculé } b_0^3 \text{ avec } t = 0.5.$$

Solution

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 8 \\ 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.0 \\ 1.5 \end{bmatrix}$$

$$\lfloor 2 \rfloor \lfloor 2 \rfloor \lfloor 1.5 \rfloor$$

$$\begin{vmatrix} 4 & | 6 & | 5.0 & | 3.5 \\ 0 & | 1 & | 1.5 & | 1.5 \end{vmatrix}$$

2.2 Les polynômes de Bernstein

Les polynômes de Bernstein sont donnés par la formule suivante :

$$B_i^n(t) = \binom{n}{i} \, t^i (1-t)^{n-i}$$
 , pour $i=0,1,..,n$

n	i = 0	i = 1	i = 2	i = 3
	$B_0^0 = 1$			
1	$B_0^{1} = 1 - t$	$B_0^1 = t$		
2	$B_0^2 = (1-t)^2$	$B_0^2 = 2t(1-t)$	$B_0^2 = t^2$	
3	$B_0^{3} = (1-t)^3$	$B_1^3 = 3t(1-t)^2$	$B_1^3 = 3t^2(1-t)$	$B_3^3 = t^3$

2.3 Courbe de Bézier et polynômes de Bernstein

En prenant 3 points : $b_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, $b_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$, $b_2 = \begin{bmatrix} 2 \\ 0.5 \end{bmatrix}$, on veut donner la paramétrisation de la courbe de Bézier associée à ces points de contrôles en utilisant les polynômes de Bernstein :

$$\begin{split} \vec{x}(t) &= \vec{b}_0^2(t) \\ &= B_0^2(t)\vec{b_0} + B_1^2(t)\vec{b_1} + B_2^2(t)\vec{b_2} \\ &= (1-t)^2 \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} + 2 \cdot t \cdot (1-t) \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + t^2 \begin{bmatrix} 2 \\ 0.5 \end{bmatrix} \end{split}$$

ou bien avec 4 points:

$$x(t) = b_0 B_0^3(t) + b_1 B_1^3(t) + b_2 B_2^3(t) + b_3 B_3^3(t)$$

Exemple

Donner la paramétrisation de la courbe de Bézier associée aux points de contrôle :

$$b_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$
 , $b_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$, $b_0 = \begin{bmatrix} 2 \\ 0.5 \end{bmatrix}$

Solution

$$x(t) = b_0^2(t) = \sum_{j=0}^n b_{i+j} B_j^r(t)$$

$$= b_0 B_0^2(t) + b_1 B_1^2(t) + b_2 B_2^2(t)$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (1-t)^2 + \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \cdot 2t(1-t) + \begin{bmatrix} 2 \\ 0.5 \end{bmatrix} \cdot t^2$$

2.4 Exercice 1

2.4.1 a

$$\begin{bmatrix} 0.0\\ 0.0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1.0\\ 2.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.5\\ 1.0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 3.0\\ 2.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.0\\ 2.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.25\\ 1.50 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 3.0\\ 0.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3.0\\ 1.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.50\\ 1.50 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.875\\ 1.5 \end{bmatrix}$$

2.4.2 b

voir corrigé du cours

2.4.3 c

$$\vec{x}(t) = \vec{b}_0^3(t) = B_0^3(b)\vec{b}_0 + B_1^3(b)\vec{b}_1 + B_2^3(b)\vec{b}_2$$
$$= (1-t)^2 \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} + 3t(1-t) \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + 3t^2(1-t) \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \end{bmatrix} + t^3 \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix}$$

2.5 Exercice 2

(a)

i	0	1	2	3
x_i	0.0	1.5	3.0	3.0
y_i	1.0	1.0	0.6	0.0

On souhaite que les deux points suivent la direction de la tangente,

(b)

$$\begin{bmatrix} 0.0 \\ 1.0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1.5 \\ 1.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.125 \\ 1.000 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 3.0 \\ 0.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.625 \\ 0.700 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.25000 \\ 0.77500 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 3.0 \\ 0.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3.000 \\ 0.150 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.90625 \\ 2.90625 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.742 \\ 0.409 \end{bmatrix}$$

(c)

$$x(t) = b_0 B_0^3(t) + b_1 B_1^3(t) + b_2 B_2^3(t) + b_3 B_3^3(t)$$

$$= \begin{bmatrix} 0.0 \\ 1.0 \end{bmatrix} \cdot (1-t)^3 + \begin{bmatrix} 1.5 \\ 1.0 \end{bmatrix} \cdot 3t(1-t)^2 + \begin{bmatrix} 3.0 \\ 0.6 \end{bmatrix} \cdot 3t^2(1-t) + \begin{bmatrix} 3.0 \\ 0.0 \end{bmatrix} \cdot t^3$$

