



MAGHOUS Abdellah et Ludovic Planchon

Master 1 : Statistiques et données du vivants

Rapport de TP :Optimisation

Année universitaire : 2021/2022

1 Partie théorique

1.0.1 Question 1

On a A_h une matrice de taille $J \times J$

$$A_h = 1/h \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \vdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 2 & -1 \\ 0 & \cdots & -1 & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} u_h^t A_h u_h &= (u_1, u_2, \dots, u_J) A_h (u_1, u_2, \dots, u_J)^t \\ &= \frac{1}{h} ((2u_1 - u_2, -u_1 + 2u_2 - u_3, \dots, -u_{J-2} + 2u_{J-1} - u_J, -u_{J-1} + 2u_J) u_h) \\ &= \frac{1}{h} (u_1(2u_1 - u_2) + \dots + u_{J-1}(-u_{J-2} + 2u_{J-1} - u_J) + u_J(-u_{J-1} + 2u_J)) \\ &= \frac{1}{h} (2u_1^2 - 2u_1u_2 + 2u_2^2 - 2u_3u_2 + 2u_3^2 \dots - 2u_{J-2}u_{J-1} + 2u_{J-1}^2 - 2u_Ju_{J-1} + 2u_J^2) \\ &= \frac{1}{h} (u_1^2 + (u_2 - u_1)^2 + (u_3 - u_2)^2 \dots (u_{J-1} - u_{J-2})^2 + (u_J - u_{J-1})^2 + u_J^2) \\ &= \frac{1}{h} (u_1^2 + u_J^2 + \sum_{j=1}^{J-1} (u_{j+1} - u_j)^2) \end{aligned} \quad (1)$$

1.0.2 Question 2

Soit la fonction d'énergie $E_h(u_h) = \frac{\epsilon}{2h} (u_1^2 + u_J^2 + \sum_{j=1}^{J-1} (u_{j+1} - u_j)^2) + \sum_{j=1}^J F(u_j)$
d'après (1) on en déduit que $E_h(u_h) = \epsilon u_h^t A_h u_h + \sum_{j=1}^J F(u_j)$ alors :

$$\begin{aligned} \nabla E_h(u_h) &= \nabla (\epsilon u_h^t A_h u_h + \sum_{j=1}^J F(u_j)) \\ &= \epsilon A_h u_h + h (F'(u_1), F'(u_2), \dots, F'(u_J))^t \\ &= \epsilon A_h u_h + h G_h(u_h) \end{aligned} \quad (2)$$

1.0.3 Question 3

on a $F'(s) = s^3 - s$ donc $F'(0) = 0$ et $(F'(0), F'(0), \dots, F'(0))^t = (0, 0, \dots, 0)^t$ d'après (2) on a $\nabla E_h(u_h) = \epsilon A_h u_h + h G_h(u_h)$ si u_h un vecteur nul alors $\nabla E_h(u_h) = 0$ c'est à dire u_h un point critique de E_h .

1.0.4 Question 4

$$\text{on a } \nabla G_h(u_h) = T_h = \begin{pmatrix} F''(u_1) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & F''(u_2) & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & F''(u_J) \end{pmatrix} \text{ d'après (2) la hessienne de}$$

$$E_h \text{ est } \nabla^2 E_h(u_h) = \nabla(\epsilon A_h u_h + h G_h(u_h)) = \epsilon A_h + h T_h$$

2 Partie code

Dans ce projet on va utiliser 3 bibliothèques très importantes la première pour définir les matrices et faire les opérations basiques, la deuxième bibliothèque pour tracer les 3 graphes demandés et la dernière pour calculer la norme matricielle.

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 from numpy import linalg as LA
```

On commence par définir la fonction F , sa dérivée première et deuxième.

```
1 def F(s):
2     return ((s**2 - 1)**2)/4
3
4 def Fprime(s):
5     return (s**3) - s
6
7 def fseconde(s):
8     return 3*(s**2) - 1
```

Après on définit la subdivision x_j , le pas d'espace et la matrice A_h de taille $J * J$

```
1
2 J=200
3
4 xj=np.zeros((J+2,1))
5 for i in range(J+2):
6     xj[i,0]=i*h
7
8 h = 1/(J + 1)
9
10 A_h=(1/h)*(2*np.eye(200)-np.eye(200,k=-1)-np.eye(200,k=1))
```

D'après la première partie on a $\nabla E_h(u_h) = \epsilon A_h u_h + h G_h(u_h)$, donc on définit la matrice colonne $G_h(u_h)$ de taille $200*1$ puis le gradient de la fonction E_h .

