

# Rendu 1, L'approche différences finies

Zouiche Omar et David Czarnecki

31 janvier 2021

## 1 Introduction

### 1.1 Rappels et définitions

Nous rappelons quelques définitions et opérateurs différentiels utilisés dans ce premier rendu. Soit  $u :$

$\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction. On définit le gradient de  $u$  par  $\nabla u = \begin{pmatrix} \frac{\partial u}{\partial x} \\ \frac{\partial u}{\partial y} \\ \frac{\partial u}{\partial z} \end{pmatrix}$  Le laplacien de  $u$  noté  $\Delta u$  par

$\Delta u = \text{div}(\nabla u) = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial z^2}$  qui est l'application de l'opérateur divergence sur le vecteur  $\nabla u$ . De même on définit la divergence d'un vecteur  $A = (A_x, A_y, A_z) \in \mathbb{R}^3$  par  $\text{div}(A) = \frac{\partial A_x}{\partial x} + \frac{\partial A_y}{\partial y} + \frac{\partial A_z}{\partial z}$ .

On prend :

$$u = \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto x^4 \end{cases}$$

on a alors :

$$\nabla u(x) = \frac{\partial u}{\partial x}(x) = u'(x) = 4x^3$$

$$\Delta u(x) = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(x) = u''(x) = 12x^2$$

## 1.2 Premiers codes et définitions

Nous codons  $u$ ,  $\nabla u$  et  $\Delta u$  en python d'abord, on utilise les librairies suivantes

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import numpy as np
3 from scipy import misc
4 from math import sqrt
```

code0.py

On code  $u$ .  $\nabla u$  et  $\Delta u$  seront définis à l'aide de la librairie misc de scipy

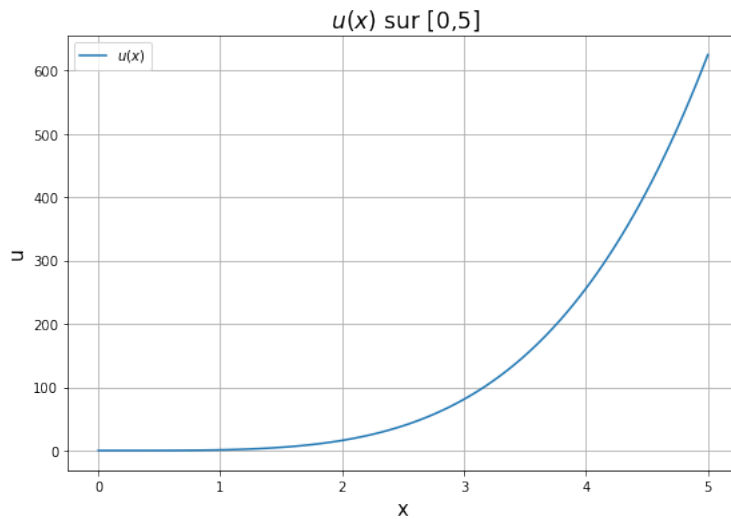
```
1 def u(x): # définition de la fonction u
2     return x**4
3
4 def grad1(f, x0, dx = 1.0):
5     #Donne le gradient en dimension 1
6     return misc.derivative(f, x0, dx, n = 1)
7
8 def laplac1(f, x0, dx = 1.0):
9     #Donne le Laplacien en dimension 1
10    return misc.derivative(f, x0, dx, n = 2)
11
12 # On remarque que dans notre cas
13 # Le gradient est la dérivée
14 # Le Laplacien est la dérivée seconde
```

code1.py

On visualise ensuite  $u$  sur  $]0, 5[$  :

