

Projet Black-Scholes

Cotel Erwan, Hussein Mohamad Ali, Caputo Manon

A. Qu'est-ce que le modèle de Black-Scholes ?

a. Définitions :

L'équation de **Black Scholes** pour une option V s'écrit :

$$\frac{\partial V}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 V}{\partial S^2} + rS \frac{\partial V}{\partial S} - rV = 0$$

On notera également :

- σ la volatilité du prix de l'action ;
- E le prix d'exercice fixé par l'option (appelé aussi le strike price);
- T le temps qui reste à l'option avant son échéance ;
- r le taux d'intérêt sans risque.

b. Options Call et Put :

Pour un call le prix de cette option $C(S, T)$ vérifie :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 C}{\partial S^2} + rS \frac{\partial C}{\partial S} - rC = 0, \\ C(0, t) = 0, \\ C(S, t) \sim S, S \rightarrow +\infty \\ C(S, T) = \max(S - E, 0), \forall S \end{array} \right.$$

Pour un put le prix de cette option $P(S, T)$ vérifie :

$$\begin{cases} \frac{\partial P}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 P}{\partial S^2} + rS \frac{\partial P}{\partial S} - rP = 0, \\ P(0, t) = E e^{-\int_t^T r(\tau) d\tau}, \\ \text{for all } t \ P(S, t) \rightarrow 0, \ S \rightarrow +\infty \\ P(S, T) = \max(E - S, 0), \ \text{for all } S \end{cases}$$

B. Approche Numérique

Pour supprimer les termes S et S^2 on effectue un changement de variable : $x = \ln(S/E)$,

$$t = T - \frac{\tau}{\frac{1}{2}\sigma^2}, \ C = E v(x, \tau) \text{ et } k = \frac{r}{\frac{1}{2}\sigma^2}. \text{ On obtient alors :}$$

$$\frac{\partial v}{\partial \tau} = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + (k-1) \frac{\partial v}{\partial x} - k v,$$

La 3-ème condition limite du call devient $v(x,0) = \max(e^x - 1, 0)$, On pose maintenant $v(x, \tau) = e^{\alpha x + \beta \tau} u(x, \tau)$ L'équation donne une simplification des termes en u et $\frac{\partial u}{\partial x}$ si α et β vérifie les conditions : $\alpha = \frac{1}{2}(1 - k)$, $\beta = \alpha^2 + (k - 1)\alpha - k$, et $v(x, \tau) = e^{\alpha x + \beta \tau} u(x, \tau)$ Ce qui donne u solution de la l'équation de la chaleur :

$$\frac{\partial u}{\partial \tau} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}$$

Maintenant grâce à cette simplification nous allons modéliser cette équation avec les DF. Le schéma pour l'EDP de la chaleur avec les conditions de bords Dirichlet homogène est :
$$\begin{cases} \frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta \tau} + \frac{2u_j^n - u_{j+1}^n - u_{j-1}^n}{\Delta x^2} = 0, \text{ for all } j = 1, \dots, N, \\ u_0^{n+1} = 0, \text{ et } u_{N+1}^{n+1} = e^{\frac{(k+1)(N+1)}{2}}. \end{cases}$$
 Soit avec l'expression de λ où $\lambda = \frac{\Delta \tau}{\Delta x^2}$:
$$\begin{cases} u_j^{n+1} - u_j^n + \lambda(2u_j^n - u_{j+1}^n - u_{j-1}^n) = 0, \text{ for all } j = 1, \dots, N, \\ u_0^{n+1} = 0, \text{ et } u_{N+1}^{n+1} = e^{\frac{(k+1)(N+1)}{2}}. \end{cases}$$

\rightarrow

$$\begin{cases} u_j^{n+1} = (1 - 2\lambda) u_j^n + \lambda u_{j+1}^n + \lambda u_{j-1}^n, \text{ for all } j = 1, \dots, N, \\ u_0^{n+1} = 0, \text{ et } u_{N+1}^{n+1} = e^{\frac{(k+1)(N+1)}{2}}. \end{cases}$$

On implémente ce schéma dans le code suivant et s'inspirant des codes qu'on a pu faire lors du TP2 de l'équation de la chaleur : La solution étant l'option call elle doit être nécessairement croissante

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm
from matplotlib.ticker import FuncFormatter

# Fonction de résolution
def Resolution_Exp(N, M, mu, tf, L, sig, r):
    """
    Résolution numérique de l'équation de diffusion 1D avec un schéma
    explicite.

    Paramètres :
    N : Nombre de pas de temps
    M : Nombre de points spatiaux
    mu : Coefficient de diffusion
    tf : Temps final
    """
```

```

    L : Longueur du domaine spatial
    k : hit price

Retourne :
    I : Discrétisation temporelle
    J : Discrétisation spatiale
    Un : Solution numérique (N+1, M)
"""
k=2*r/(sig*sig)
dt = tf / N # Pas de temps
dx = L / (M - 1) # Pas d'espace
lambd = mu * dt / dx**2 # Coefficient CFL

if lambd > 0.5:
    raise ValueError(f"Le schéma est instable pour lambda = {lambd:.2f}. Réduisez dt ou augmentez M.")

# Discrétisation spatiale et temporelle
I = np.linspace(0, tf, N+1) # Temps
J = np.linspace(0, L, M) # Espace

# Initialisation de la solution
Un = np.zeros((N+1, M)) # Solution (temps, espace)

# Condition limite : f
Un[0, :] = np.max((np.exp(((k+1)/2)*J)-np.exp(((k-1)/2)*J)),0 )

# Construction de la matrice pour le schéma explicite
A = np.eye(M) # Matrice identité
for i in range(1, M-1):
    A[i, i-1] = lambd
    A[i, i+1] = lambd
    A[i, i] = 1 - 2 * lambd

# Boucle en temps
for n in range(N):
    Un[n+1, 1:-1] = A[1:-1, 1:-1] @ Un[n, 1:-1]

#Un[N, M-1]=np.exp(((k+1)*(N)/2)) #+(M*(k+1)**2)/4)

return I, J, Un

# version origines confondus
# Résolution avec les paramètres donnés
I, J, Un = Resolution_Exp(N=110, M=10, mu=1, tf=0.5, L=1,
sig=0.3,r=0.06)

# Affichage en 3D

```

```

fig, ax = plt.subplots(subplot_kw={"projection": "3d"}, figsize=(10,
7))

II, JJ = np.meshgrid(I, J)

surf = ax.plot_surface(II.T, JJ.T, Un, cmap=cm.coolwarm, # Notez le
`.T` pour aligner les dimensions
                        linewidth=0, antialiased=False)
ax.set_xlim(0.5, 0)
ax.set_ylim(0,1)
# Formater l'axe Z avec deux décimales
ax.zaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(lambda x, _: f"{x:.2f}"))

fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10, label="u(x, t)")

# Labels des axes
ax.set_xlabel("Temps (t)")
ax.set_ylabel("Espace (x)")
ax.set_zlabel("Amplitude (u)")

# Titre
ax.set_title("Équation de la chaleur Euler explicite")

# Afficher
plt.show()

# origines non confondues
# Résolution avec les paramètres donnés
I, J, Un = Resolution_Exp(N=110, M=10, mu=1, tf=0.5, L=1,
sig=0.3, r=0.06)

