

Proposition de corrigé

Concours : Banque PT

Année : 2019

Filière : PT

Épreuve : Informatique et Modélisation

Ceci est une proposition de corrigé des concours de CPGE, réalisée bénévolement par des enseignants de Sciences Industrielles de l'Ingénieur et d'Informatique, membres de l'[UPSTI](http://www.upsti.fr) (Union des Professeurs de Sciences et Techniques Industrielles), et publiée sur le site de l'association :

<https://www.upsti.fr/espace-etudiants/annales-de-concours>

A l'attention des étudiants

Ce document vous apportera des éléments de corrections pour le sujet traité, mais n'est ni un corrigé officiel du concours, ni un corrigé détaillé ou exhaustif de l'épreuve en question.

L'UPSTI ne répondra pas directement aux questions que peuvent soulever ces corrigés : nous vous invitons à vous rapprocher de vos enseignants si vous souhaitez des compléments d'information, et à vous adresser à eux pour nous faire remonter vos éventuelles remarques.

Licence et Copyright

Toute représentation ou reproduction (même partielle) de ce document faite sans l'accord de l'UPSTI est **interdite**. Seuls le téléchargement et la copie privée à usage personnel sont autorisés (protection au titre des [droits d'auteur](#)).

En cas de doute, n'hésitez pas à nous contacter à : corrigesconcours@upsti.fr.

Informez-vous !

Retrouvez plus d'information sur les [Sciences de l'Ingénieur](#), l'[orientation](#), les [Grandes Ecoles](#) ainsi que sur les [Olympiades de Sciences de l'Ingénieur](#) et sur les [Sciences de l'Ingénieur au Féminin](#) sur notre site : www.upsti.fr

L'équipe UPSTI

Épreuve d'Informatique et Modélisation

Banque PT Session 2019

UPSTI

Corrigé



teaching sciences

for innovation

Corrigé Epreuve d'info banque PT 2019

I Figures de Chladni

I.1 Introduction du modèle physique (~10%)

1°)

L'équation proposée est l'équation de d'Alembert. C'est une équation linéaire. Il existe une équation analogue en électromagnétisme et dans la modélisation de la corde de Melde.

2°)

Les pertes d'énergie se caractérisent par un terme du premier ordre dans les équations différentielles (amortissement). Ce n'est pas le cas ici, donc cette équation n'est pas le reflet d'un modèle physique autorisant des pertes d'énergie.

3°)

On a Δf qui est homogène à $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$ donc des m^{-1} .

$\frac{\partial^2 f}{\partial t^2}$ étant homogène à des $m.s^{-2}$, c est donc homogène à une vitesse en $m.s^{-1}$. La célérité de l'onde ne peut pas dépendre des dimensions de la plaque, mais de ses paramètres matériaux que sont ρ et E .

E est en Pa soit $N.m^{-2}$ ou encore $kg.s^{-2}.m^{-1}$ et ρ est en $kg.m^{-3}$.

On peut donc proposer une expression de c :

$$c = \sqrt{\frac{E}{\rho}}$$

4°) Application numérique :

$$c = \sqrt{\frac{69 \cdot 10^9}{2,70 \cdot 10^3}} \simeq 5 \cdot 10^3 m.s^{-1}$$

5°)

a) $f_L(x, y, t)$ est solution de l'équation pour une plaque de côté L et $f_L(\alpha x, \alpha y, \beta t)$ est solution de l'équation pour une plaque de côté γL .

On en déduit $\alpha = \gamma$

b) $\tau' = \gamma \tau$

I.2 Modes de vibration (~5%)

6°)

a) Avec $f(x, y, z) = u(x, y) \times h(t)$, l'équation différentielle devient :

$$h(t) \cdot \left(\frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial y^2} \right) = \frac{1}{c^2} \cdot u(x, y) \cdot \frac{d^2 h(t)}{dt^2}$$
$$\Leftrightarrow \frac{\ddot{h}(t)}{h(t)} = \frac{c^2}{u(x, y)} \cdot \left(\frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial y^2} \right)$$

Comme on a égalité entre une partie ne dépendant que de t et une partie ne dépendant que de (x, y) , les deux termes doivent être constants :

$$\frac{\ddot{h}}{h} = \frac{c^2}{u(x, y)} \cdot \left(\frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial y^2} \right) = K$$
$$\ddot{h} - Kh = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = \frac{Ku}{c^2}$$

b) La solution de $\ddot{h} - Kh = 0$ dépend du signe de K .

