

# Méthodes Numériques

## Cours 5 :

### Problèmes instationnaires 1D

Dr. Barbara PERRI

[barbara.perri@universite-paris-saclay.fr](mailto:barbara.perri@universite-paris-saclay.fr)

# Plan de l'UE

## Idée générale :

Au premier semestre, on va introduire les notions de base, et s'intéresser en détails à une méthode numérique précise

Tous les jeudi matin (8h45-12h45) au bâtiment 625

21 Novembre : Cours 1 + Cours 2

4 Décembre : Cours 3 + TP

5 Décembre : Cours 4 + TP

12 Décembre : **Cours 5** + TP

19 Décembre : Cours 6 + TP

9 Janvier : Cours 7 + TP

16 Janvier : Cours 8 + TP

23 Janvier : TP

30 Janvier : **Examen**

## Modalités d'évaluation :

TPs + examen oral (question de cours + exercice)

$$v_2 \tan \theta_B = \frac{w_2}{w_1} = w_{21} \quad \rho V = nRT \quad \vec{\psi} = \iint \vec{D} d\vec{S} = AD$$

$$M_e = \sigma T^4 \quad \phi_e = \frac{L}{4\pi r^2} \quad \frac{\Delta\psi}{2\pi} = \frac{\Delta x}{\lambda} = \frac{x_2 - x_1}{\lambda} \quad v = c/\lambda$$

$$E = h\nu \quad \frac{\Delta t = \frac{\Delta t'}{\sqrt{1 - v^2/c^2}}}{\Delta t} \quad X_L = \frac{U_m}{I_m} = \omega L = 2\pi f L \quad \vec{F}_m = \vec{B} I l = \dots$$

$$E = \frac{q_1 q_2}{4\pi \epsilon_0 r^2} \quad U = W_{AB} = |E_{PA} - E_{PB}| = |\phi_A - \phi_B| \quad T = \frac{4 n_1 n_2}{(n_2 + n_1)^2} \quad \vec{g} = \frac{m_1 n}{m_2 n}$$

$$M_m = \frac{M_r \cdot 10^{-3}}{N_A} \quad m = N \cdot m_0 = \frac{Q}{v_e} \frac{M_m}{N_A} \quad E = \frac{E_c}{a} \int_{-a/L}^{+a/L} \sin(\omega t + \phi) dy$$

$$N_A = \frac{M_r \cdot 10^{-3}}{M_r} \quad l_t = l_0(1 + d \Delta t) \quad I = \frac{U_e}{R + R_i} \quad \frac{\sin \alpha}{\sin \beta} = \frac{v_1}{v_2} = \frac{w_2}{w_1} \quad v = \frac{1}{\sqrt{\epsilon \cdot \mu}}$$

$$E = mc^2 \quad \beta = \frac{\Delta I_c \phi_e = \frac{\Delta E}{\Delta t} \frac{w_1}{x} + \frac{w_2}{x'}}{\dots}$$

$$\vec{S} = \frac{1}{\mu_0} (\vec{E} \times \vec{B}) \quad \Delta I_c = \frac{h^2}{8mL^2} \dots$$

$$E = \hbar k^2 \quad pc = \frac{1}{r} \quad S = \frac{U}{I} \quad \vec{w}_2 = U_e$$

$$h = Shp g \quad f_0 = \frac{1}{2\pi \sqrt{LC}} \quad \sigma = \frac{Q}{M} \quad M = F d \cos \alpha$$