# Affichage en 3D
fig, ax = plt.subplots(subplot_kw={"projection": "3d"}, figsize=(10,
7))

# Générer les grilles pour l'affichage
II, JJ = np.meshgrid(I, J)

# Création de la surface
surf = ax.plot_surface(II.T, JJ.T, Un, cmap=cm.coolwarm, # Notez le
`.T` pour aligner les dimensions
                        linewidth=0, antialiased=False)

# Formater l'axe Z avec deux décimales
ax.zaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(lambda x, _: f"{x:.2f}"))

# Ajout d'une barre de couleur
fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10, label="u(x, t)")

```

```

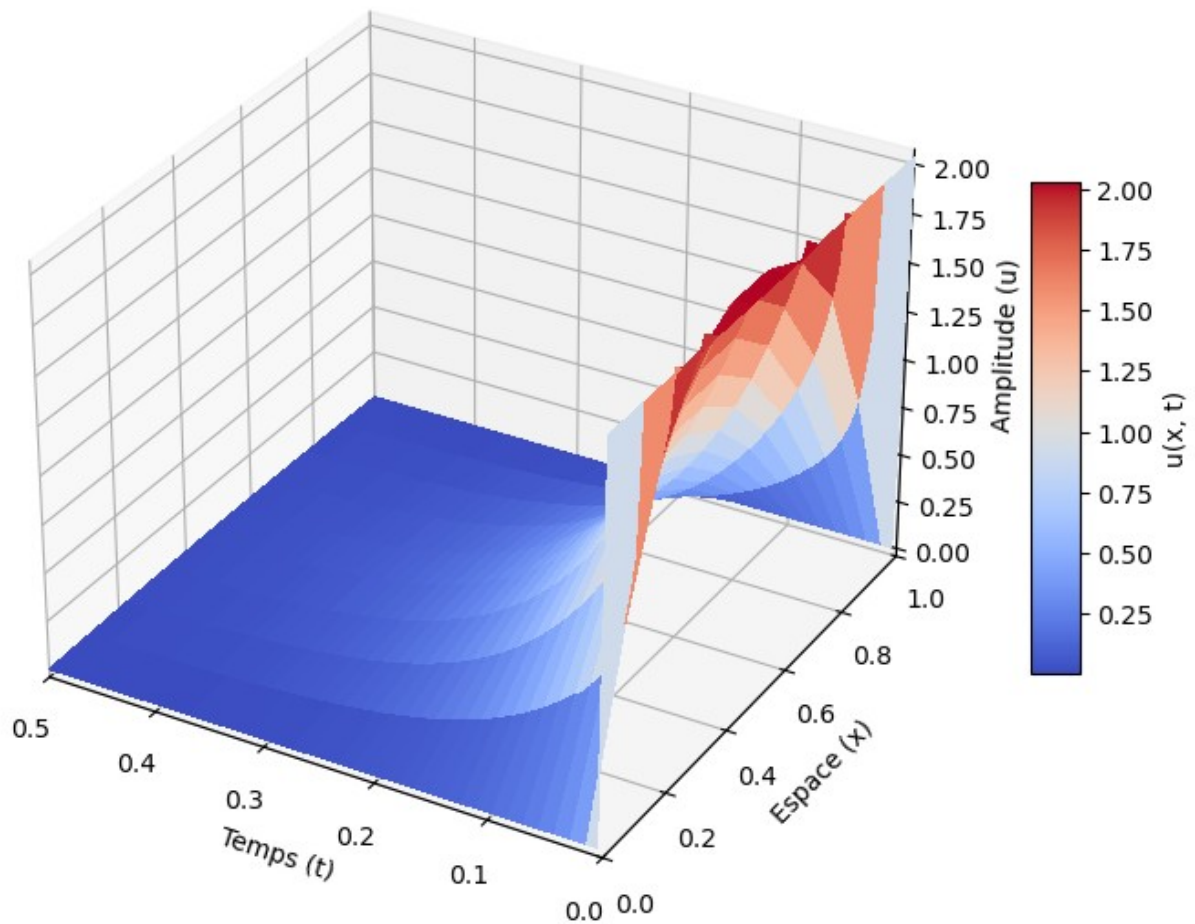
# Labels des axes
ax.set_xlabel("Temps (t)")
ax.set_ylabel("Espace (x)")
ax.set_zlabel("Amplitude (u)")

# Titre
ax.set_title("Équation de la chaleur Euler explicite")

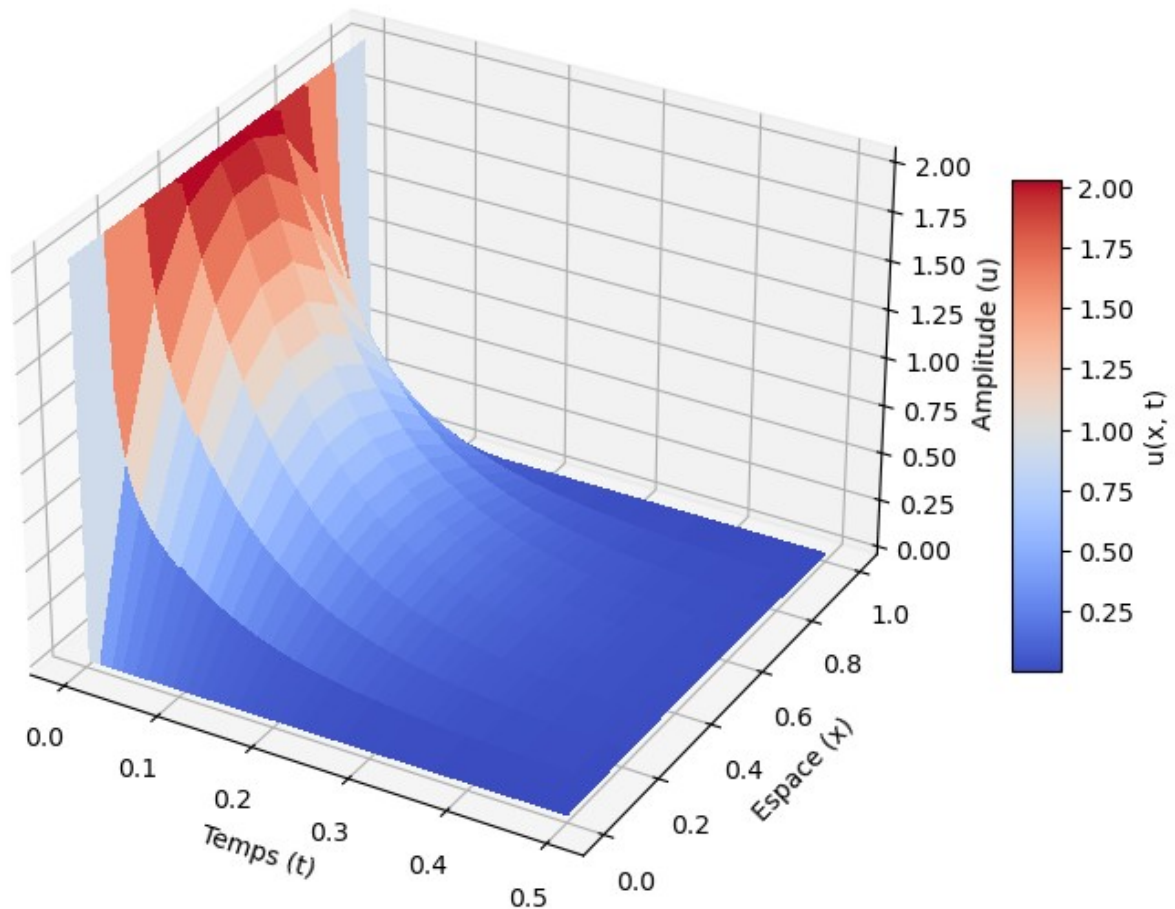
# Afficher
plt.show()

```

Équation de la chaleur Euler explicite



Équation de la chaleur Euler explicite



On observe que la solution n'a pas les caractéristiques attendu car elle ne croit pas fonction de la variable d'espace. On améliore le code par la suite :

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm
from matplotlib.ticker import FuncFormatter
import scipy.stats as st

# Fonction de résolution
def Resolution_Exp2(N, M, mu, tf, L, sig, r):
    k = 2 * r / (sig * sig)
    dt = tf / N # Pas de temps
    dx = L / (M - 1) # Pas d'espace
    lambd = mu * dt / dx**2 # Coefficient CFL

    if lambd > 0.5:
        raise ValueError(f"Le schéma est instable pour lambda =
```

```

{lambd:.2f}. Réduisez dt ou augmentez M.")

# Discrétisation spatiale et temporelle
I = np.linspace(0, tf, N+1) # Temps
J = np.linspace(0, L, M)    # Espace

# Initialisation de la solution
Un = np.zeros((N+1, M)) # Solution (temps, espace)

# Condition initiale
Un[0, :] = np.maximum(np.exp(((k+1)/2)*J) - np.exp(((k-1)/2)*J),
0)

# Boucle en temps
for n in range(N):
    for j in range(1, M-1):
        Un[n+1, j] = (1 - 2 * lambd) * Un[n, j] + lambd * (Un[n,
j+1] + Un[n, j-1])

    # Conditions aux limites
    Un[n+1, 0] = 0
    Un[n+1, -1] = np.exp(((k+1)/2) * J[-1])

return I, J, Un

# Résolution avec les paramètres donnés
I, J, Un = Resolution_Exp(N=11000, M=100, mu=1, tf=0.5, L=1,
sig=0.3, r=0.06)

# Affichage en 3D
fig, ax = plt.subplots(subplot_kw={"projection": "3d"}, figsize=(10,
7))

# Générer les grilles pour l'affichage
II, JJ = np.meshgrid(I, J)

# Création de la surface
surf = ax.plot_surface(II.T, JJ.T, Un, cmap=cm.coolwarm, # Notez le
`.T` pour aligner les dimensions
linewidth=0, antialiased=False)
ax.set_xlim(0.5, 0)
ax.set_ylim(0,1)
# Formater l'axe Z avec deux décimales
ax.zaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(lambda x, _: f"{x:.2f}"))

# Ajout d'une barre de couleur
fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10, label="u(x, t)")

# Labels des axes
ax.set_xlabel("Temps (t)")