- $K > 0 \Rightarrow h(t) = A \cdot e^{\sqrt{K}t} + B \cdot e^{-\sqrt{K}t}$
Solution impossible, le premier terme est divergent et le second tend vers 0
- $K = 0 \Rightarrow \ddot{h} = 0 \Leftrightarrow h(t) = A + Bt$ Solution impossible également car divergente ou constante.
- $K < 0 \Rightarrow h(t) = A \cos \omega t + B \sin \omega t$ avec $\omega^2 = -K$ Seules solutions acceptables.

c)

$$h(t) = h_0 \exp(i\omega t) \Rightarrow \frac{d^2 h(t)}{dt^2} = -\omega^2 h_0 \exp(i\omega t) = -\omega^2 h(t)$$

L'équation en $u(x, y)$ devient donc :

$$\frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial y^2} = \frac{-\omega^2}{c^2} \cdot u(x, y)$$

Le résultat aurait été le même en posant $h(t) = A \cdot \cos \omega t + B \cdot \sin \omega t$.

$$\text{On a } \frac{d^2 h(t)}{dt^2} = -\omega^2 \cdot (A \cdot \cos \omega t + B \cdot \sin \omega t) = -\omega^2 h(t)$$

I.3 Simulation numérique temporelle (~20%)

```
In [1]: # -*-coding:Utf-8 -*
```

```
#Librairies utilisées et alias
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy.random as rd
```

7°) Méthode d'Euler

a) Le principe de la méthode d'Euler pour résoudre numériquement une équation différentielle du premier ordre est le suivant :

On approxime la dérivée par le taux d'accroissement entre 2 points : $f'(t_n) = \frac{f(t_{n+1}) - f(t_n)}{t_{n+1} - t_n}$

Ainsi on écrit $f(t_{n+1}) = f(t_n) + h \cdot f'(t_n)$ avec $h = t_{n+1} - t_n$ et $f'(t_n)$ donné par l'équation différentielle en fonction de t_n , $f(t_n)$ et les paramètres du problème.

b)

$$X(t) = \begin{pmatrix} h(t) \\ h'(t) \end{pmatrix} \Rightarrow \frac{dX}{dt}(t) = \begin{pmatrix} h'(t) \\ h''(t) \end{pmatrix}$$

On peut donc écrire sous forme matricielle :

$$\begin{pmatrix} h'(t) \\ h''(t) \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} h(t) \\ h'(t) \end{pmatrix}$$

c) On pose $\tau = t_{n+1} - t_n$. On a donc

$$X[n+1] = X[n] + \tau \cdot AX[n] \Leftrightarrow X[n+1] = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ -\tau & 1 \end{bmatrix} \cdot X[n]$$

8°) Méthode d'Euler à droite

$$X(t_n + \tau) = X(t_n) + \int_{t_n}^{t_n + \tau} \frac{dX(t)}{dt} dt \approx X(t_n) + \tau \cdot \frac{dX(t_n + \tau)}{dt}$$

a)

$$X[n+1] = X[n] + \tau \cdot AX[n+1] \Leftrightarrow \begin{bmatrix} 1 & -\tau \\ \tau & 1 \end{bmatrix} \cdot X[n+1] = X[n] \Leftrightarrow X[n+1] = \frac{1}{1 + \tau^2} \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ -\tau & 1 \end{bmatrix} \cdot X[n]$$

b)

```
In [2]: # Code modifié pour répondre à la question
# Constantes paramétriques
npoints=2**10 # index maximal des tableaux
tporte=5*2*np.pi # durée d'affichage
X0=[1.,0] # conditions initiales

#Initialisation des tableaux
t=np.linspace(0,tporte,npoints+1) # temps
tau=t[1]-t[0]
X=np.zeros((2,npoints+1),dtype=float) # h et h'

# Algorithme d'Euler
X[:,0]=X0 # initialisation
M=np.array([[1,tau],[-tau,1]]) # matrice de l'equation
for i in range(npoints): # Calcul iteratif
```

```
X[:,i+1]=1 / (1 + tau**2) * M.dot(X[:,i]) # ligne modifiée pour répondre à la question
```

```
In [3]: # Code initial non modifié pour le tracé graphique
```

```
# Constantes paramétriques
```

```
npoints=2**10 # index maximal des tableaux
```

```
tporte=5*2*np.pi # durée d'affichage
```

```
X0=[1.,0] # conditions initiales
```

```
#Initialisation des tableaux
```

```
t=np.linspace(0,tporte,npoints+1) # temps
```

```
tau=t[1]-t[0]
```

```
X=np.zeros((2,npoints+1),dtype=float) # h et h'
```

```
# Algorithme d'Euler
```

```
X[:,0]=X0 # initialisation
```

```
M=np.array([[1,tau],[-tau,1]]) # matrice de l'equation
```

```
for i in range(npoints): # Calcul iteratif
```

```
    X[:,i+1]=M.dot(X[:,i])
```

c) La méthode d'Euler à droite est du même ordre que la méthode d'Euler à gauche. Ici elle n'est pas plus pertinente, ni moins pertinente que la méthode d'Euler à gauche.