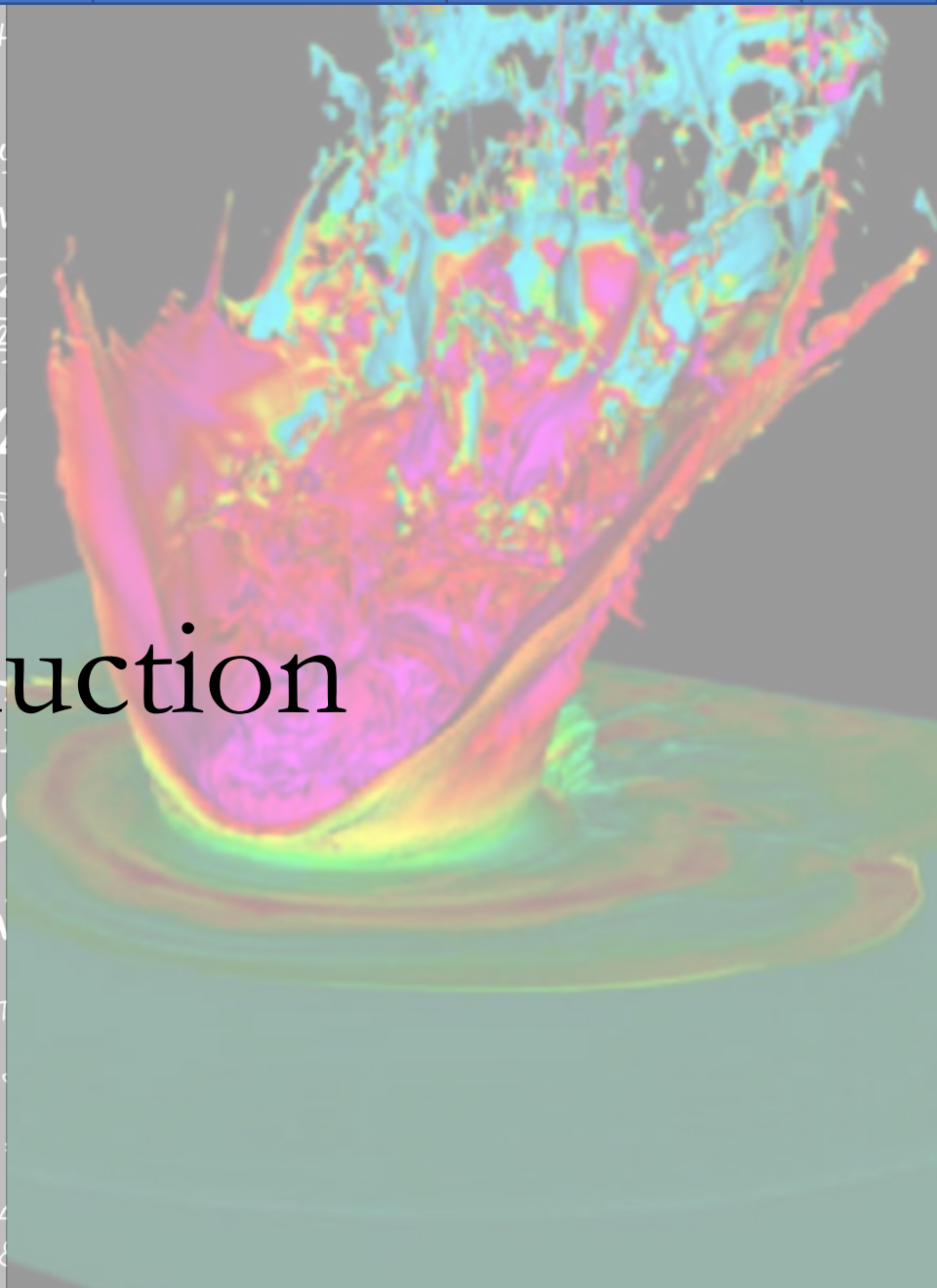
$$R = R_0 \sqrt[3]{A} \quad \int \vec{E} d\vec{l} = - \iint \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \cdot d\vec{S} \quad \rho = \frac{E}{c} = \frac{hf}{\lambda} = \frac{h}{\lambda}$$

$$\vec{H} d\vec{l} = \iint (\vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t}) \cdot d\vec{S} \quad \Phi = m c \Delta t \quad F_g = \dots$$

$$= \mu_0 \sum I_i \quad \rho = \frac{\vec{F}}{\Delta S} = \frac{m \Delta v}{\Delta S \Delta t} \quad \Delta \psi = \frac{2\pi \Delta x}{\lambda} = \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda}$$

$$f' = \frac{v_a \cdot v_b}{(v-1)(v_0 - v_a)} \quad \nabla \times \left( -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = -\frac{\partial}{\partial t} (\text{rot } \vec{B}) = -\mu_0 \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = \dots$$

# Introduction

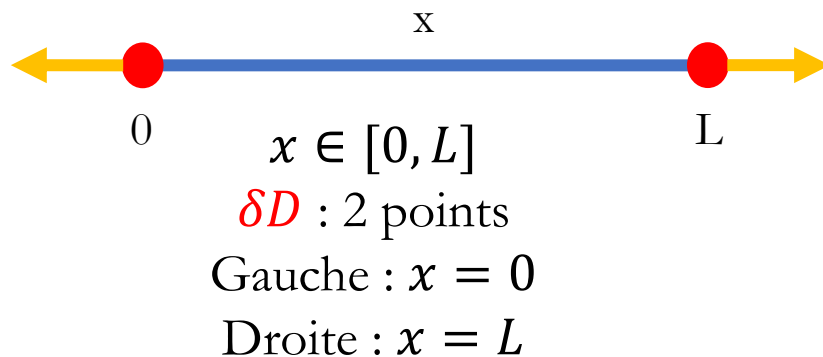


# Hypothèse : 1D

Pour cette première application, on ne va s'intéresser qu'à des problèmes à 1 dimension :