```

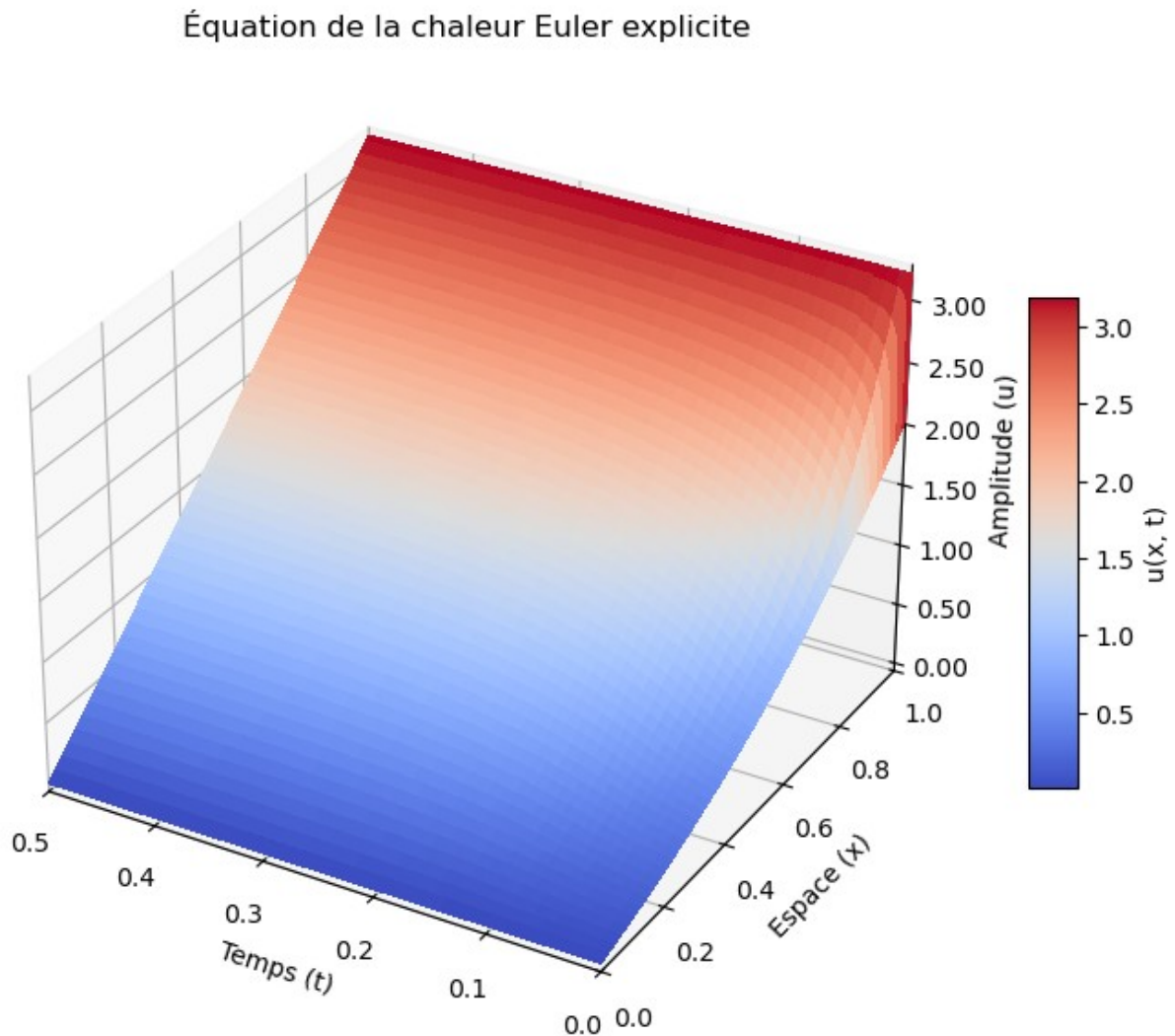
```

ax.set_ylabel("Espace (x)")
ax.set_zlabel("Amplitude (u)")

# Titre
ax.set_title("Équation de la chaleur Euler explicite")

# Afficher
plt.show()

```



L'equation a bien la monotonie attendu

__C. Discrétisation de l'équation (*)__

a. Euler Explicite

On s'intéresse par la suite à résoudre l'équation avec l'équation précédent celle de la chaleur :

$$\frac{\partial v}{\partial \tau} = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + (k-1) \frac{\partial v}{\partial x} - kv,$$