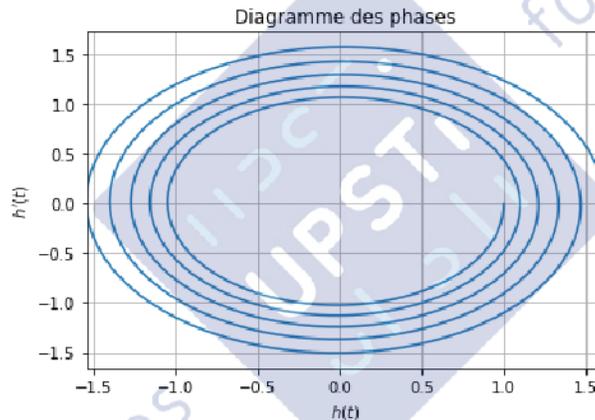
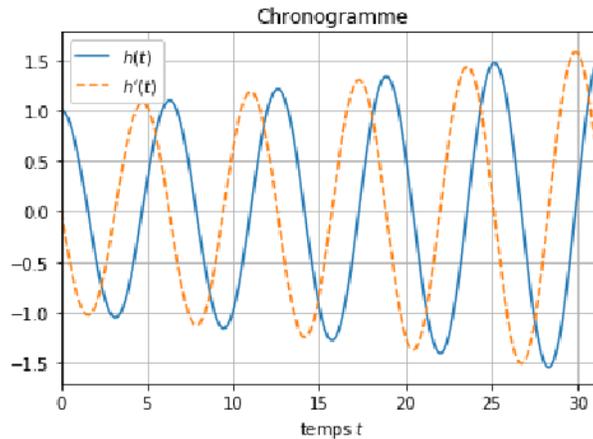
9°) Représentation graphique

a)

```
In [4]: plt.figure()
plt.xlim(t[0], t[-1])
plt.plot(t, X[0, :], label="$h(t)$")
plt.plot(t, X[1, :], '--', label="$h'(t)$")
plt.legend(loc='upper left', framealpha=1)
plt.xlabel('temps $t$')
plt.title('Chronogramme')
plt.grid()
```

```
plt.figure()
plt.xlim(min(X[0, :]), max(X[0, :]))
plt.plot(X[0, :], X[1, :])
plt.xlabel('$h(t)$')
plt.ylabel("$h'(t)$")
plt.title('Diagramme des phases')
plt.grid()
```

```
plt.show()
```



b) On a vu que les solutions devaient être sinusoidales (q6b), le chronogramme de h et h' devaient être sinusoidaux et le diagramme de phase devrait être elliptique, ce qui n'est pas le cas ici.

c) On a augmenté le nombre de points pour diminuer le pas de discrétisation temporelle. L'inconvénient principal est l'explosion du temps de calcul.

```
In [5]: # Code initial non modifié pour le tracé graphique
# Constantes paramétriques
npoints=2**15 # index maximal des tableaux
tporte=5*2*np.pi # durée d'affichage
X0=[1.,0] # conditions initiales

#Initialisation des tableaux
t=np.linspace(0,tporte,npoints+1) # temps
```

```

tau=t[1]-t[0]
X=np.zeros((2,npoints+1),dtype=float) # h et h'

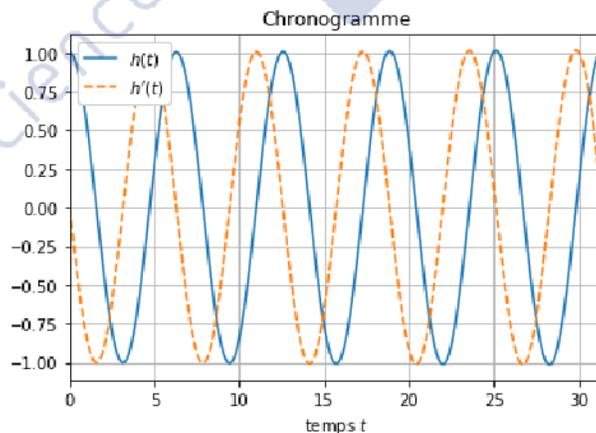
# Algorithme d'Euler
X[:,0]=X0 # initialisation
M=np.array([[1,tau],[-tau,1]]) # matrice de l'equation
for i in range(npoints): # Calcul iteratif
    X[:,i+1]=M.dot(X[:,i])

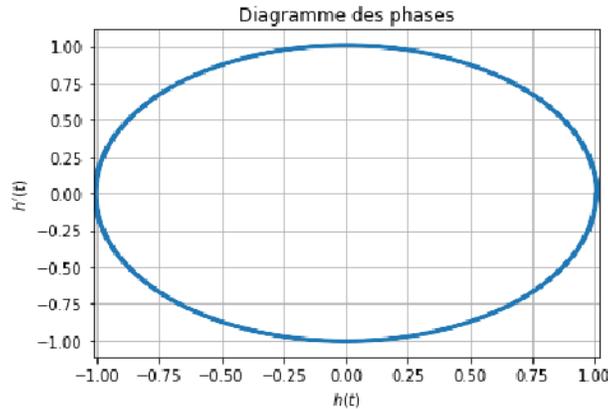
# Affichage non demandé dans l'énoncé
plt.figure()
plt.xlim(t[0], t[-1])
plt.plot(t, X[0, :], label="$h(t)$")
plt.plot(t, X[1, :], '--', label="$h'(t)$")
plt.legend(loc='upper left', framealpha=1)
plt.xlabel('temps $t$')
plt.title('Chronogramme')
plt.grid()

plt.figure()
plt.xlim(min(X[0, :]), max(X[0, :]))
plt.plot(X[0, :], X[1, :])
plt.xlabel('$h(t)$')
plt.ylabel("$h'(t)$")
plt.title('Diagramme des phases')
plt.grid()

plt.show()