- 2.6 Exercice 3
- 2.7 Exercice 4
- 2.8 Exercice 5

3. Systèmes linéaires

On cherche à résoudre Ax = b avec A une matrice (m, n), $b \in \mathbb{R}^m$ et $x \in \mathbb{R}^n$, on suppose que x existe et on utilise des matrices de taille (n, n). Opérations autorisées :

- Multiplier une équation par une constante
- Ajouter une équation à une autre

Exemple

$$\begin{array}{ccccc} 10x_1 & -7x_2 & 0 & = 7 \\ -3x_1 & 2x_2 & 6x_3 & = 4 \\ 5x_1 & -x_2 & 5x_3 & = 6 \end{array}$$

On peut l'écrire

$$\begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 \\ -3 & 2 & 6 \\ 5 & -1 & 5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 7 \\ 4 \\ 6 \end{pmatrix} \iff \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ -3 & 2 & 6 & 4 \\ 5 & -1 & 5 & 6 \end{pmatrix}$$

On va travailler uniquement avec la matrice A

3.1 Décomposition de la matrice

 a_{11} est le pivot du premier pas, on calcule les multiplicateurs l_{21} et l_{31} en effectuant :

$$l_{21} = \frac{a_{21}}{a_{11}}$$
$$l_{31} = \frac{a_{31}}{a_{11}}$$

On change ensuite chaque ligne de A avec les deux multiplicateurs :

$$\begin{pmatrix} L_1 = L_1 \\ L_2 = L_2 - l_{21} \cdot L_1 \\ L_3 = L_3 - l_{31} \cdot L_1 \end{pmatrix}$$

et pour le deuxième pas, le pivot est a_{22} on calcule donc $l_{32}=\frac{a_{32}}{a_{22}}$ et on effectue la nouvelle matrice avec le multiplicateur :

$$\begin{pmatrix} L_1 = L_1 \\ L_2 = L_2 - l_{21} \cdot L_1 \\ L_3 = L_3 - l_{31} \cdot L_1 = (L_3 - l_{31} \cdot L_1) - l_{32}L_2 \end{pmatrix}$$

On peut exprimer A sous la forme A = LU, en reprenant A de l'exemple précédent :

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -0.3 & 1 & 0 \\ 0.5 & -25 & 1 \end{pmatrix} , U = \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 \\ 0 & -0.1 & 6 \\ 0 & 0 & 155 \end{pmatrix}$$

L est la matrice des multiplicateurs et U la matrice des coefficients finaux.

3.2 Résolution de Ax = b

 $-Ax = b \longleftrightarrow LUx = b$

--y = Ux

— Résoudre Ly = b: on trouve y par substitution avant

— Résoudre Ux = y: on trouve x par substitution arrière

3.2.1 Exercice

Résoudre le système

$$\begin{array}{ccccc}
10x_1 & -7x_2 & 0 & = 7 \\
-3x_1 & 2.099x_2 & 6x_3 & = 3.901 \\
5x_1 & -x_2 & 5x_3 & = 6
\end{array}$$

On pose

$$A = \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 \\ -3 & 2.099 & 6 \\ 5 & -1 & 5 \end{pmatrix}$$

on calcule

$$l_{21} = \frac{a_{21}}{a_{11}} = \frac{-3}{10} = -0.3$$
$$l_{31} = \frac{a_{31}}{a_{11}} = \frac{5}{10} = 0.5$$

ce qui nous donne

$$A' = \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0\\ 0 & -0.0010 & 6.0000\\ 0 & 2.5000 & 5.0000 \end{pmatrix}$$

on calcule

$$l_{32} = \frac{a_{32}}{a_{22}} = \frac{2.5}{-0.0010} = -2500$$

ce qui donne

$$U = \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0\\ 0 & -0.0010 & 6.0000\\ 0 & 0 & 1.5005 \end{pmatrix}$$

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -0.3 & 1 & 0 \\ 0.5 & -2500 & 1 \end{pmatrix}$$

$$b = \begin{pmatrix} 7\\3.901\\6 \end{pmatrix}$$

et on résout Ly = b et Ux = y:

$$y_1 = b_1 = 7$$

$$y_2 = b_2 - -0.3 \cdot y_1 = 6.001$$

$$y_3 = b_3 - 0.5 \cdot y_1 - -2500 \cdot y_2 = 15005$$

$$\rightarrow$$

$$y_1 = b_1$$

$$y_2 = b_2 - L_{12} \cdot b_1$$

$$y_3 = b_3 - L_{13} \cdot b_1 - L_{23} \cdot b_2$$

4. Résidus et erreurs

On veut résoudre le système Ax = b en utilisant la factorisation PA = LU sur :

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -3 & \pi \end{pmatrix} \qquad b = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

Il y aura des erreurs:

- représentation machine de A
- représentation machine de b
- résolution de PA = LU