On utilise en premier lieu Euler explicite.

```

%% cas centrée

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm
from matplotlib.ticker import FuncFormatter

# Fonction de résolution
def Resolution_Exp(N, M, mu, tf, L, k):
    """
    Résolution numérique de l'équation de diffusion 1D avec un schéma
    explicite.

    Paramètres :
        N : Nombre de pas de temps
        M : Nombre de points spatiaux
        mu : Coefficient de diffusion
        tf : Temps final
        L : Longueur du domaine spatial
        k : hit price

    Retourne :
        I : Discrétisation temporelle
        J : Discrétisation spatiale
        Un : Solution numérique (N+1, M)
    """
    dt = tf / N # Pas de temps
    dx = L / (M - 1) # Pas d'espace
    alpha = mu * dt / dx**2 # Coefficient CFL
    beta = (k-1)*dt/(2*dx)
    gamma = -dt*k

    if alpha > 0.5:
        raise ValueError(f"Le schéma est instable pour lambda = {alpha:.2f}. Réduisez dt ou augmentez M.")

    # Discrétisation spatiale et temporelle
    I = np.linspace(0, tf, N+1) # Temps
    J = np.linspace(0, L, M) # Espace

    # Initialisation de la solution
    Un = np.zeros((N+1, M)) # Solution (temps, espace)

    # Condition initiale : fonction sinusoidale
    Un[0, :] = np.max((np.exp(((k+1)/2)*J) - np.exp(((k-1)/2)*J)), 0 )

```

```

# Construction de la matrice pour le schéma explicite
A = np.eye(M) # Matrice identité
for i in range(1, M-1):
    A[i, i-1] = -(alpha-gamma)
    A[i, i+1] = -(alpha+gamma)
    A[i, i] = 1 - 2 * alpha + gamma

# Boucle en temps
for n in range(N):
    Un[n+1, 1:-1] = A[1:-1, 1:-1] @ Un[n, 1:-1]

return I, J, Un

# Résolution avec les paramètres donnés
I, J, Un = Resolution_Exp(N=110, M=10, mu=1, tf=0.5, L=1, k=1/2)

# Affichage en 3D
fig, ax = plt.subplots(subplot_kw={"projection": "3d"}, figsize=(10, 7))

# Générer les grilles pour l'affichage
II, JJ = np.meshgrid(I, J)

# Création de la surface
surf = ax.plot_surface(II.T, JJ.T, Un, cmap=cm.coolwarm, # Notez le
                        linewidth=0, antialiased=False)

# Formater l'axe Z avec deux décimales
ax.zaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(lambda x, _: f"{x:.2f}"))

# Ajout d'une barre de couleur
fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10, label="u(x, t)")

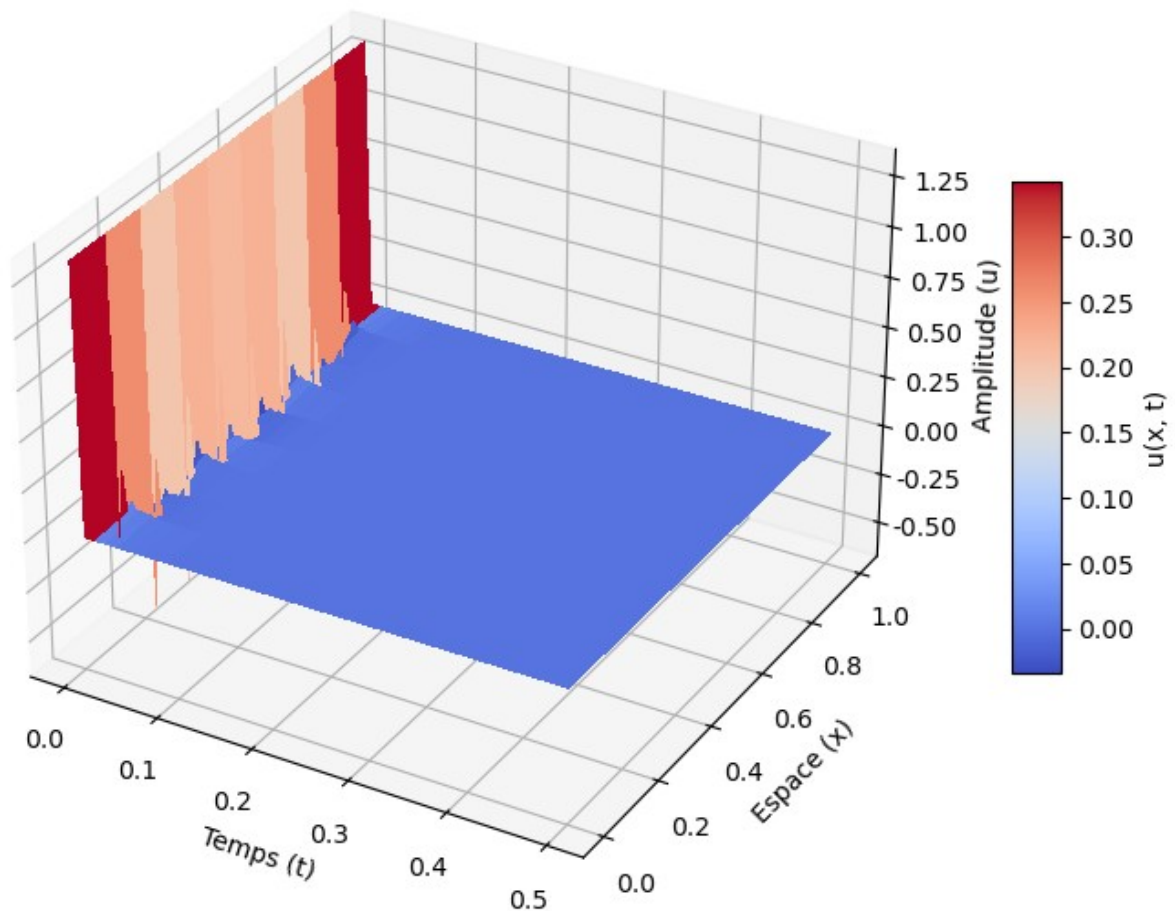
# Labels des axes
ax.set_xlabel("Temps (t)")
ax.set_ylabel("Espace (x)")
ax.set_zlabel("Amplitude (u)")

# Titre
ax.set_title("Black Scholes Discrétisation centrée")

# Afficher
plt.show()

```

Black Scholes Discrétisation centrée



On observe qu'une méthode explicite se révèle instable

b. Méthodes implicites équation et dérivées premières centrées et décentrées aux sens des DF

$$\frac{\partial v}{\partial \tau} = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + (k-1) \frac{\partial v}{\partial x} - k v,$$

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm
from matplotlib.ticker import FuncFormatter
```