```





10°) Méthode de Runge-Kutta d'ordre 2

$$X(t_n + \tau) = X(t_n) + \int_{t_n}^{t_n + \tau} \frac{dX(t)}{dt} dt$$

$$X(t_n + \tau) \approx X(t_n) + \frac{\tau}{2} \cdot \left(\frac{dX(t_n + \tau)}{dt} + \frac{dX(t_n)}{dt} \right)$$

a) La méthode d'approximation est la méthode des trapèzes. Les méthodes précédentes sont les méthodes des rectangles à gauche et à droite.

La méthode des trapèzes (ordre 2) a une erreur d'approximation plus faible que les méthodes des rectangles (ordre 1).

b)

```
In [6]: # Constantes paramétriques
npoints=2**10 # index maximal des tableaux
tporte=5*2*np.pi # durée d'affichage
X0=[1.,0] # conditions initiales

#Initialisation des tableaux
t=np.linspace(0,tporte,npoints+1) # temps
tau=t[1]-t[0]
X=np.zeros((2,npoints+1),dtype=float) # h et h'

# Algorithme de Range-Kutta d'ordre 2
X[:,0]=X0 # initialisation
A = np.array([[0, 1], [-1, 0]]) # matrice A
for i in range(npoints): # Calcul iteratif
    K1 = A.dot(X[:,i])
    K2 = A.dot(X[:,i] + tau * K1)
    X[:,i+1] = X[:,i] + tau / 2 * (K1 + K2)
```

```

plt.figure()
plt.xlim(t[0], t[-1])
plt.plot(t, X[0, :], label="$h(t)$")
plt.plot(t, X[1, :], '--', label="$h'(t)$")
plt.legend(loc='upper left', framealpha=1)
plt.xlabel('temps $t$')
plt.title('Chronogramme')
plt.grid()

```

```

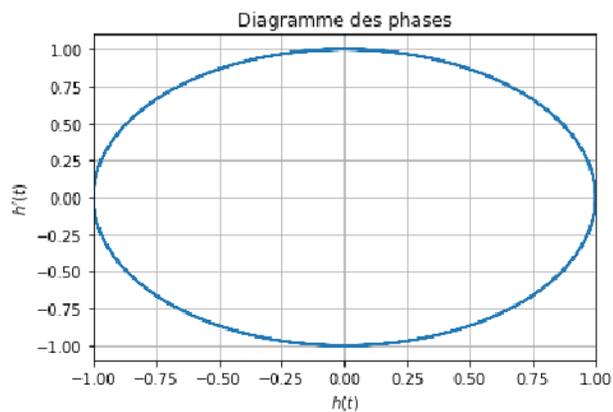
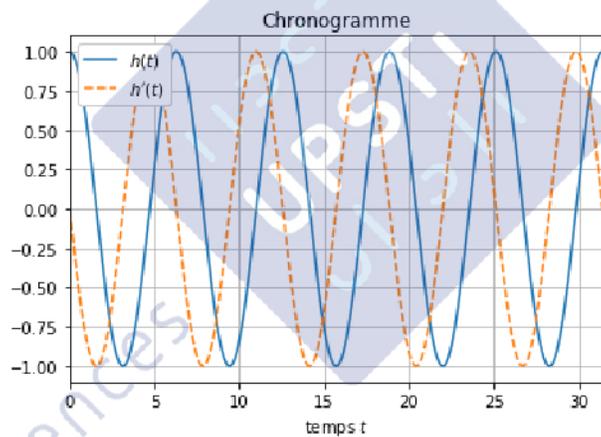
plt.figure()
plt.xlim(-1, 1)
plt.plot(X[0, :], X[1, :])
plt.xlabel('$h(t)$')
plt.ylabel("$h'(t)$")
plt.title('Diagramme des phases')
plt.grid()

```

```

plt.show()

```



c) Visuellement les chronogrammes sont sinusoidaux et le diagramme de phase elliptique. On peut donc conclure que la méthode de Range-Kutta est meilleure que la méthode d'Euler.