**Domaines**  
sous forme de segments



Cela permet de simplifier l'écriture du problème dans un premier temps



**Équations différentielles ordinaires (EDO)**

= les inconnues ne dépendent que d'une seule variable

$$\frac{df(x)}{dx} + f(x) = g(x)$$



MAIS la même méthode sera généralisable aux EDPs

# Cycle des méthodes numériques : Stationnaire

Équation(s)

= équations + domaine +  
conditions aux limites

Définition du  
problème

= discrétisation spatiale +  
maillage

Discrétisation du  
domaine

= choix du schéma +  
formulation sur les bords

Discrétisation des  
équations

= ramener le problème à  
une inversion de matrice

Écriture matricielle

= implémentation  
en python

(validation)

Programmation

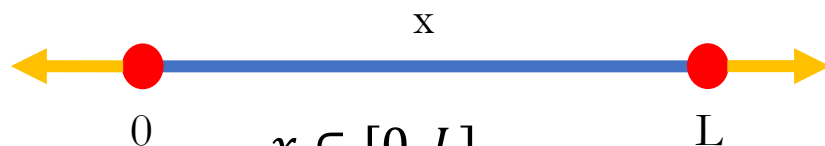
Solution numérique

# Hypothèse : 1D instationnaire

Pour cette première application, on ne va s'intéresser qu'à des problèmes à 1 dimension **spatiale** :



**Domaines**  
sous forme de segments



$x \in [0, L]$   
 $\delta D$  : 2 points  
Gauche :  $x = 0$   
Droite :  $x = L$



Cela permet de simplifier l'écriture du problème dans un premier temps



**Équations différentielles ordinaires (EDP)**

= les inconnues dépendent de 2 variables : **spatiale** + **temps**

$$\frac{\partial f}{\partial t}(x, t) + \frac{\partial f}{\partial x}(x, t) = g(x, t)$$



On ne peut plus appliquer les méthodes propres aux EDOs !



# Objectif

En 1D stationnaire, on a établi une méthode qui permet de calculer une solution numérique pour un domaine spatial donné

$$x \mapsto f(x)$$

- En 1D **instationnaire**, on veut désormais une solution numérique pour un domaine spatial donné **et pour un temps donné**
- La solution va évoluer dans le temps !

$$(x, t) \mapsto f(x, t)$$

- Comment doit-on alors modifier la méthode vue précédemment ?
- Comment représenter la solution et la valider ?

$$\begin{aligned}
 & v_2 \tan \theta_B = \frac{w_2}{w_1} = w_{21} \\
 & M_e = \sigma T^4 \\
 & \phi_e = \frac{L}{4\pi r^2} \\
 & E = h\nu \\
 & U = \frac{W_{AB}}{|E_{PA} - E_{PB}|} \\
 & \varphi_E = \frac{E_c}{e} = k \frac{\varphi}{r} \\
 & m = N \cdot m_0 = \frac{Q}{v_e} \frac{M_m}{N_A} \\
 & l_t = l_0(1 + d\Delta t) \\
 & I = \frac{U_e}{R + R_i} \\
 & R = \rho \frac{l}{S} \\
 & E = \frac{1}{2} h \nu \\
 & \vec{S} = \frac{1}{\mu_0} (\vec{E} \times \vec{B}) \\
 & E = \frac{h}{m} k \\
 & f_0 = \frac{1}{2\pi \sqrt{LC}} \\
 & \vec{H} = \frac{1}{\mu_0} \sum \vec{I} \\
 & \rho = \frac{\vec{F}}{\Delta S} = \frac{m \Delta \vec{v}}{\Delta S \Delta t} \\
 & f' = \frac{v_a \cdot v_b}{(v-1)(v_0-v_a)} \\
 & \Delta \psi = \frac{2\pi \Delta x}{\lambda} = \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda} \\
 & P = UI \\
 & h = \frac{1}{2} g t^2 \\
 & \nabla \times \left( -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = -\frac{\partial}{\partial t} (\text{rot } \vec{B}) = -\mu_0 \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = \dots
 \end{aligned}$$