```
# Fonction de résolution
def Resolution_Exp(N, M, mu, tf, L, k):
    """
```

Résolution numérique de l'équation de diffusion 1D avec un schéma explicite.

Paramètres :

N : Nombre de pas de temps
M : Nombre de points spatiaux
mu : Coefficient de diffusion
tf : Temps final
L : Longueur du domaine spatial
k : hit price

Retourne :

I : Discrétisation temporelle
J : Discrétisation spatiale
Un : Solution numérique (*N*+1, *M*)

"""

dt = *tf* / *N* # Pas de temps
dx = *L* / (*M* - 1) # Pas d'espace
alpha = *mu* * *dt* / *dx* ** 2 # Coefficient CFL
beta = (*k* - 1) * *dt* / (2 * *dx*)
gamma = -*dt* * *k*

if *alpha* > 0.5:
 raise ValueError(f"Le schéma est instable pour lambda =
{*alpha*:.2f} > 0.5. Réduisez *dt* ou augmentez *M*.")

if *gamma* > 1:
 raise ValueError(f"Le schéma est instable pour gamma = *k***dt* =
{*gamma*:.2f} > 1. Réduisez *dt* ou augmentez *M*.")

Discrétisation spatiale et temporelle
I = np.linspace(0, *tf*, *N* + 1) # Temps
J = np.linspace(0, *L*, *M*) # Espace

Initialisation de la solution
Un = np.zeros((*N* + 1, *M*)) # Solution (temps, espace)

Condition initiale :
for *i* in range(*M*):
 Un[0,*i*] = np.max((np.exp(*J*[*i*]) - 1), 0)

A = np.eye(*M*) # Matrice identité
if *k* - 1 > 0:
 for *i* in range(1, *M* - 1):
 A[*i*, *i* - 1] = -(*alpha* - 2 * *beta*) / (1 + *gamma*)
 A[*i*, *i* + 1] = -(*alpha*) / (1 + *gamma*)
 A[*i*, *i*] = -(1 - 2 * *alpha* + 2 * *beta*) / (1 + *gamma*)

SI *K* - 1 EST NEGATIF

```

if k - 1 < 0:
    for i in range(1, M - 1):
        A[i, i - 1] = -(alpha) / (1 + gamma)
        A[i, i + 1] = -(alpha + 2 * beta) / (1 + gamma)
        A[i, i] = -(1 - 2 * alpha - 2 * beta) / (1 + gamma)

# Boucle en temps
for n in range(N):
    Un[n + 1, 1:-1] = np.abs(A[1:-1, 1:-1] @ Un[n, 1:-1])

return I, J, Un

# Résolution avec les paramètres donnés
I, J, Un = Resolution_Exp(N=11100, M=100, mu=1, tf=0.5, L=1, k=1 / 2)

# Affichage en 3D
fig, ax = plt.subplots(subplot_kw={"projection": "3d"}, figsize=(10, 7))

# Générer les grilles pour l'affichage
II, JJ = np.meshgrid(I, J)

# Création de la surface
surf = ax.plot_surface(II.T, JJ.T, Un, cmap=cm.coolwarm, # Notez le
                        linewidth=0, antialiased=False)
ax.set_xlim(0.5, 0) # t est normalisé entre 0 et 1
ax.set_ylim(0, 1)
# Formater l'axe Z avec deux décimales
ax.zaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(lambda x, _: f"{x:.2f}"))

# Ajout d'une barre de couleur
fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10, label="u(x, t)")

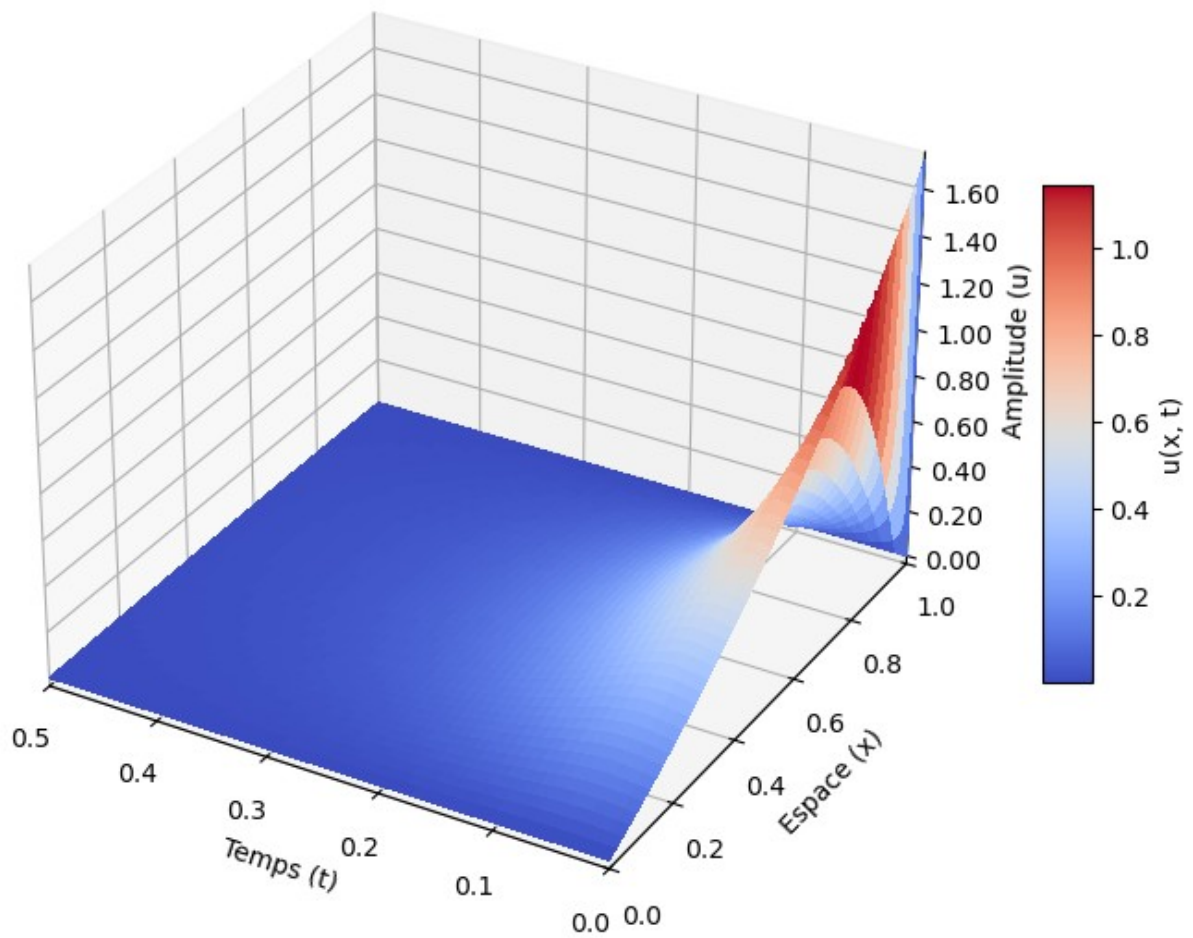
# Labels des axes
ax.set_xlabel("Temps (t)")
ax.set_ylabel("Espace (x)")
ax.set_zlabel("Amplitude (u)")

# Titre
ax.set_title(" Évolution du Call 3D ")

# Afficher
plt.show()

```

Évolution du Call 3D



Avec le terme $(i+1, i, i-1)$ donné par :

$$-\frac{C_i^{n+1} - C_i^n}{\Delta t} + (k-1) \frac{C_{i+1}^{n+1} - C_i^{n+1}}{\Delta x} + \frac{C_{i+1}^{n+1} + C_{i-1}^{n+1} - 2C_i^{n+1}}{\Delta x^2} - k C_i^{n+1} = 0$$

En réorganisant, on obtient :

$$\left(1 + k \Delta t + \frac{(k-1) \Delta t}{\Delta x} + \frac{2 \Delta t}{\Delta x^2}\right) C_i^{n+1} = [a C_{i-1}^{n+1}] + [b C_i^n] + [c C_{i+1}^{n+1}]$$

où :

$$c = \frac{(k-1) \Delta t}{\Delta x} + \frac{\Delta t}{\Delta x^2}, a = \frac{\Delta t}{\Delta x^2}, b = 1$$

Matrice A et Résolution

Matrice A (composée de a, b, c) :

$$A = \frac{1}{(1+k\Delta t)} \begin{pmatrix} b & c & 0 & 0 & \dots & 0 \\ a & b & c & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a & b & c & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \end{pmatrix}$$

Sous forme matricielle, l'équation devient :

$$X^{n+1} = AX^n + B$$

où B représente les termes de bord.

$$B = \frac{1}{(1+k\Delta t)} \begin{pmatrix} aC_0^n \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ cC_M^n \end{pmatrix}$$

```
import numpy as np

def Schema_Crank_Nicholson(N, M, mu=1, tf=0.5, L=1, u_left=0):
    """
    Schéma de Crank-Nicholson pour l'équation de la chaleur.