Nous n'avons pas assez d'information pour voir si cette méthode est vraiment stable. En affichant le chronogramme sur une durée beaucoup plus longue, on constate que la solution numérique reste sinusoidale en gardant un pas de temps constant (voir ci-dessous). En revanche elle ne l'est pas en augmentant le pas de temps

```
In [7]: # Constantes paramétriques
npoints=2**10 * 20 # index maximal des tableaux
tporte=100*2*np.pi # durée d'affichage plus longue
X0=[1.,0] # conditions initiales

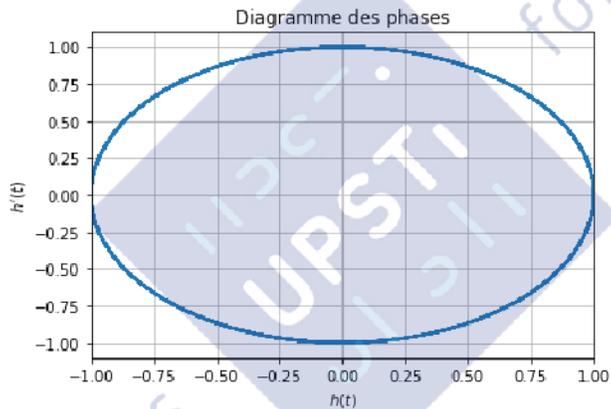
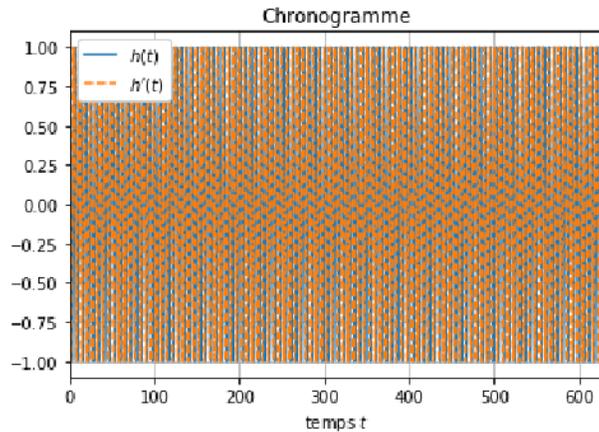
#Initialisation des tableaux
t=np.linspace(0,tporte,npoints+1) # temps
tau=t[1]-t[0]
X=np.zeros((2,npoints+1),dtype=float) # h et h'

# Algorithme de Range-Kutta d'ordre 2
X[:,0]=X0 # initialisation
A = np.array([[0, 1], [-1, 0]]) # matrice A
for i in range(npoints): # Calcul iteratif
    K1 = A.dot(X[:,i])
    K2 = A.dot(X[:,i] + tau * K1)
    X[:,i+1] = X[:,i] + tau / 2 * (K1 + K2)

plt.figure()
plt.xlim(t[0], t[-1])
plt.plot(t, X[0, :], label="$h(t)$")
plt.plot(t, X[1, :], '--', label="$h'(t)$")
plt.legend(loc='upper left', framealpha=1)
plt.xlabel('temps $t$')
plt.title('Chronogramme')
plt.grid()

plt.figure()
plt.xlim(-1, 1)
plt.plot(X[0, :], X[1, :])
plt.xlabel('$h(t)$')
plt.ylabel("$h'(t)$")
plt.title('Diagramme des phases')
plt.grid()

plt.show()
```



11°) Méthode stable

```
In [8]: # Constantes paramétriques
        npoints=2**12 # index maximal des tableaux modifié pour correspondre aux tracés
        tporte=100*2*np.pi # durée d'affichage
        X0=[1.,0] # conditions initiales

        #Initialisation des tableaux
        t=np.linspace(0,tporte,npoints+1) # temps
        tau=t[1]-t[0]
        X=np.zeros((2,npoints+1),dtype=float) # h et h'

        # Algorithme XXX
        X[:,0]=X0 # initialisation
        A=np.array([[0, 1], [-1, -tau]]) # matrice de couplage
        M=np.identity(2)+tau*A # matrice d'evolution
```

```

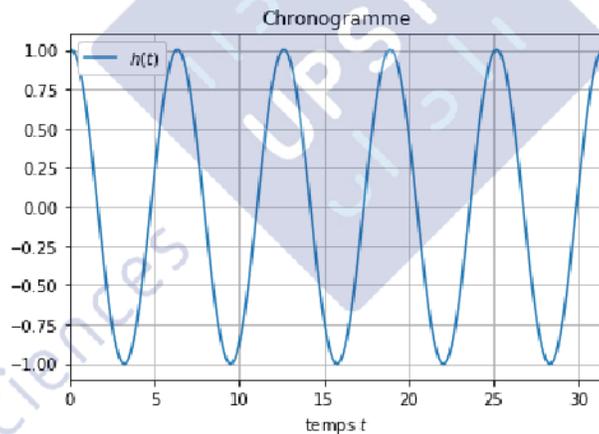
for i in range(npoints): # Calcul iteratif
    X[:,i+1] = M.dot(X[:,i])

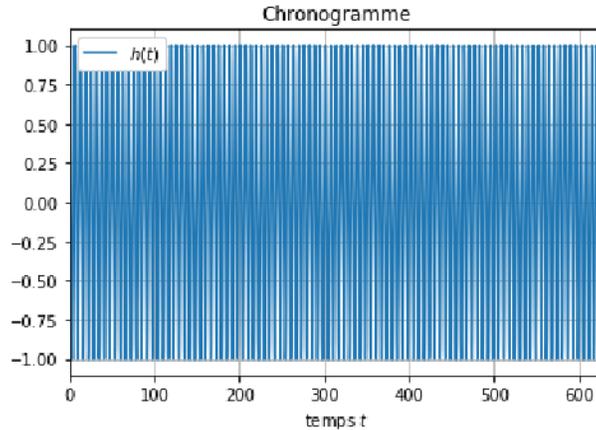
plt.figure()
plt.xlim(t[0], t[205])
plt.plot(t[:206], X[0, :206], label="$h(t)$")
plt.legend(loc='upper left', framealpha=1)
plt.xlabel('temps $t$')
plt.title('Chronogramme')
plt.grid()

plt.figure()
plt.xlim(t[0], t[-1])
plt.plot(t, X[0, :], label="$h(t)$")
plt.legend(loc='upper left', framealpha=1)
plt.xlabel('temps $t$')
plt.title('Chronogramme')
plt.grid()

plt.show()