# Évolution temporelle





# Étape 1 : Définition du problème

1

Avant de passer à la partie numérique, il faut s'assurer d'avoir bien défini le problème physique/mathématique continu

## Premier exemple : Équation d'advection

Équation :  $\frac{\partial f}{\partial t}(x, t) + a \frac{\partial f}{\partial x}(x, t) = 0$  (problème d'**advection**)

Inconnue :  $f(x, t)$  (fonction réelle 1D + **temps**)

Domaines :  $x \in [0, L]$      $t \in [0, T]$  (segments 1D cartésiens)

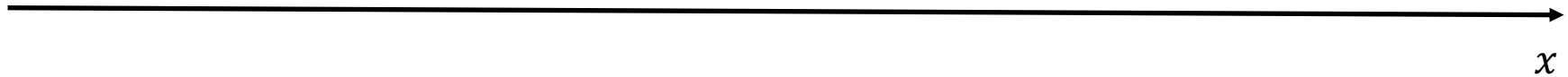
Condition aux limites :  $f(0, t) = F(-at)$  (CL de type Dirichlet)

Condition initiale :  $f(x, 0) = F(x)$  (fonction d'**initialisation temporelle**)

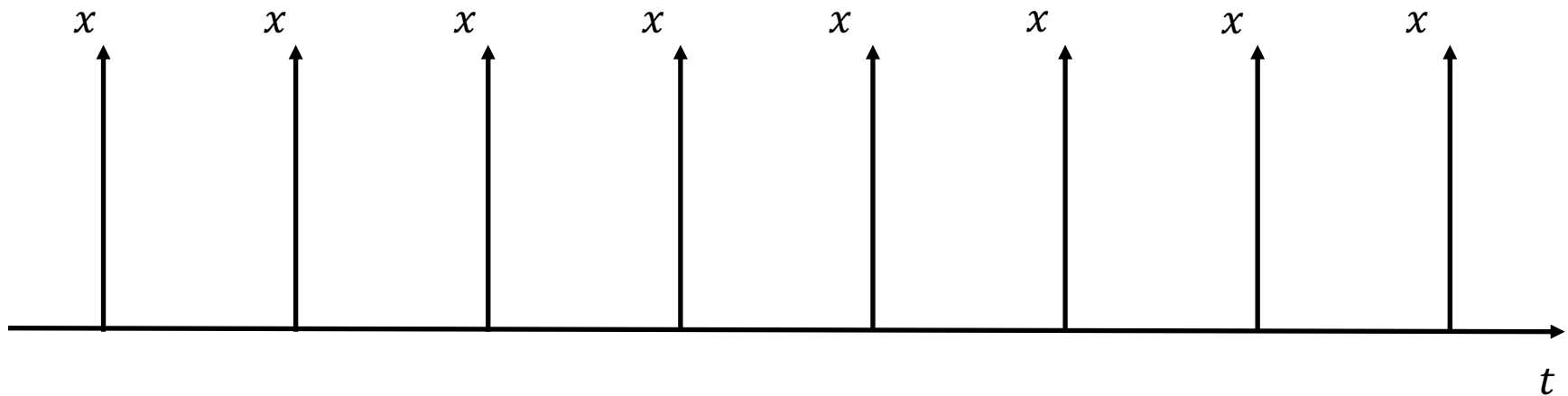
# Visualisation des domaines

1

Domaine spatial 1D :



MAIS pour chaque pas de temps  
→ Conjugué à un domaine temporel 1D :