    Paramètres :
        N : Nombre de pas de temps
        M : Nombre de points en espace
        mu : Coefficient de diffusion
        tf : Temps final
        L : Longueur de l'intervalle spatial
        u0 : Condition initiale (fonction définissant u(x, 0))
        u_left : Condition limite à gauche (x = 0, Dirichlet)
        u_right : Condition limite à droite (x = L, Dirichlet)

    Retourne :
        t : Discrétisation temporelle
        x : Discrétisation spatiale
        U : Matrice contenant la solution à chaque pas de temps
    """
    # Pas de temps et d'espace
    dt = tf / N
    dx = L / (M - 1)
    alpha = mu * dt / (dx ** 2)

    # Vérification de la stabilité
    if alpha <= 0 or alpha > 1:
```

```

        raise ValueError(f"Le schéma est instable pour alpha =
{alpha:.2f}. Ajustez les paramètres.")

# Discrétisations temporelle et spatiale
t = np.linspace(0, tf, N + 1)
x = np.linspace(0, L, M)

u_right = np.exp(x[-1])
# Initialisation de la solution
U = np.zeros((N + 1, M))
for i in range(M):
    U[0,i] = np.max((np.exp(x[i]) - 1), 0) # Condition initiale

# Construction des matrices tridiagonales
A = np.zeros((M, M)) # Matrice pour le système à résoudre
B = np.zeros((M, M)) # Matrice pour le second membre

# Matrice A (1 + alpha sur la diagonale, -alpha/2 sur les bandes
adjacentes)
for i in range(1, M - 1):
    A[i, i - 1] = -alpha / 2
    A[i, i] = 1 + alpha
    A[i, i + 1] = -alpha / 2
A[0, 0] = A[-1, -1] = 1 # Conditions aux limites (Dirichlet)

# Matrice B (1 - alpha sur la diagonale, +alpha/2 sur les bandes
adjacentes)
for i in range(1, M - 1):
    B[i, i - 1] = alpha / 2
    B[i, i] = 1 - alpha
    B[i, i + 1] = alpha / 2
B[0, 0] = B[-1, -1] = 1 # Conditions aux limites (Dirichlet)

# Résolution itérative dans le temps
for n in range(N):
    # Second membre (produit matrice-vecteur)
    b = B @ U[n, :]
    b[0] = (alpha/2)*u_left # Condition limite gauche
    b[-1] = (alpha/2)*u_right # Condition limite droite

    # Résolution du système linéaire
    U[n + 1, :] = np.linalg.solve(A, b)

return t, x, U

# Exemple d'utilisation
L = 1 # Longueur du domaine spatial
tf = 0.5 # Temps final
mu = 1 # Coefficient de diffusion
N = 100 # Nombre de pas de temps

```



```

M = 10 # Nombre de points spatiaux

# Condition initiale (exemple : une fonction gaussienne)
u0 = lambda x: np.maximum(np.exp(x) - 1, 0)

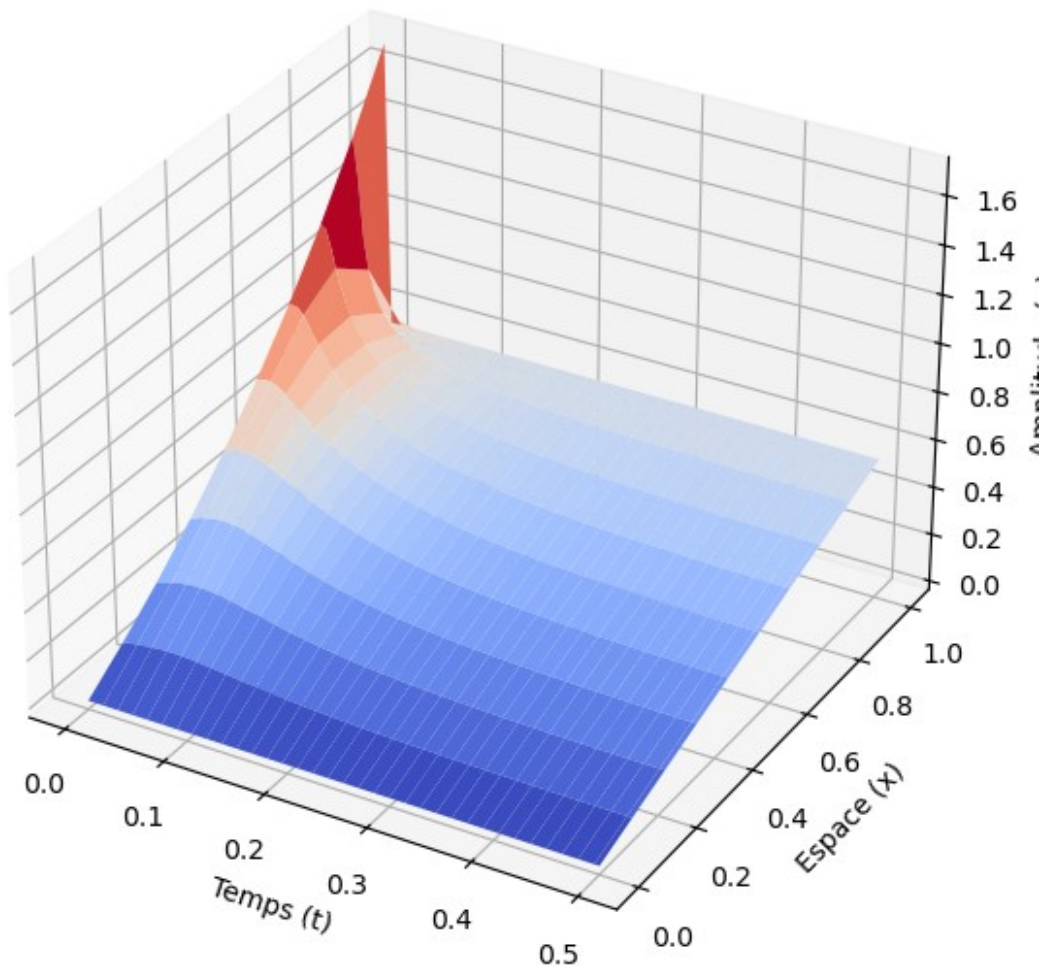
# Résolution avec Crank-Nicholson
t, x, U = Schema_Crank_Nicholson(N, M, mu, tf, L,)