```





a)

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -\tau \end{bmatrix}$$

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \tau \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -\tau \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ -\tau & 1 - \tau^2 \end{bmatrix}$$

$$X[n+1] = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ -\tau & 1 - \tau^2 \end{bmatrix} \cdot X[n] = X[n] + \begin{bmatrix} 0 & \tau \\ -\tau & -\tau^2 \end{bmatrix} \cdot X[n]$$

b) Avec l'équation précédente on peut écrire :

$$X[n+1] = X[n] + \tau \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -\tau \end{bmatrix} \cdot X[n] = X[n] + \tau \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \cdot X[n] - \tau^2 \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot X[n]$$

le terme en τ^2 ne correspond pas à une dérivée seconde de X , c'est un terme négligeable.

La méthode est donc d'ordre 1.

La méthode semble stable car pour une durée de simulation relativement longue, la solution reste sinusoïdale bornée.

I.4 Discrétisation spatiale du problème (~15%)

$$\Delta u = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = -\lambda \cdot u$$

avec $\lambda > 0$

On pose également le pas dimensionnel $d = \frac{L}{N}$ avec N le nombre de segments du maillage.

12°) Equation adimensionnée

$$X = \frac{x}{L} \times N, \quad Y = \frac{y}{L} \times N, \quad U(X, Y) = u(x, y)$$

$$\Delta U = \frac{\partial^2 U}{\partial X^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial Y^2} = -\lambda' \cdot U$$

Expression de λ' :

On a écrit à la question 6 :

$$\frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial y^2} = \frac{-\omega^2}{c^2} \cdot u(x, y) = -\lambda \cdot u$$

$$\frac{\partial^2 U}{\partial X^2} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \cdot \frac{L^2}{N^2} \text{ et } \frac{\partial^2 U}{\partial Y^2} = \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \cdot \frac{L^2}{N^2} \Leftrightarrow \lambda' = \frac{\omega^2 L^2}{c^2 N^2} \Leftrightarrow \lambda' = \frac{\omega^2 d^2}{c^2}$$

Le nouveau pas de discrétisation est égal à 1.

13°) Discrétisation autour d'un point central

a)

$$U_{i-1,j} = U_{i,j} + (X_{i-1} - X_i) \cdot \frac{\partial U}{\partial X} + \frac{(X_{i-1} - X_i)^2}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial X^2} + o\left(\frac{\partial^2 U}{\partial X^2}\right) \approx U_{i,j} - \frac{\partial U}{\partial X} + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial X^2}$$

b)

$$\begin{cases} U_{i-1,j} \approx U_{i,j} - \frac{\partial U}{\partial X} + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial X^2} \\ U_{i+1,j} \approx U_{i,j} + \frac{\partial U}{\partial X} + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial X^2} \\ U_{i,j-1} \approx U_{i,j} - \frac{\partial U}{\partial Y} + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial Y^2} \\ U_{i,j+1} \approx U_{i,j} + \frac{\partial U}{\partial Y} + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial Y^2} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} U_{i-1,j} - U_{i,j} + \frac{\partial U}{\partial X} \approx \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial X^2} \\ U_{i+1,j} - U_{i,j} - \frac{\partial U}{\partial X} \approx \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial X^2} \\ U_{i,j-1} - U_{i,j} + \frac{\partial U}{\partial Y} \approx \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial Y^2} \\ U_{i,j+1} - U_{i,j} - \frac{\partial U}{\partial Y} \approx \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial Y^2} \end{cases}$$

En sommant les 4 équations on obtient :

$$\Delta U \approx U_{i-1,j} + U_{i+1,j} + U_{i,j-1} + U_{i,j+1} - 4 \cdot U_{i,j} = -\lambda' \cdot U_{i,j}$$