```
1
2 def G_h(u1_h):
3     t=np.zeros((200,1))
4     for j in range(200):
```

```

5         t[j,0]=Fprime(u1_h[j,0])
6         return t
7
8 def grad1(u1_h):
9     return ep*np.dot(A_h,u1_h)+h*G_h(u1_h)

```

D'après la question 4 on a montré que l'hessienne $\nabla^2 E_h(u_h)$ de E_h égale à $\epsilon A_h + hT_h$ où

$$T_h = \begin{pmatrix} F''((u_1)) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & F''((u_2)) & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & F''((u_J)) \end{pmatrix}$$

Donc on définit la matrice T_h puis on calcule la matrice hessienne $\nabla^2 E_h(u_h)$

```

1
2 def T_h(u1_h):
3     t=np.zeros((200,200))
4     for j in range(200):
5         t[j,j]=fseconde(u1_h[j,0])
6     return t
7
8 def hess1(u1_h):
9     return ep*A_h + h*T_h(u1_h)

```

Pour calculer numériquement les points critiques de $E_h(u_h)$ solution de $\nabla E_h(u_h) = 0$ on utilise l'algorithme de Newton pour trois conditions initiales différentes, premièrement on commence par $u_h^{(0)} = (\sin(2\pi x_j))_{1 \leq j \leq J}$

```

1 uh=np.zeros((J,1))
2 for i in range(J):
3     uh[i,0]=np.sin(2*np.pi*xj[i+1,0])

```

puis on choisit deux tests d'arrêts pour l'algorithme de Newton avec une tolérance de $1e-5$ et pour un nombre d'itération maximal égale à 500.

```

1 def Newton(x):
2     tol=1e-5
3     z=x
4     k=0
5     w_h1=np.linalg.solve(hess1(z),grad1(z))
6     while LA.norm(grad1(x),np.inf) > tol and k<500 and LA.norm(w_h1)/LA.
7         norm(x)>tol:
8         w_h1=np.linalg.solve(hess1(z),grad1(z))
9         z=z-w_h1
10    return z

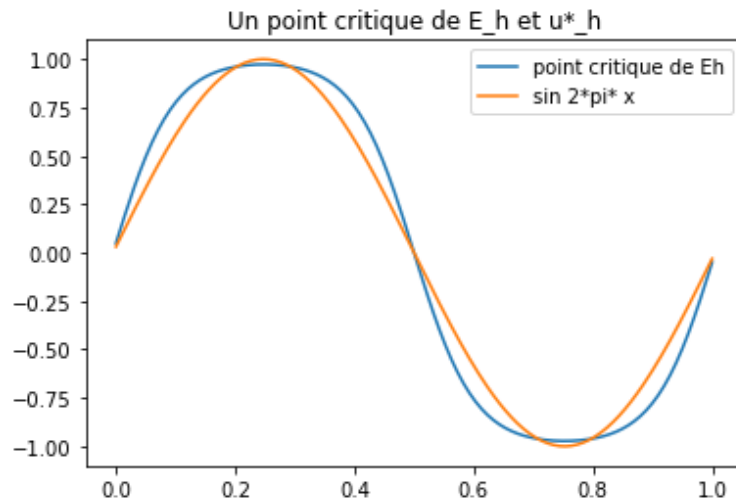
```

On représente sur une figure la donnée initiale et le point critique u_h^*

```

1 plt.plot(np.linspace(0,1,200),Newton(uh),label='point critique de Eh')
2 plt.plot(np.linspace(0,1,200),uh,label="sin 2*pi* x")
3 plt.title("Un point critique de E_h et u0_h")
4 plt.legend();

```



La valeur maximale pour le point critique trouvé u_h^* est 0.9726040667747572

```
1 np.max(Newton(uh))
```

Pour calculer $E_h(u_h)$ on définit les deux sommations : $\sum_{i=1}^{J-1} (u_{j+1} - u_j)^2$ et $\sum_{i=1}^J F(u_j)$

puis la fonction E_h

```
1
2 def somme1(u):
3     a=[]
4     for j in range(0,J-1):
5         a.append((u[j+1,0] -u[j,0])**2)
6         aa=np.sum(a)
7     return aa
8
9 def somme2(u):
10    b=[]
11    for j in range(0,J):
12        b.append(F(uh[j,0]))
13        bb=np.sum(b)
14    return bb
15
16 def def Eh(u):
17    return (ep/(2*h))* ((u[0,0])**2 + (u[J-1,0])**2 + somme1(u) ) + h*
    somme2(u)
```

Donc pour $u_h^{(0)} = (\sin(2\pi x_j))_{1 \leq j \leq J}$ $E_h(uh) = 0.14185022261441413$

2.1 Cas n°2

Pour le deuxième cas on prend $u_h^{(0)} = (\sin(\pi x_j))_{1 \leq j \leq J}$ comme une donnée initiale et on débute par le définir.