4.1 Norme vectorielle

La fonction $||\cdot||: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ est appelée norme vectorielle si $\forall x, y \in \mathbb{R} \land \alpha \in \mathbb{R}$ les propriétés suivantes sont respectés :

- $-- ||x|| \ge 0$
- $||x|| = 0 \iff x = 0$
- $||\alpha x|| = |\alpha| \cdot ||x||$
- $||x + y|| \ge ||x|| + ||y||$

4.2 Norme matricielle

Soit la fonction $||\cdot||_v$ donnée comme la norme vectorielle, une norme matricielle est une fonction $||\cdot||:\mathbb{R}^{n\times n}\to\mathbb{R}, \forall A,B\in\mathbb{R}^{n\times n},x\in\mathbb{R}^net\alpha\in\mathbb{R}$ satisfait à :

- $-- ||A \ge 0||$
- $-- ||A|| = 0 \iff A = 0$
- $||\alpha A|| = |\alpha|||A||$
- $-- ||A + B|| \ge ||A|| + ||B||$
- $--||AB|| \ge ||A|| \cdot ||B||$
- $||Ax||_v \ge ||A|| \cdot ||x||_v$

Comment calculer la norme matricielle? Propositions :

- $\sqrt{\sum_{i=0}^{n} A_i}$, on voit la matrice comme un vecteur
- Un préfère des normes matricielles induites par des vecteurs : $max(\frac{||A\overrightarrow{x}||}{||\overrightarrow{x}||})$ c'est incalculable en pratique sauf pour $p \in 1, 2, \infty$

4.3 Perturbation sur b

x est la solution exacte de Ax = b, δb est la petite perturbation sur b. $x + \delta x_b$ est la solution exacte du système perturbé

$$A(x + \delta x_b) = b + \delta b$$

On obtient donc

$$\frac{||\delta x_b||}{||x||} \ge ||A|| \cdot ||A^{-1}|| \cdot ||\frac{\delta b}{b}||$$

Conclusion: un petit $||\delta b||/||b|| \Rightarrow$ un petit $||\delta x_b||/||x||$ seulement si $||A|| \cdot ||A^{-1}||$ n'est pas trop grand. C'est la même chose pour une petite perturbation sur A. Donc on obtient la solution exacte du système par $(A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b$:

$$\frac{||\delta x||}{||x+\delta x||} \geq \frac{||A||\cdot||A^{-1}||}{1-||A||\cdot||A^{-1}||\cdot\frac{||\delta A||}{||A||}}\cdot(\frac{||\delta A||}{||A||}+\frac{||\delta b||}{||b||})$$

Conclusion : un petit $||\delta b||/||b||$ et un petit $||\delta A||/||A|| \Rightarrow$ un petit $||\delta x_b||/||x||$ seulement si $||A|| \cdot ||A^{-1}||$ n'est pas trop grand. Si $||A|| \cdot ||A^{-1}|| >> 1$ alors on dit que la matrice A est mal conditionnée.x

4.4 Calcule des normes vectoriels

La norme $||x||_1$ se calcule en prenant max(|x|). La norme $||x||_2$ se calcule en prenant $\sum_{i=1}^n |x_i|$. La norme $||x||_{\infty}$ se calcule en prenant $\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$

4.5 Calcule des normes matriciels

La norme $||A||_1$ se calcule en prenant

4.6 Exercices

(1)

$$||a||_1 = 4$$
 $||a||_2 = 9$ $||a||_{\infty} = \sqrt{29}$
 $||b||_1 = 7$ $||b||_2 = 16$ $||b||_{\infty} = \sqrt{90}$
 $||c||_1 = 4$ $||c||_2 = 10$ $||c||_{\infty} = \sqrt{30}$

(2)

Moindres carrés 5.

Idée: on dispose d'un nuage de point dans un graphe et o cherche une fonction linéaire qui permet de représenter approximativement ces points. On dispose donc d'un modèle linéaire y = at + b.

On minimise la somme des carrés résidus :

$$f(a,b) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - (at_i + b))^2 = min$$
$$\frac{\partial f}{\partial a} = 0 \text{ et } \frac{\partial f}{\partial b} = 0$$

On obtient le système :

$$\begin{pmatrix} \sum_{i=1}^m t_i^2 & \sum_{i=1}^m t_i \\ \sum_{i=1}^m t_i & m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^m y_i t_i \\ \sum_{i=1}^m y_i \end{pmatrix}$$

5.1 Généralisation

Mesures : $(t_1, y_1), ..., (t_m, y_m)$ Modèles : $y(t) = \sum_{i=1}^n \beta_i \emptyset_i(t)$ avec n < m

On obtient

$$\begin{cases} y_1 \approx \beta_1 \varnothing_1(t_1) + \ldots + \beta_n \varnothing_n(t_1) \\ \ldots \\ y_m \approx \beta_1 \varnothing_1(t_m) + \ldots + \beta_n \varnothing_n(t_m) \end{cases}$$