```
1 fig1 = plt.figure(figsize=(9, 6))
2
3 N = 100
4 x = np.linspace(0, 5, N)
5 y = u(x)
6
7 plt.plot(x,y, label = "$u(x)$")
8 plt.title(" $ u(x) $ sur  $[0,5]$  ", fontsize = 17)
9 plt.xlabel('x', fontsize = 15)
10 plt.ylabel('u', fontsize = 15)
11 plt.legend()
12 plt.grid(True)
13 plt.show()
```

code2.py



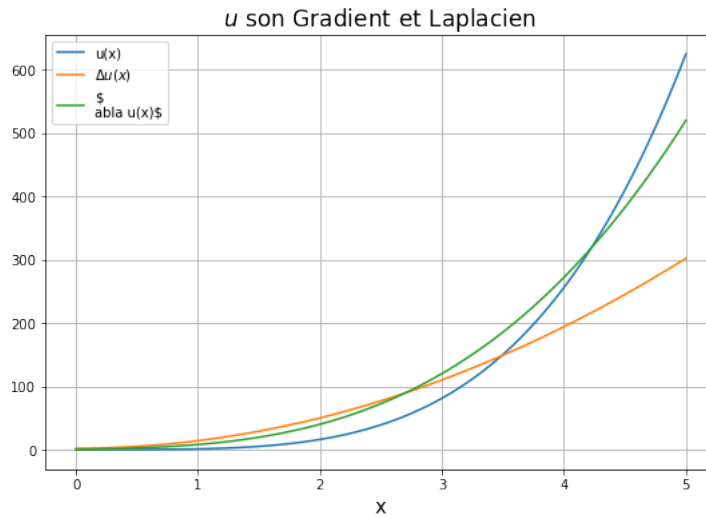
On rajoute le graphe de  $\Delta u$  et  $\nabla u$  :

```

1 fig2 = plt.figure(figsize = (9, 6))
2
3 gradu = np.zeros(N)
4 laplacu = np.zeros(N)
5 x = np.linspace(0, 5, N)
6
7 for i in range(N):
8     laplacu[i] = laplac1(u, x[i])
9     gradu[i] = grad1(u, x[i])
10
11 plt.plot(x, y, label = 'u(x)')
12 plt.plot(x, laplacu, label = '$ \Delta u(x) $')
13 plt.plot(x, gradu, label = '$ \nabla u(x) $')
14 plt.title("$u$ son Gradient et Laplacien ", fontsize = 17)
15 plt.xlabel('x', fontsize = 15)
16 plt.legend()
17 plt.grid(True)
18
19 plt.show()

```

code3.py



## 2 Approximation par différences finies

### 2.1 Objectif

On veut tracer l'erreur Laplacien, pour cela on approche les dérivées de  $u$  avec un deux développement limités, le premier est un développement de Taylor à l'ordre 1, avec un pas  $h$  :

$$u'(x_i) \simeq \frac{u(x_i + h) - u(x_i)}{h}$$

Le deuxième est une développement de Taylor à l'ordre 2 :

$$u''(x_i) \simeq \frac{u(x_i + h) - 2u(x_i) + u(x_i - h))}{h^2}$$

On code les deux développements :

```

1 def diff_finie1(u, h, a, b):
2
3     x = np.arange(a, b, h)
4     N = np.size(x)
5     u_x = np.zeros(N-2)
6
7     for i in range(1,N-1):
8         u_x[i-1] = (u(x[i+1]) - u(x[i]))/h
9
10    return u_x
11
12 def diff_finie2(u, h, a, b):
13
14     x = np.arange(a, b, h)
15     N = np.size(x)
16     u_xx = np.zeros(N-2)
17
18     for i in range(1,N-1):
19         u_xx[i-1] = (u(x[i+1]) - 2*u(x[i]) + u(x[i-1]))/(h**2)
20
21    return u_xx

```

code4.py

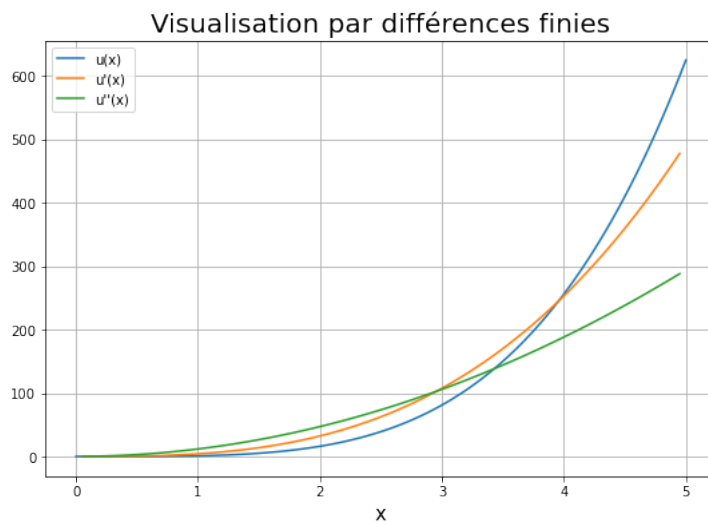
Ce qui nous permettra d'appliquer cette méthode à la fonction  $u$  définie au début du rendu.