14°) Discrétisation autour des bords

a) Côté vertical (X_0, Y_j)

$$\Delta U \approx U_{i+1,j} + U_{i,j-1} + U_{i,j+1} - 4 \cdot U_{i,j}$$

b) Côté horizontal (X_i, Y_0)

$$\Delta U \approx U_{i-1,j} + U_{i+1,j} + U_{i,j+1} - 4 \cdot U_{i,j}$$

c) Coin (X_0, Y_0)

$$\Delta U \approx U_{i+1,j} + U_{i,j+1} - 4 \cdot U_{i,j}$$

d) Dans ce cas les bords ont été considérés comme libres.


```

for i in range(n):
    M[i*n:(i+1)*n, i*n:(i+1)*n] = A.copy() # On copie A sur les blocs diagonaux
    if i < n-1:
        M[(i)*n:(i+1)*n, (i+1)*n:(i+2)*n] = In.copy() #On met les matrices identité
        M[(i+1)*n:(i+2)*n, (i)*n:(i+1)*n] = In.copy()
return M # renvoie la matrice M

def genereA(N):
    """Fonction dont l'objectif est de renvoyer A
    à partir de N
    Fonction non demandée dans l'énoncé et supposée disponible"""
    A = np.zeros(shape=(N+1, N+1))
    for i in range(N+1):
        A[i,i] = 4
        if i < N:
            A[i, i+1] = -1
            A[i+1, i] = -1
    return A

N = 5
A = genereA(N)
print(A)
M = genereM(A)
print(M)

```

```

[[ 4. -1.  0.  0.  0.  0.]
 [-1.  4. -1.  0.  0.  0.]
 [ 0. -1.  4. -1.  0.  0.]
 [ 0.  0. -1.  4. -1.  0.]
 [ 0.  0.  0. -1.  4. -1.]
 [ 0.  0.  0.  0. -1.  4.]]

[[ 4. -1.  0. ...  0.  0.  0.]
 [-1.  4. -1. ...  0.  0.  0.]
 [ 0. -1.  4. ...  0.  0.  0.]
 ...
 [ 0.  0.  0. ...  4. -1.  0.]
 [ 0.  0.  0. ... -1.  4. -1.]
 [ 0.  0.  0. ...  0. -1.  4.]]

```

I.5 Méthode de la puissance itérée (~ 10%)

16°)

$$\|M\| = \max |m_{ij}| \forall i, j \in [0 \dots n-1, 0 \dots p-1]$$

a)

```
In [10]: def normeM(M):
         """Fonction dont l'objectif est de renvoyer
         la norme de M à partir de M"""
         n, p = M.shape #dimensions de M
         r = 0
         for i in range(n):
             for j in range(p):
                 if abs(M[i, j]) > r:
                     r = abs(M[i, j])
         return r # norme de M
```

b)

$$F^* = \frac{F}{\|F\|}$$

```
In [11]: def normevecteur(F):
         Fn = F * 1 / normeM(F)
         return Fn # vecteur normé
```

17°)

$$F_{p+1} = \frac{M \cdot F_p}{\|M \cdot F_p\|}$$

a)

```
In [12]: def puissanceiter(M,p):
         n, m = M.shape
         Fp = rd.rand(n,1)
         for i in range(1, p): # le pième vecteur est celui d'indice p-1
             Fp = normevecteur(M.dot(Fp))
         return Fp #pième vecteur
```

b)

```
In [13]: def iterstabilise(M,er):
         n, p = M.shape
         F = rd.rand(n,1)
         Fp = normevecteur(M.dot(F))
         while normeM(Fp - F) > er:
             F = normevecteur(M.dot(F))
             Fp = normevecteur(M.dot(F))
         F = normevecteur(M.dot(F))
         return F # vecteur stabilisé
```

c) Le variant de boucle est une expression dont la valeur varie à chaque itération. Ici c'est l'expression $\text{normeM}(\text{normevecteur}(M \cdot \text{dot}(F)) - F)$.

Un invariant de boucle est une propriété qui si elle est vraie avant l'exécution d'une itération, elle reste vraie après l'exécution de cette itération.

18°) Vecteur et valeur propre principaux

a)

```
In [14]: N = 4
         A = genereA(N)
         M = genereM(A)
         F = iterstabilise(M, 10**-5)
         lambdap = F.transpose().dot(M.dot(F))[0][0]
         print(lambdap)

         M = np.array([[1.36, 0.56],[0.14,0.94]])
         F = iterstabilise(M, 10**-5)
         print(F)
         lambdap = (M.dot(F))[0][0] / F[0][0]
         print(lambdap)
```

```
67.17691522821627
[[1.          ]
 [0.25000619]]
1.5000034647135063
```

b) La fréquence propre associée à la valeur λ' est :

$$\lambda' = \frac{\omega^2 L^2}{c^2 N^2} = \frac{4\pi^2 f^2 L^2}{c^2 N^2} \Leftrightarrow f = \frac{cN}{2\pi L} \sqrt{\lambda'}$$

I.6 Représentation graphique (~ 5)

```
In [15]: #librairies complémentaires
         from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
         from matplotlib import cm

         def graphe(Z):
             n=Z.shape[0]
             X=Y = np.arange(n)
             X, Y = np.meshgrid(X, Y)

             fig = plt.figure(0, figsize=(10,8))
             ax = fig.gca(projection='3d')
             surf = ax.plot_surface(X, Y, Z,rstride=1,cstride=1,cmap=cm.Spectral_r, linewidth=0,
             ax.set_zlim(-1, 1)
             fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10)
             plt.tight_layout()

             fig1=plt.figure(1, figsize=(6,6))
             cont=plt.contour(Z,np.arange(21)/10-1,cmap=cm.Spectral_r)
             plt.clabel(cont, cont.levels, inline=True, fmt='%1.1f', fontsize=10)
```

```
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('y')
plt.title('Courbes de niveau')
plt.tight_layout()
plt.show()
```