Forme matricielle : $y \approx Ax$ avec

$$A = \begin{pmatrix} \varnothing_1(t_1) & \varnothing_2(t_1) & \dots & \varnothing_n(t_1) \\ \varnothing_1(t_2) & \varnothing_2(t_2) & \dots & \varnothing_n(t_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \varnothing_1(t_m) & \varnothing_2(t_m) & \dots & \varnothing_n(t_m) \end{pmatrix}, x = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_n \end{pmatrix}, y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_m \end{pmatrix}$$

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}, x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}^m, n \leq m$$

5.2 Solution

On cherche x tel que $Ax \approx y$, on définit r = y - Ax. $||r||_2^2$ est minimal $\iff (A^T A)x = A^T y$. Et on obtient $\kappa_2(A^T A) \approx [\kappa_2(A)]^2$.

5.3 Exemple : population des USA

$$A = \begin{pmatrix} 1950 & 1\\ 1960 & 1\\ 1970 & 1\\ 1980 & 1\\ 1990 & 1\\ 2000 & 1 \end{pmatrix}, y = \begin{pmatrix} 150.697\\ 179.323\\ 203.212\\ 226.505\\ 249.633\\ 281.422 \end{pmatrix}$$
$$A^{T}A = \begin{pmatrix} 23405500 & 11850\\ 11850 & 6 \end{pmatrix}$$
$$A^{T}y = \begin{pmatrix} 2553753.44\\ 1290.792 \end{pmatrix}$$

Maintenant il suffit de résoudre $A^TA \cdot \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix} = A^Ty$ et on trouve

$$\beta_1 = 2.53671$$
 et $\beta_2 = -4794.86743$

5.4 Matlab: population des USA

```
A = [1950,1;1960,1;1970,1;1980,1;1990,1;2000,1];
y = [150.697;179.323;203.212;226.505;249.633;281.422];

At = A';
AtA = At * A;
Aty = At * y;

beta = [2.5367;-4.7949e3];

printmat(beta);
printmat(AtA \ Aty);
```

5.5 Autre modèle

$$y(t) = Ke^{\lambda t}$$

On utilise une transformation logarithmique:

$$log(y) \approx log(K) + \lambda t = \beta_2 + \beta_1 t$$

avec

$$\beta_2 = log(K)et\beta_1 = \lambda \longrightarrow K = e^{\beta_2}, \ \lambda = \beta_1$$

5.6 Trouver les polynômes

Afin de trouver des polynômes de régression de degrés n, on commence par construire notre matrice A de hauteur m=n-1 (nombre de point) comme suit, les points sont données par le vecteur $\mathbf{x}=\{x_0,x_1,x_2,...,x_m\}$ et le vecteur $\mathbf{y}=\{y_0,y_1,y_2,...,y_m\}$:

$$A = \begin{pmatrix} x_0^n & x_0^{n-1} & \cdots & x_0^1 & x_0^0 \\ x_1^n & x_1^{n-1} & \cdots & x_1^1 & x_1^0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ x_{m-1}^n & x_{m-1}^{n-1} & \cdots & x_{m-1}^1 & x_{m-1}^0 \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \cdots & x_m^1 & x_m^0 \end{pmatrix}, \ y = \mathbf{y}$$

puis on résous le système $A^TA \cdot \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{pmatrix} = A^Ty$

et pour finir on trouve notre polynôme $f(t) = \sum_{i=0}^{m} \beta_i \cdot t^i$

5.7 Exercices

- ${\bf 7(a)}$: le polynôme trouvé vau
t-40.02t+10.49 la somme des moindres carrés $\sum_i r_i^2 = 4865.64$
- **7(b)**: la valeur du polynôme en x = 2.5 vaut : f(x) = -40.02t + 10.49 f(2.5) = -89.56
- **7(c 2) :** le polynôme de degrés 2 vaut $f(t) = 32.93 + t^2 7.09t + -22.44$, la somme des carrés des résidus vaut 529.42 et la valeur du polynôme en x = 2.5 vaut : $f(x) = 32.93 + x^2 7.09x 22.44$ f(2.5) = 165.6088.
- **7(c 3)**: le polynôme de degrés 3 vaut $f(t) = -17.15t^3 + 7.20t^2 + 15.20t + -7.00$, la somme des carrés des résidus vaut 0 et la valeur du polynôme en x = 2.5 vaut : $f(x) = -17.15x^3 + 7.20x^2 + 15.20x 7.00$ f(2.5) = -191.56.
- 7(d): Non, si on désire obtenir un polynôme de degré 4, il faut absolument avec n+1 points différents, où n est le degrés du polynôme recherché.