# Affichage des résultats
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm

X, T = np.meshgrid(x, t)
fig = plt.figure(figsize=(10, 7))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')
surf = ax.plot_surface(T, X, U, cmap=cm.coolwarm)
ax.set_xlabel("Temps (t)")
ax.set_ylabel("Espace (x)")
ax.set_zlabel("Amplitude (u)")
plt.title("Évolution de la solution avec Crank-Nicholson")
plt.show()

```

Évolution de la solution avec Crank-Nicholson



```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm
from matplotlib.ticker import FuncFormatter
import scipy.stats as st

def SolutionAn(N, M, mu=1,tf=10 , L=200, r=0.06,sig=0.3,E=100):
    T=tf
    k=2*r/(sig*sig)
    t= np.linspace(0,T,N+1)
    #x=np.linspace(0,L,M)
    S=np.linspace(0,L,M)
    N= lambda y : st.norm.cdf(y , loc = 0, scale = 1) #fonction de
    répartition de la loi normale
```

```

    r1=(1/(sig*np.sqrt(T-t[:, None])))*np.log(S/E) -
(k+1)*sig*np.sqrt(T-t[:, None])
    r2=(1/(sig*np.sqrt(T-t[:, None])))*np.log(S/E) - (k-
1)*sig*np.sqrt(T-t[:, None])

    C = (S/E)*N(r1) - (1/2)*(np.exp(-r*(T-t[:, None])))*N(r2)

    return t/T, S, C

# Résolution avec les paramètres donnés
sig=0.3
E=100
r=0.06
t, S, C = SolutionAn(N=100,M=101,mu=1,tf=1,L=200,r=r,sig=sig,E=E)

# Affichage en 3D
fig, ax = plt.subplots(subplot_kw={"projection": "3d"}, figsize=(10,
7))

# Générer les grilles pour l'affichage
tt, SS = np.meshgrid(t, S)

# Création de la surface
surf = ax.plot_surface(tt.T, SS.T, C, cmap=cm.coolwarm, # Notez le
`.T` pour aligner les dimensions
                        linewidth=0, antialiased=False)
wire = ax.plot_wireframe(tt.T, SS.T, C, color='blue', linewidth=0.5,
alpha=0.5)
# Ajuster les limites pour aligner les origines
ax.set_xlim(1, 0) # t est normalisé entre 0 et 1
ax.set_ylim(0,200) # S est défini de 0 à L
ax.set_zlim(-0.2, 1.8)
# Formater l'axe Z avec deux décimales
ax.zaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(lambda x, _: f"{x:.2f}"))

# Ajout d'une barre de couleur
fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=10, label="C(S,t)")

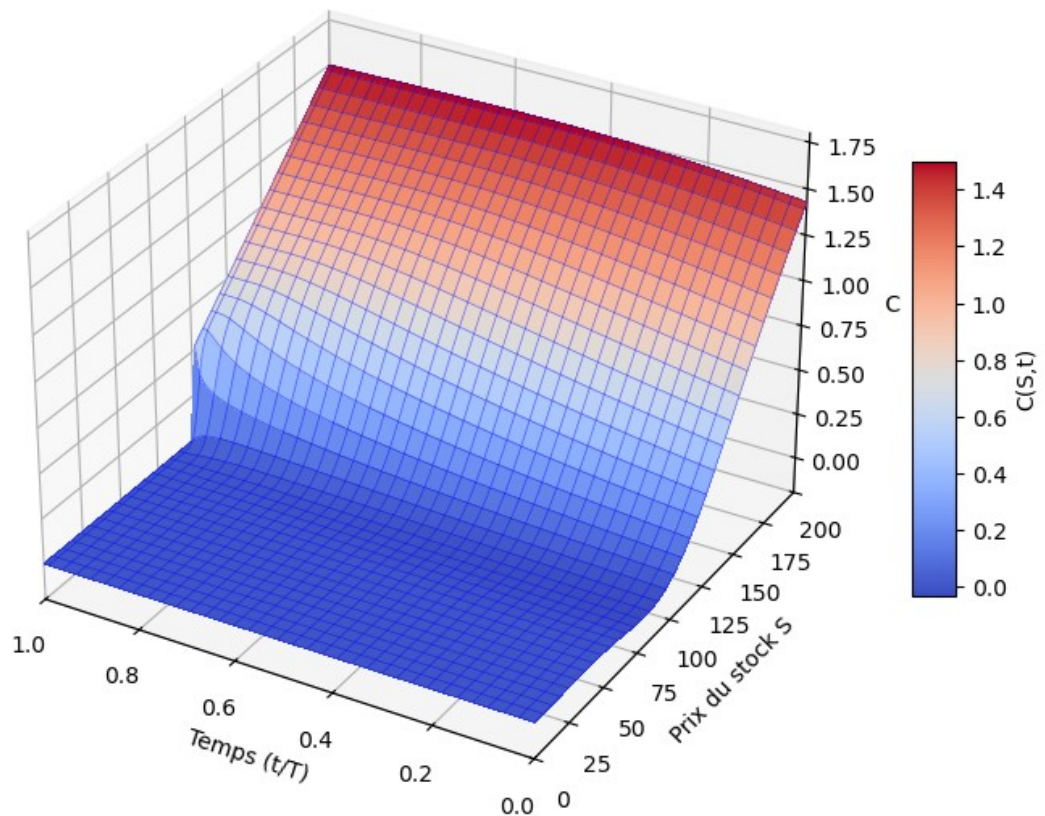
# Labels des axes
ax.set_xlabel("Temps (t/T)")
ax.set_ylabel(" Prix du stock S")
ax.set_zlabel(" C ")

# Titre
ax.set_title(f"Graphique de la solution analytique de Black-Scholes
pour $\sigma$ = {sig}, E = {E} et r = {100*r}% ")

# Afficher
plt.show()

```

Graphique de la solution analytique de Black-Scholes pour $\sigma = 0.3$, $E = 100$ et $r = 6.0\%$



D. Calcul de l'erreur des schéma étudiées

a. Calcul de l'erreur par l'équation de la chaleur

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def erreur_max(SolutionAn, Resolution_Exp, r, sig, tf, L, E,
N_values):
    """
    Calcule l'erreur maximale entre la solution numérique et la
    solution analytique.

    Paramètres :
        SolutionAn : Fonction donnant la solution analytique
        Resolution_Exp : Fonction donnant la solution numérique
        r : Taux d'intérêt
        sig : Volatilité
        tf : Temps final
        L : Longueur du domaine spatial
```

```

    E : Strike price
    N_values : Array contenant les valeurs de discrétisation
temporelle

    Retourne :
        dt_values : Pas de temps associés aux discrétisations
        erreurs_max : Liste des erreurs maximales correspondantes
    """
    erreurs_max = [] # Pour stocker les erreurs maximales
    dt_values = tf / N_values # Pas de temps correspondant

    for N in N_values:
        # Calcul de la solution numérique
        I, J, Un = Resolution_Exp(N=N, M=10, mu=1, tf=tf,
L=L, sig=sig, r=r)

        # Calcul de la solution analytique pour les mêmes instants
temporels et positions spatiales
        t_scaled, S, C_exact = SolutionAn(N=N, M=10, mu=1, tf=tf, L=L,
r=r, sig=sig, E=E)

        # Interpolation pour aligner les grilles (si nécessaire)
        C_numerique = Un[-1, :] # On prend la dernière ligne (t = tf)
        # C_analytique = np.interp(J, S, C_exact[-1, :]) #
Interpolation pour aligner S et J

        # Calcul de l'erreur maximale (norme infinie)
        erreur = np.max(np.abs(C_analytique - C_exact))
        erreurs_max.append(erreur)

    return dt_values, erreurs_max

# Paramètres
sig = 0.3
r = 0.06
tf = 1
L = 200
E = 100
N_values = np.arange(1, 100, 50) # Valeurs de discrétisation
temporelle (pas de temps)

# Calcul des erreurs maximales
dt_values, erreurs_max = erreur_max(SolutionAn, Resolution_Exp, r,
sig, tf, L, E, N_values)

# Affichage du graphe log-log
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.loglog(dt_values, erreurs_max, label="Erreur maximale",
linewidth=1)
plt.xlabel('log(dt)', fontsize=14)