```

1 fig3 = plt.figure(figsize = (9, 6))
2
3 N = 100
4 x = np.linspace(0, 5, N)
5 y = u(x)
6 u_x = diff_finie1(u, 5/N, 0, 5)
7 u_xx = diff_finie2(u, 5/N, 0, 5)
8
9 plt.plot(x,y, label = 'u(x)')
10 plt.plot(x[1:N-1], u_x, label = "u'(x)")
11 plt.plot(x[1:N-1], u_xx, label = "u''(x)")
12 plt.legend()
13 plt.grid(True)
14 plt.xlabel('x', fontsize = 15)
15 plt.title("Visualisation par différences finies", fontsize = 20)
16
17
18 plt.show()

```

code5.py



Pour trouver l'erreur d'approximation de la méthode, on doit définir analytiquement (dans ce cas c'est possible)  $u'$  et  $u''$  :

```

1 def du(x):
2     return 4*x**3
3
4
5 def d2u(x):
6     return 12*x**2

```

code6.py

```

1 erreur_Laplacien = np.zeros(99)
2 erreur_gradient = np.zeros(99)
3 h = np.zeros(99)
4
5 for n in range(3,101):
6     h[n-3] = 1/(n-1)
7     x = np.arange(0, 5, 1/(n-1))
8     k = np.size(x)
9     grad = du(x[1:k-1])
10    lapla = d2u(x[1:k-1])