6. Méthode QR

Buts : Transformer une matrice A (quelconque) en une matrice triangulaire supérieur R. Où la norme des colonnes est préservée.

Solution : A = QR, Q orthogonal : $Q^{-1} = Q^T$ avec $Q^T = H_nH_{n-1}...H_2H_1$. H_i : matrice de Householder (orthogonal, une par colonne de A).

6.1 Matrice de Householder

On veut obtenir H de telle sorte que

$$x = \begin{pmatrix} \star \\ \star \\ \star \end{pmatrix} \to Hx = \begin{pmatrix} -\rho \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

avec $||x||_2 = ||Hx||_2$: la norme est préservé.

Algorithme: on choisit ρ , v et γ comme

$$\rho = sign(x_1)||x||_2, \quad v = x + \rho e_1, \quad \gamma = \frac{||v||_2^2}{2} = \rho v_1$$

 e_n est le vecteur unitaire en n et on résous

$$H = \begin{cases} I, & \text{si } v = 0\\ I - \frac{vv^T}{\gamma} & \text{si } v \neq 0 \end{cases}$$

Exemple: $x = (-2, 2, 1)^T$

$$\rho = -\sqrt{(-2)^2 + (2)^2 + (1)^2} = -3$$

$$v = (-2, 2, 1) + (-3, 0, 0) = (-5, 2, 1)$$

$$\gamma = \frac{(-5)^2 + 2^2 + 1^2}{2} = \frac{30}{2} = 15$$

et on calcule H

$$H = I - \frac{vv^T}{\gamma} = \frac{(-5, 2, 1) \cdot (-5, 2, 1)^T}{\gamma} = I - \frac{1}{15} \cdot \begin{pmatrix} 25 & -10 & -5 \\ -10 & 15 & 2 \\ -5 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} -\frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{15} \\ \frac{2}{3} & \frac{11}{15} & -\frac{2}{15} \\ \frac{1}{3} & -\frac{2}{15} & \frac{14}{15} \end{pmatrix}$$

Calcul de Ha : on veut calculer H mais pour le vecteur $a: \tau = \frac{v^T a}{\gamma}$ et on obtient $Ha = a - \tau v$

Exemple : $a = (4,0,2)^T, \rho = -3, v = (-5,2,1)^T, \gamma = 15$ ici $\tau = -\frac{18}{15}$ et on trouve $Ha = (-2, \frac{12}{5}, \frac{16}{5})^T$

Calcule de HA pour une matrice A:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 2 \\ -1 & 0 & -4 \\ 2 & 2 & -1 \end{pmatrix} = (a_1|a_2|a_3)$$

Exemple: on reprend les algorithmes précédents et on calcule:

$$\rho_1 = 3, v_1 = (5, -1, 2)^T, \gamma_1 = 15$$

puis on peut obtenir les éléments suivants :

$$\tau_2 = \frac{v_1^T a_2}{\gamma_1} = \frac{8}{5}, \quad \tau_3 = \frac{v_1^T a_3}{\gamma_1} = \frac{4}{5}$$

et donc

$$Ha_2 = a_2 - \tau_2 v_1 = (-4, \frac{8}{5}, -\frac{6}{5})^T$$

$$Ha_3 = a_3 - \tau_3 v_1 = (-2, -\frac{16}{5}, -\frac{13}{5})^T$$

et obtient HA:

$$\begin{pmatrix}
-3 & -4 & -2 \\
0 & \frac{8}{5} & -\frac{16}{5} \\
0 & -\frac{6}{5} & -\frac{13}{5}
\end{pmatrix}$$

6.2 Méthode QR 1

Exemple:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 2 \\ -1 & 0 & -4 \\ 2 & 2 & -1 \end{pmatrix} = (a_1|a_2|a_3)$$

On a H_1A suivante :

$$H_1 A = \begin{pmatrix} -3 & -4 & -2\\ 0 & \frac{8}{5} & -\frac{16}{5}\\ 0 & -\frac{6}{5} & -\frac{13}{5} \end{pmatrix}$$

et on travail sur B:

$$B = \begin{pmatrix} \frac{8}{5} & -\frac{16}{5} \\ -\frac{6}{5} & -\frac{13}{5} \end{pmatrix} = (b_2|b_3)$$

on cherche à obtenir \tilde{H}_2B :

$$\rho_2 = 2, v_2 = \left(\frac{18}{5}, -\frac{6}{5}\right)^T, \gamma_2 = \frac{36}{5}$$

$$\tau_4 = \frac{v_2^T b_3}{\gamma} = -\frac{7}{6}$$

$$\widetilde{H}_2 b_3 = b_3 - \tau_4 v_2 = (1, 4)^T$$

$$H_2 = \frac{1 \mid 0}{0 \mid \widetilde{H}_2}$$

et on obtient:

$$\begin{pmatrix} -3 & -4 & -2 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & -4 \end{pmatrix}$$

6.3 Résolution de Ax=b

si A est carré : A = QR et $Q^{-1} = Q^T$ donc $Ax = b \leftrightarrow QRx = b \leftrightarrow Rx = Q^Tb$

si A est rectangulaire : A = QR et $Q^{-1} = Q^T$, $A^TAx = A^Tb$ donc $A^TAx = A^Tb \leftrightarrow Rx = Q^Tb$

Dans les deux cas, on ne construit pas Q. On applique l'algorithme de calcule de HA pour une matrice A.