```

```

plt.ylabel('log(Erreur)', fontsize=14)
plt.title("Erreur maximale en fonction du pas de temps", fontsize=16)
plt.legend()
plt.grid(True)

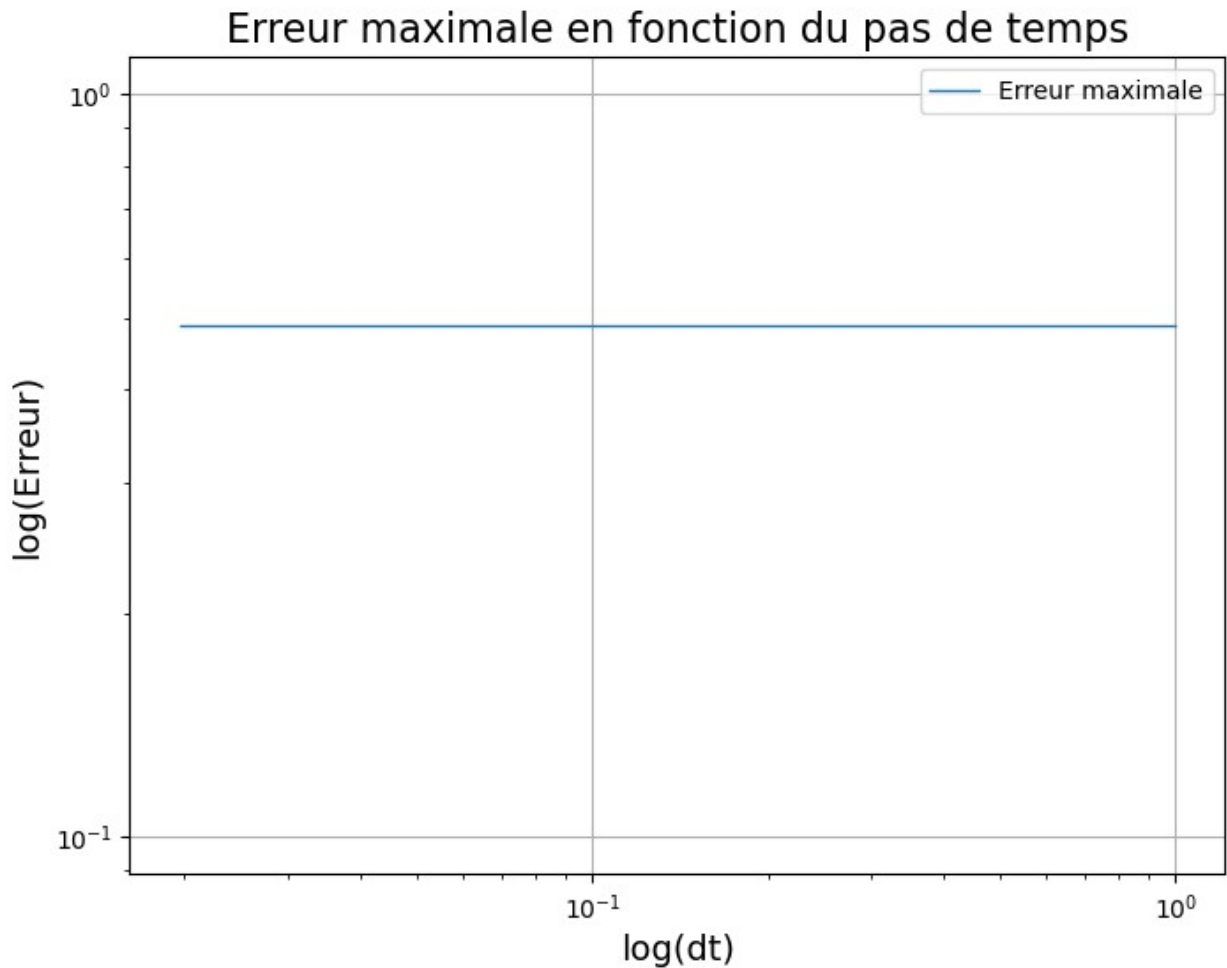
# Calcul de l'ordre de convergence
ordre_convergence = np.polyfit(np.log(dt_values), np.log(erreurs_max),
1)[0]
print(f"Ordre de convergence = {ordre_convergence:.2f}")

# Affichage
plt.show()

/var/folders/wj/gwkw935x797187ls7qhxc2q00000gn/T/
ipykernel_46320/929807528.py:48: RuntimeWarning: divide by zero
encountered in divide
    r1 = (1 / (sig * np.sqrt(T - t[:, None]))) * np.log(S / E) - (k + 1)
* sig * np.sqrt(T - t[:, None])
/var/folders/wj/gwkw935x797187ls7qhxc2q00000gn/T/ipykernel_46320/92980
7528.py:48: RuntimeWarning: divide by zero encountered in log
    r1 = (1 / (sig * np.sqrt(T - t[:, None]))) * np.log(S / E) - (k + 1)
* sig * np.sqrt(T - t[:, None])
/var/folders/wj/gwkw935x797187ls7qhxc2q00000gn/T/ipykernel_46320/92980
7528.py:49: RuntimeWarning: divide by zero encountered in divide
    r2 = (1 / (sig * np.sqrt(T - t[:, None]))) * np.log(S / E) - (k - 1)
* sig * np.sqrt(T - t[:, None])
/var/folders/wj/gwkw935x797187ls7qhxc2q00000gn/T/ipykernel_46320/92980
7528.py:49: RuntimeWarning: divide by zero encountered in log
    r2 = (1 / (sig * np.sqrt(T - t[:, None]))) * np.log(S / E) - (k - 1)
* sig * np.sqrt(T - t[:, None])

Ordre de convergence = -0.00

```



Bibliographie :

Sites :

- the-big-win: Modèle Black Scholes : définition, formules et exemples faciles, <https://the-big-win.com/modele-black-scholes>, (2022)
- Veritasium. (2024, 27 février). The trillion dollar equation [Vidéo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=A5w-dEgIU1M>

Livres et documents :

- David, C., & Gosselet, P. (2015). Equations aux dérivées partielles : Cours et exercices corrigés. Partie 7.5, p. 178-182
- Didier, A. (2010). Méthodes numériques pour le pricing d'options [Fichier PDF]. <https://math.univ-cotedazur.fr/~auroux/IMAFA/MNPO.pdf>