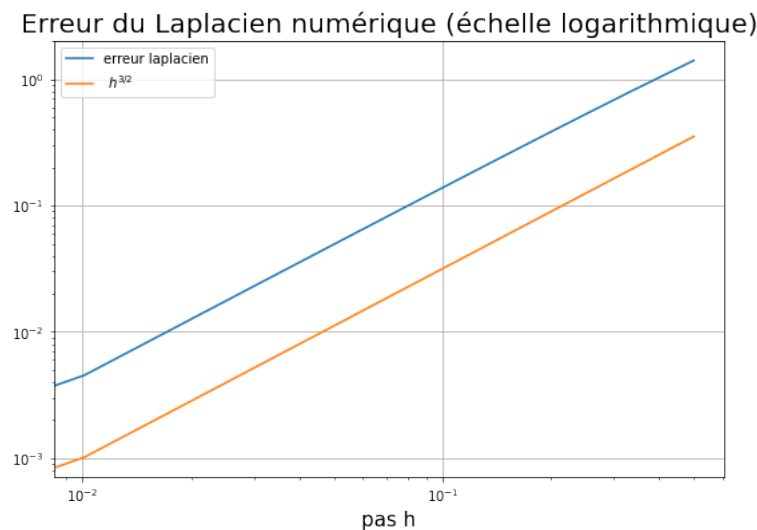
```

```

11     gradh = diff_finie1(u, 1/(n-1), 0, 5)
12     laplah = diff_finie2(u, 1/(n-1), 0, 5)
13     erreur_Laplacien[n-3] = sqrt(sum((lapla - laplah)**2))           # pour calculer la
    norme 2 discrète
14     erreur_gradient[n-3] = sqrt(sum((grad - gradh)**2))             # pour calculer la
    norme 2 discrète
15
16 fig4 = plt.figure(figsize = (9, 6))
17 plt.plot(h, erreur_Laplacien, label = 'erreur laplacien')
18 plt.plot(h, h**(3/2), label = " $h^{\{3/2\}}$")
19 plt.legend()
20 plt.grid(True)
21 plt.xlabel('pas h', fontsize = 15)
22 plt.xscale('log')
23 plt.yscale('log')
24 plt.title("Erreur du Laplacien numérique (échelle logarithmique)", fontsize = 20)
25
26 fig5 = plt.figure(figsize = (9, 6))
27 plt.plot(h, erreur_gradient, label = "erreur gradient")
28 plt.plot(h, h**(1/2), label = "h")
29 plt.legend()
30 plt.xlabel('pas h', fontsize = 15)
31 plt.grid(True)
32 plt.xscale('log')
33 plt.yscale('log')
34 plt.title("Erreur du gradient numérique (échelle logarithmique)", fontsize = 20)
35
36 plt.show()

```

code7.py



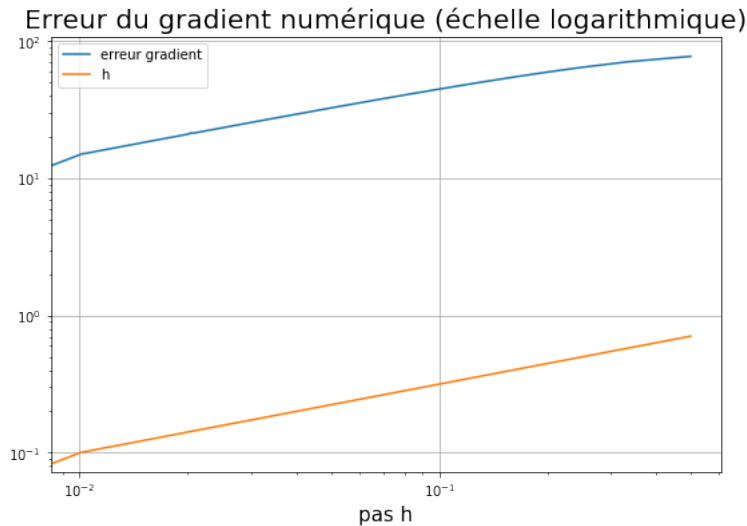
Ce qui nous donne un ordre de convergence de  $\frac{3}{2}$  pour le Laplacien et  $\frac{1}{2}$  pour le gradient. Analytiquement on a que  $u(x+h) = u(x) + hu'(x) + O(h)$ , si on développe à l'ordre deux on obtient :

$$\begin{cases} u(x+h) = u(x) + hu'(x) + \frac{h^2}{2}u''(x) + O(h^2) \\ u(x-h) = u(x) - hu'(x) + \frac{h^2}{2}u''(x) + O(h^2) \end{cases}$$

La somme nous donne :

$$u(x+h) + u(x-h) = 2u(x) + h^2u''(x) + O(h^2)$$

Ce qui montre une cohérence entre les résultats qui donne une convergence proche de et l'ordre de convergence donné par les développements limités qui est de 1.



### 3 Amélioration de derivatives1.py

La dernière tâche est d'améliorer le code derivatives1.py fourni afin de :

- Paramétrer NX et étudier l'évolution de l'erreur  $L_1$  pour 20 valeurs de NX entre 3 et 200
- Tracer les courbes d'erreur en fonction de NX en échelle log10

```

1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4
5 # NUMERICAL PARAMETERS
6
7 #Number of grid points
8 L=2*3.141592 #2*math.pi
9 err_Tx = np.zeros(199)
10 err_Txx = np.zeros(199)
11 pas = np.zeros(199)
12
13 for NX in range(3, 201):
14     # Initialisation
15     dx = L/(NX-1) #Grid step (space)
16     pas[NX-3] = dx
17     x = np.linspace(0.0,L,NX)
18
19     T = np.sin(x)
20     Txe = np.cos(x)
21     Txxe = -np.sin(x)
22
23     Tx = np.zeros((NX))
24     Txx = np.zeros((NX))
25
26     #discretization of the second order derivative (Laplacian)
27     for j in range(1, NX-1):
28         Tx[j] = (T[j+1]-T[j-1])/(dx*2)
29         Txx[j] = (T[j-1]-2*T[j]+T[j+1])/(dx**2)
30
31     #Tx and Txx on boundaries
32     # use extrapolation in order to have (T,x),xx=0
33     #(T,x),xx= (Tx0 -2*Tx1+Tx2) =0
34     Tx[0] = 2*Tx[1]-Tx[2]
35     #use lower order formula (1st order)
36     Tx[NX-1] = (T[NX-2]-T[NX-3])/dx

```