6.4 Itération de Jacobi

On veut résoudre Ax = b par itération :

$$x_i^{k+1} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) ; 1 \le i \le n$$

Sous forme matricielle :

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} D = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{pmatrix}$$

$$L = -\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ a_{21} & 0 & 0 \\ a_{31} & a_{32} & 0 \end{pmatrix} U = -\begin{pmatrix} 0 & a_{12} & a_{13} \\ 0 & 0 & a_{23} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

 et

$$A = D - L - U$$

$$x^{k+1} = D^{-1}b + D^{-1}(L+U)x^k$$

6.5 Exercices

(1):
$$x = (4,4,2)^T$$

$$\rho = +\sqrt{4^2 + 4^2 + 2^2} = \sqrt{36} = 6$$

$$v = x + (6,0,0)^T = (4,4,2)^T + (6,0,0)^T = (10,4,2)^T$$

$$\gamma = 10^2 + 4^2 + 2^2 = 0.5(100 + 16 + 4) = 60$$

$$H = I - \frac{vv^T}{\gamma}$$

$$vv^T = \begin{pmatrix} 10 \\ 4 \\ 2 \end{pmatrix} \cdot (10,4,2) = \begin{pmatrix} 100 & 40 & 20 \\ 40 & 16 & 8 \\ 20 & 8 & 4 \end{pmatrix}$$

$$\frac{vv^T}{\gamma} = \frac{1}{60} \cdot \begin{pmatrix} 100 & 40 & 20 \\ 40 & 16 & 8 \\ 20 & 8 & 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{5}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{15} & \frac{1}{15} \end{pmatrix}$$

$$I - \frac{vv^T}{\gamma} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \frac{5}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{15} & \frac{1}{15} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{2}{3} & \frac{115}{15} & -\frac{2}{15} \end{pmatrix}$$

(2) : On peut voir x'=(3,4,4,2) comme un sur-ensemble de x=4,4,2 et comme on cherche juste à avoir un vecteur $(3,\star,0,0)$ il suffit de reproduire la matrice H de l'exercice précédent :

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ 0 & -\frac{2}{3} & \frac{11}{15} & -\frac{2}{15} \\ 0 & -\frac{1}{3} & -\frac{2}{15} & \frac{14}{15} \end{pmatrix}$$

(3,a): Comme on veut que les deux dernière composantes soient à zero, il faut calculer les paramètres pour la matrice (8,4,1):

$$\rho = 9$$

$$v = (17, 4, 1)^T$$

$$\gamma = 153$$

(3,b): Idem:

$$\rho = -3$$

$$v = (-5, -1, 2)^T$$

$$\gamma = 15$$

(4,a): On applique l'algorithme classique avec un vecteur de longueur 4:

$$\rho_1 = 6
v_1 = (9, 1, 1, 5)^T
\gamma_1 = 54$$

(4,b):

$$\tau_2 = \frac{1}{54}(9, 1, 1, 5) \cdot \begin{pmatrix} 3\\1\\-5\\-1 \end{pmatrix} = \frac{27 + 1 - 5 - 5}{54} = \frac{18}{54} = \frac{1}{3}$$

$$\tau_3 = \frac{1}{54}(9, 1, 1, 5) \cdot \begin{pmatrix} -2\\1\\1\\2 \end{pmatrix} = \frac{-18 + 1 + 1 + 10}{54} = \frac{-6}{54} = -\frac{1}{9}$$

- (7,a): $x_{1a} = 1$, $x_{2a} = 1$, $x_{1b} = 1$, $x_{2b} = 1$
- (7,b):

$$x^{(0)} = (0,0)^{T}$$

$$x^{(1)} = \left(\frac{1}{10} \cdot \left(11 - \right),\right)^{T}$$

$$x^{(2)} = 1$$

$$x^{(3)} = 2$$

$$x^{(4)} = 3$$

7. Résolution numérique d'EDO

On veut résoudre $\frac{dy}{dt} = f(t, y)$ sur l'intervalle $[t_0, t_f]$ avec $y(t_0) = y_0$. On recherche dont l'inconnue $y(t) = \dots$

Si f(t,y) obéit à une condition de Lipschitz $|f(t,y_1) - f(t,y_2)| \le |y_1 - y_2|, t_0 < t \le t_f$. Pour tout y_1 et y_2 , alors $\frac{dy}{dt} = f(t,y)$ admet une solution unique sur $[t_0,t_f]$.