```

1 xh=np.zeros((J+2,1))
2 for i in range(J+2):
3     xh[i,0]=i*h
4 u1=np.zeros((J,1))
5 for i in range(J):
6     u1[i,0]=np.sin(np.pi*xh[i+1,0])
7 print(u1)

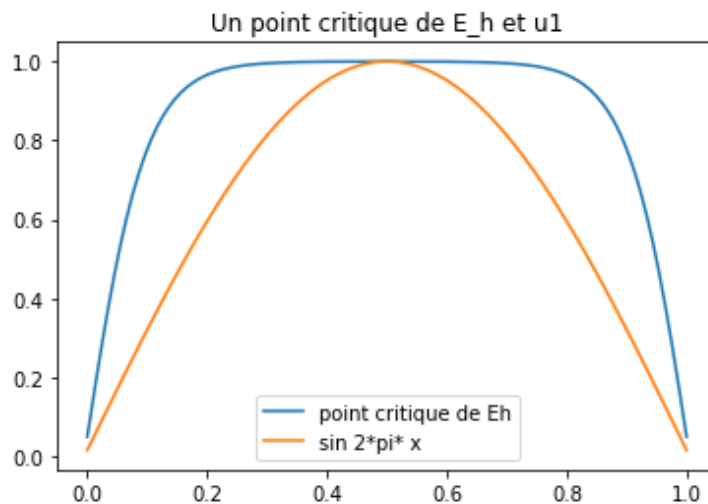
```

Puis on applique l'algorithme de Newton sur le vecteur u_1 , on utilise les tests d'arrêt qui sont proposés comme dans le cas précédent et on trace sur la même figure la donnée initiale et le point critique $Newton(u_1)$

```

1 plt.plot(np.linspace(0,1,200),Newton(u1),label='point critique de Eh')
2 plt.plot(np.linspace(0,1,200),u1,label="sin 2*pi* x")
3 plt.title("Un point critique de E_h et u1")
4 plt.legend();

```



La valeur maximale pour le point critique trouvé u_h^* est 0.9998177089335369 et $E_h(u_1) = 0.10484297325716746$

2.2 Cas n°3

Pour le dernier cas on définit un vecteur colonne u_2 de taille 200×1

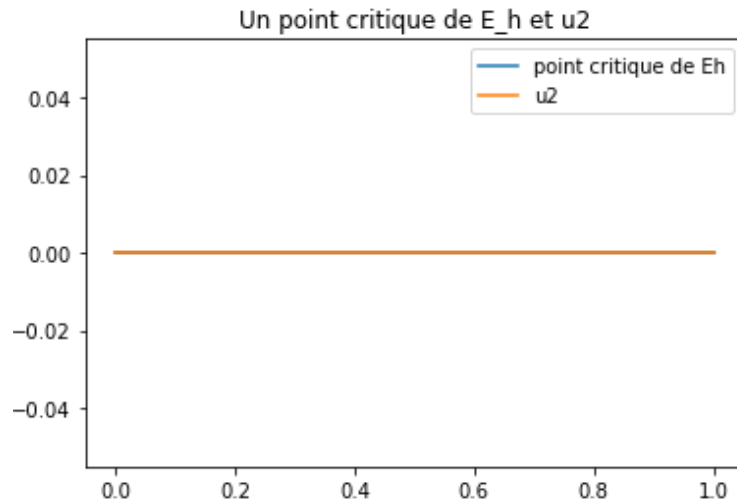
```

1 tt=np.zeros(200)
2 u2=tt.reshape(200,1)

```

Puis on applique l'algorithme de Newton sur le vecteur u_2 , avec les mêmes tests d'arrêt proposés dans le cas précédent et on trace sur la même figure la donnée initiale et le point critique $Newton(u_2)$.

```
1 plt.plot(np.linspace(0,1,200),Newton(u2),label='point critique de Eh')
2 plt.plot(np.linspace(0,1,200),u2,label='u2')
3 plt.title("Un point critique de E_h et u2")
4 plt.legend();
```



Ce point initial u_2 est déjà un point critique de E_h , c'est pour cette raison l'algorithme de Newton nous donne un vecteur nul comme résultat. Pour cette méthode l'énergie E_h égale à 0.09250621890547261.

On remarque que le point critique lié au dernier cas qui a l'énergie E_h la plus faible.