```

37     Txx[0] = 2*Txx[1]-Txx[2]
38     Txx[NX-1] = 2*Txx[NX-2]-Txx[NX-3]
39
40     err_Tx[NX-3] = np.sum(abs(Tx-Txe))
41     err_Txx[NX-3] = np.sum(abs(Txx-Txxe))
42
43     plt.figure(1)
44     plt.plot(x,T, label = "graphe de sinus")
45     plt.title(u'Function sinus')
46     plt.xlabel(u'$x$', fontsize=20)
47     plt.ylabel(u'$T$', fontsize=26, rotation=90)
48     plt.legend()
49
50     plt.figure(2)
51     plt.xlabel(u'$x$', fontsize=26)
52     plt.ylabel(u'$Tx$', fontsize=26, rotation=90)
53     plt.plot(x,Tx, label='Tx')
54     plt.plot(x,np.log10(abs(Tx-Txe)), label='Error')
55     plt.title(u'First Derivative Evaluation (NX = 200)')
56     plt.legend()
57
58     plt.figure(3)
59     plt.xlabel(u'$x$', fontsize=26)
60     plt.ylabel(u'$Txx$', fontsize=26, rotation=90)
61     plt.plot(x,Txx, label='Txx')
62     plt.plot(x,np.log10(abs(Txx-Txxe)), label='Error')
63     plt.title(u'Second Derivative Evaluation (NX = 200)')
64     plt.legend()
65
66     plt.figure(4)
67     plt.plot(pas, err_Tx, label = "err_Tx")
68     plt.plot(pas, 1/2*pas**(3/2), label = '$h^{\{3/2\}}$')
69     plt.xlabel('pas')
70     plt.xscale('log')
71     plt.yscale('log')
72     plt.title("Courbe d'erreur de la dérivée numérique en fonction du pas")
73     plt.legend()
74
75     plt.figure(5)
76     plt.plot(pas, err_Txx, label = "err_Txx")
77     plt.plot(pas, 1/5*pas, label = 'h')
78     plt.xlabel('pas')
79     plt.xscale('log')
80     plt.yscale('log')
81     plt.title("Courbe d'erreur de la dérivée seconde numérique en fonction du pas")
82     plt.legend()
83
84     plt.show()

```

code8.py



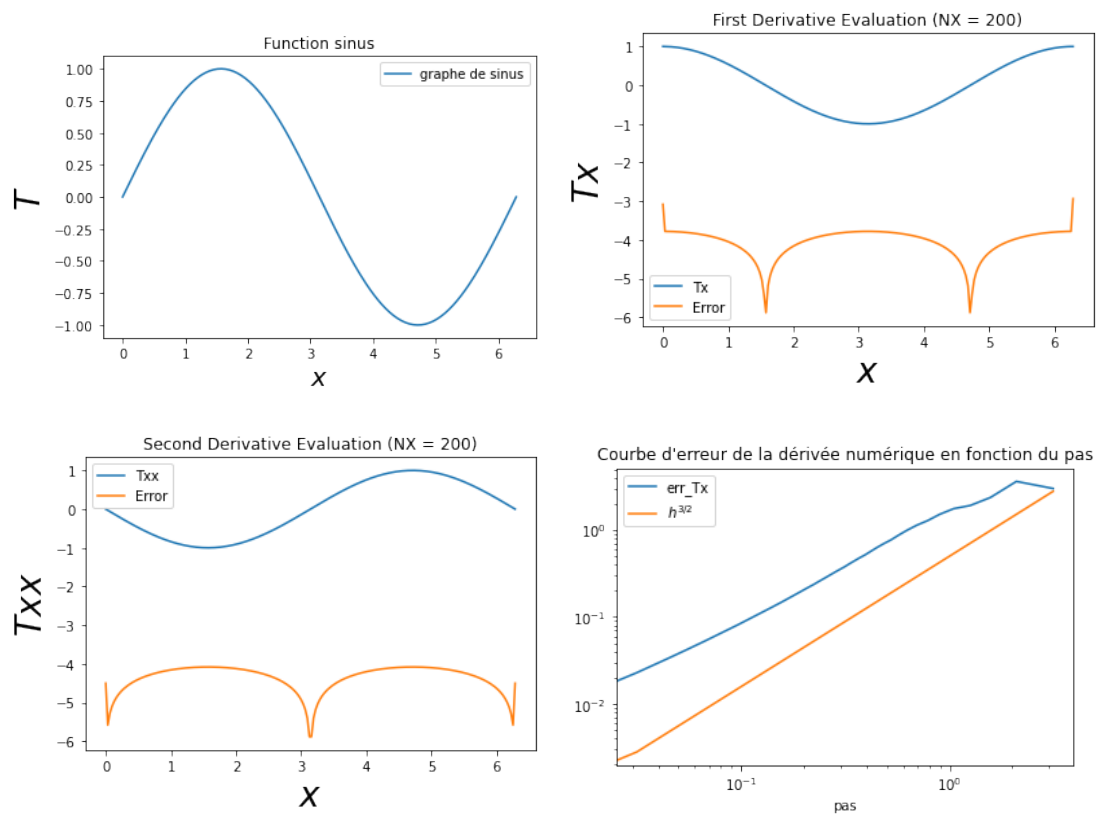


Figure 1: Graphes après améliorations du code derivatives.py