7.1 Solution numérique

On va créer une suite de valeur pour t et $y: t = \{t_0, t_1, ..., t_n\}$ et $y = \{y_1, y_2, ..., y_n\}$ et on souhaiterais $\forall y_i \in y: y_i \approx y(t_i)$ et donc $y_n \approx y(t_n) = y(t_f)$.

7.2 Méthode d'Euler

On utilise la pente en (t_n, y_n) pour calculer y_{n+1} (Runge-Kutta à 1 étage) :

$$\begin{cases} s_1 = f(t_n, y_n) \\ y_{n+1} = y_n + hs_1, & n = 0, 1, 2, \dots \\ t_{n+1} = t_n + h \end{cases}$$

Exemple : On veut résoudre $\frac{dy}{dt} = t + y$, y(0) = 2, $0 \le t \le 1$:

```
%% Euler example h=0.5
h = 0.5;
t = 0:h:1;
f_ty = @(f,t) f + t;
y = 2;

for tn = t
    s = f_ty(tn,y);
    fprintf('t=%4.2f , y=%4.2f\n',tn,y);
    y = y + h * s;
end
t=0.00 , y=2.00
t=0.50 , y=3.00
t=1.00 , y=4.75
```

```
%% Euler example h=0.2
h = 0.2;
t = 0:h:1;
f_ty = @(f,t) f + t;
y = 2;

for tn = t
    s = f_ty(tn,y);
    fprintf('t=%4.2f , y=%4.2f\n',tn,y);
    y = y + h * s;
end
```

t=0.00 , y=2.00 t=0.20 , y=2.40 t=0.40 , y=2.92 t=0.60 , y=3.58 t=0.80 , y=4.42 t=1.00 , y=5.46

7.3 Méthode du point du millieu

Il s'agit ici d'une méthode de Runge-Kutta à 2 étages :

$$\begin{cases} s_1 = f(t_n, y_n) \\ s_2 = f(t_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hs_1) \\ y_{n+1} = y_n + hs_2 \\ t_{n+1} = t_n + h \end{cases}$$

Exemple : On veut résoudre $\frac{dy}{dt} = t + y$, y(0) = 2, $0 \le t \le 1$:

```
%% Midlle point example
h = 0.2;
                                            t=0.00 , y=2.00
t = 0:h:1;
f_ty = 0(f,t) f + t;
                                            t=0.20 , y=2.46
                                            t=0.40 , y=3.07
for tn = t
                                            t=0.60 , y=3.85
   s1 = f_ty(tn,y);
                                            t=0.80 , y=4.85
   s2 = f_ty(tn+0.5*h,y+0.5*h*s1);
   fprintf('t=%4.2f, y=%4.2f\n',tn,y);
                                            t=1.00 , y=6.11
   v = v + h * s2;
end
```

7.4 Méthode du trapèze

Il s'agit aussi d'une méthode de Runge-Kutta à 2 étages :

$$\begin{cases} s_1 = f(t_n, y_n) \\ s_2 = f(t_n + h, y_n + hs_1) \\ y_{n+1} = y_n + h \cdot (\frac{1}{2}s_1 + \frac{1}{2}s_2) \\ t_{n+1} = t_n + h \end{cases}$$

Exemple : On veut résoudre $\frac{dy}{dt} = t + y$, y(0) = 2, $0 \le t \le 1$:

```
%% Trapeze method
h = 0.2;
                                            t=0.00 , y=2.00
t = 0:h:1;
f_{ty} = 0(f,t) f + t;
                                            t=0.20 , y=2.46
                                            t=0.40 , y=3.07
for tn = t
                                            t=0.60 , y=3.85
   s1 = f_ty(tn,y);
                                            t=0.80 , y=4.85
   s2 = f_ty(tn+h,y+h*s1);
   fprintf('t=%4.2f, y=%4.2f\n',tn,y);
                                            t=1.00 , y=6.11
   y = y + h * (0.5*s1 + 0.5*s2);
end
```

7.5 Méthode de Runge-Kutta classique

La méthode la plus utilisé est la RK4 dite classique :

$$\begin{cases} s_1 = f(t_n, y_n) \\ s_2 = f(t_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hs_1) \\ s_3 = f(t_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hs_2) \\ s_4 = f(t_n + h, y_n + hs_3) \\ y_{n+1} = y_n + h \cdot (\frac{1}{6}s_1 + \frac{1}{3}s_2 + \frac{1}{3}s_3 + \frac{1}{6}s_4) \\ t_{n+1} = t_n + h \end{cases}$$