19°)

$$Z = \begin{pmatrix} U_{00} & \cdots & U_{0j} & \cdots & U_{0n} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ U_{i0} & \cdots & U_{ij} & \cdots & U_{in} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ U_{n0} & \cdots & U_{nj} & \cdots & U_{nn} \end{pmatrix}$$

```
In [16]: def transforme(F):
         n = F.shape[0]
         n = int(np.sqrt(n))
         Z = F.reshape(n, n)
         return Z # matrice des valeurs U
```

20°) Tracé graphique

Commentaire sur les courbes On a choisi une discrétisation avec $n = 100$ d'où le tracé sur l'intervalle $(x, y) \in [0, 100]^2$. Par ailleurs on a normalisé les déplacements tels qu'ils restent inférieurs à 1 en valeur absolue.

1.7 Distribution des valeurs propres (~ 15%)

21°)

a) Une recherche de valeur dans un tableau non trié a une complexité asymptotique en $\mathcal{O}(n)$, il faut comparer chaque terme du tableau à la valeur recherchée.

b)

```
In [18]: def recherche(valpropre, v, er):
         i = 0
         r = False
         while not r and i < len(valpropre):
             r = abs(v - valpropre[i]) < er
             i += 1
         return r # booléen
```

c) **Complexité dichotomie** La complexité asymptotique d'une recherche dichotomique dans un tableau de taille n est $\mathcal{O}(\log n)$

d) Algorithme de dichotomie L'algorithme de dichotomie est le suivant :

1. on compare la valeur recherchée à la valeur médiane du tableau 1. on compare la cible à la valeur médiane du tableau

si elle est supérieure on refait la recherche sur le demi tableau supérieur

si elle est inférieure on refait la recherche sur le demi tableau inférieur
2. on itère ainsi jusqu'à ce que la valeur cible soit égale à la valeur médiane du sous-tableau considéré ou que le sous tableau ne soit plus que de taille 2.

e) Algorithme en python

```
In [19]: def recherchedicho(valpropre, v, er): # proposition avec prise en compte de l'erreur de
        """
        Recherche dichotomique de présence d'une valeur dans un tableau trié par ordre croissant
        """
        a = 0
        b = len(valpropre) - 1
        r = False
        mil = int((a + b) / 2) # indice milieu entre a et b
        while (b - a) > 1:
            if abs(v - valpropre[mil]) < er: # On regarde si on a trouvé la valeur
                return True
            elif v - valpropre[mil] > 0:
                a = mil # on change la borne inférieure
            else:
                b = mil # on change la borne supérieure
            mil = (a + b) // 2 # on calcule le nouvel indice milieu
        return r # booléen
```

22°)

a) Recherche de la présence de valeurs propres dans une plage donnée Difficile d'utiliser la fonction de recherche précédente qui ne renvoie qu'un booléen. On ne donne pas de précision numérique, il n'est donc pas possible de connaître l'ensemble des valeurs à tester par dichotomie. En revanche une recherche dichotomique qui nous donnerait l'indice de la première valeur supérieure à valmin et l'indice de la dernière valeur inférieure à valmax pourrait être utile. On propose ici la solution où l'on connaîtrait la précision prise arbitrairement égale à 10^{-5} .

```
In [20]: def rechercheplagedicho(valpropre, valmin, valmax):
        V = np.arange(valmin, valmax, 10**-5)
        valselect = []
        for v in V:
            if recherchedicho(valpropre, v, 10**-5):
                V.append(v)
        return np.array(V)
```

b) Utilisation de numpy

```
In [21]: def valsearch(valpropre, valmin, valmax):  
         mask=(valpropre>valmin) * (valpropre<valmax)  
         return valpropre[mask]
```

`valpropre>valmin` renvoie une liste de booléens de la longueur de `valpropre` dont les termes sont `True` si la condition est vraie et `False` sinon.

Il en est de même pour `valpropre<valmax`

Le produit des 2 termes est un produit de booléens termes à termes. On a donc `mask` qui est une liste de booléens de la taille de `valpropre` et dont les termes valent `True` lorsque les 2 conditions sont respectées et `False` sinon.

`valpropre[mask]` renvoie donc seulement les termes de `valpropre` correspondant aux indices de `mask` dont les valeurs sont `True`.

c) complexité La complexité asymptotique de ce code est en $\mathcal{O}(n)$ car on compare 1 fois chaque terme à `valmin` et `valmax`

d) comparaison L'algorithme proposé utilisant la dichotomie a une complexité en $\mathcal{O}(m \log n)$ où m est le nombre de valeurs testées entre `valmin` et `valmax` et n la taille de `valpropre`. Pour une précision correcte et si la plage entre `valmin` et `valmax` est grande, m devient très grand et

$$m \log n \gg n$$