Exemple : On veut résoudre $\frac{dy}{dt} = t + y$, y(0) = 2, $0 \le t \le 1$:

```
%% RK4 method
h = 0.2;
t = 0:h:1;
f_{ty} = Q(f,t) f + t;
                                               t=0.0000 , y=2.0000
y = 2;
                                               t=0.2000 , y=2.4642
for tn = t
                                               t=0.4000 , y=3.0755
   s1 = f_ty(tn,y);
                                               t=0.6000 , y=3.8663
   s2 = f_ty(tn+0.5*h,y+0.5*h*s1);
                                               t=0.8000 , y=4.8766
    s3 = f_ty(tn+0.5*h,y+0.5*h*s2);
   s4 = f_ty(tn+h,y+h*s3);
                                               t=1.0000 , y=6.1548
   fprintf('t=%4.4f, y=%4.4f\n',tn,y);
   y = y + h * ((1/6)*s1 + (1/3)*s2 + (1/3)*s3 + (1/6)*s4);
end
```

7.6 Erreurs locale et globale de la méthode d'Euler

Pour Euler, on peut montrer que

- l'erreur locale vaut $|y(t_1) y(1)| \approx C \cdot h^2$
- l'erreur globale vaut $|y(t_n) y(n)| \approx C \cdot h$

8. Code source

9 - Exercice 7

```
%% Série 9
"Exercice 7
close all;
clear;
format long g;
%% part a
data = [-2,128.6;-1,2.15;0,-7;1,-1.75];
t = data(:,1);
y = data(:,2);
m = size(data,1);
beta1 = (sum(t) * sum(y) - (m * sum(t .* y))) / (sum(t)^2 - (m * sum(t .^ 2)));
beta2 = (sum(t) * sum(t .* y) - sum(t .^ 2) * sum(y))/ (sum(t)^2 - m * (sum(t .^ 2)));
ft = @(t) beta1*t+beta2;
ri = feval(ft,t);
ri = y - ri;
r = sum(ri .* ri);
fprintf('Polynôme de degrés 1 : %d * t + %d\n',beta1,beta2);
fprintf('Somme des carrés des résidus : %d\n',r);
fprintf('Valeur du polynome en x=2.5 : f(2.5) = %d\n', feval(ft,2.5));
fprintf('For Latex\n\t%.2ft+%.2f\n\t%.2f\n\n',beta1,beta2,r);
figure;
scatter(t,y);
hold on;
plot(-3:0.01:3,feval(ft,-3:0.01:3));
scatter(2.5,feval(ft,2.5));
%% part b
A = [-2,1;-1,1;0,1;1,1];
A = [A(:,1) .^2,A];
y = [128.6; 2.15; -7; -1.75];
At = A^{,};
AtA = At * A;
Aty = At * y;
beta = AtA \ Aty;
figure;
scatter(t,y); hold on;
ft = Q(t) beta(1) * t.^2 + beta(2) * t + beta(3);
plot(-3:0.01:3,feval(ft,-3:0.01:3));
scatter(2.5,feval(ft,2.5));
fprintf('\nPolynôme de degré 2 : %d * t^2 + %d * t + %d\n',beta(1),beta(2),beta(3));
fprintf('Valeur du polynome en x=2.5 : f(2.5) = %d\n',feval(ft,2.5));
ri = feval(ft,t);
ri = y - ri;
r = sum(ri .* ri);
fprintf('Somme des carrés des résidus : %d\n',r);
fprintf('Valeur du polynome en x=2.5 : f(2.5) = %d\n',feval(ft,2.5));
fprintf('For\ Latex\n\t\%.2f+t^2\%.2ft+\%.2f\n\t\%.2f\n\n',beta(1),beta(2),beta(3),r);
```

```
%% part c
A = [-2,1;-1,1;0,1;1,1];
A = [A(:,1) .^2,A];

A = [A(:,2) .^3,A];
y = [128.6; 2.15; -7; -1.75];
At = A^{\circ};
AtA = At * A;
Aty = At * y;
beta = AtA \ Aty;
figure;
scatter(t,y); hold on;
ft = Q(t) beta(1) * t.^3 + beta(2) * t.^2 + beta(3) * t + beta(4);
ri = feval(ft,t);
ri = y - ri;
r = sum(ri .* ri);
plot(-3:0.01:3,feval(ft,-3:0.01:3));
scatter(2.5,feval(ft,2.5));
fprintf('\nPolynôme de degré 3 : d * t^3 + d * t^2 + d * t + d
\rightarrow %d\n',beta(1),beta(2),beta(3),beta(4));
fprintf('Somme des carrés des résidus : %d\n',r);
fprintf('Valeur du polynome en x=2.5 : f(2.5) = %d\n', feval(ft,2.5));
fprintf('For
 Latex\n\t%.2ft^3+%.2ft^2+%.2ft+%.2f\n\t%.2f\n\n',beta(1),beta(2),beta(3),beta(4),r);
```