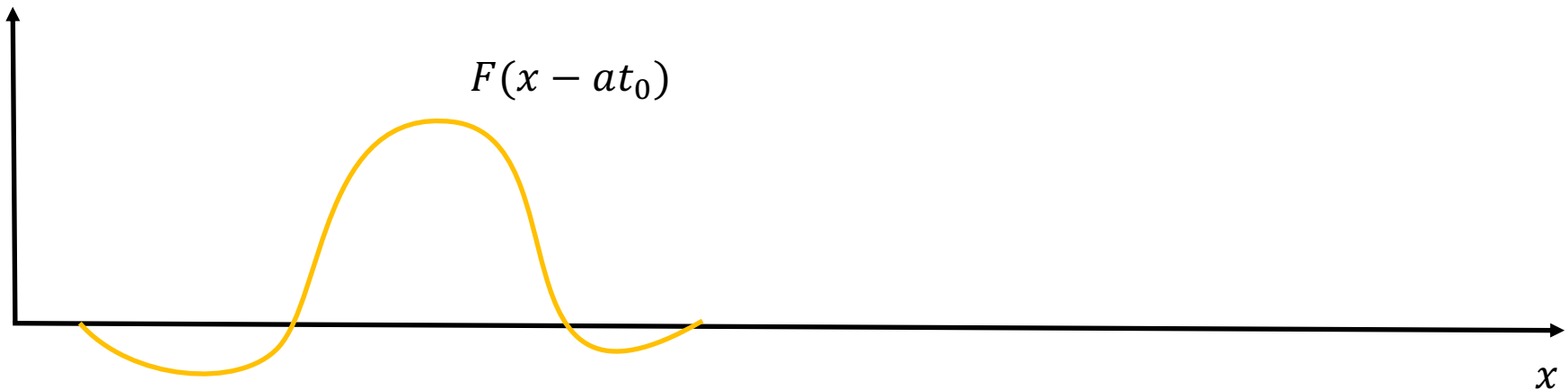
# Solution de l'équation d'advection

1

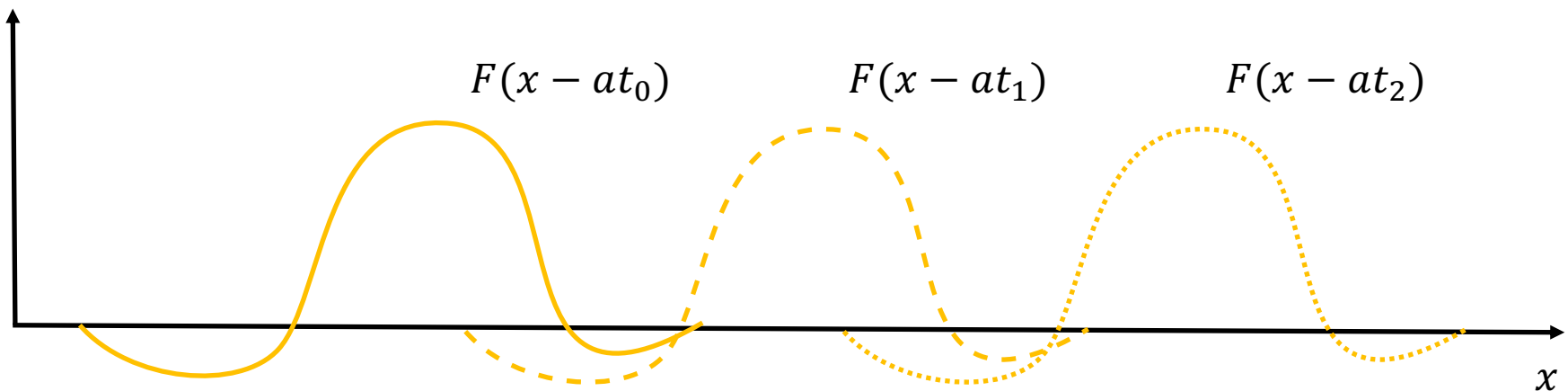
$$\text{Solution : } f(x, t) = F(x - at)$$

→ La fonction initiale est advectée sans déformation

Visualisation spatiale :



Visualisation temporelle :



# Étape 2 : Discrétisation du domaine

2

On va maintenant passer d'un milieu continu à discret à l'aide d'un maillage :

Premier exemple :

Maillage uniforme

Nombres de points :  $M + 1$  en espace,  $N + 1$  en temps (résolution)

Pas d'espace :  $\delta x = L/M$      $\delta t = T/N$

Numérotation :  $0 = x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_M = L$  (noeuds du maillage spatial)  
 $x_i = i\delta x, \forall i \in [0, M]$

$0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_N = T$  (noeuds du maillage temporel)  
 $t_n = n\delta t, \forall n \in [0, N]$

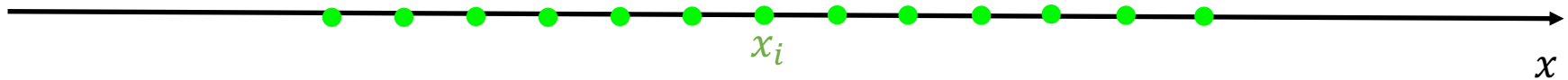
Équivalence discret/continu :  $f(x_i, t_n) = f_i^n$  (notation)

Valeurs nodales inconnues :  $f_0^1, f_1^1, f_2^1, \dots, f_M^1$   
 $\dots$   
 $f_0^N, f_1^N, f_2^N, \dots, f_M^N$  (valeurs aux noeuds)

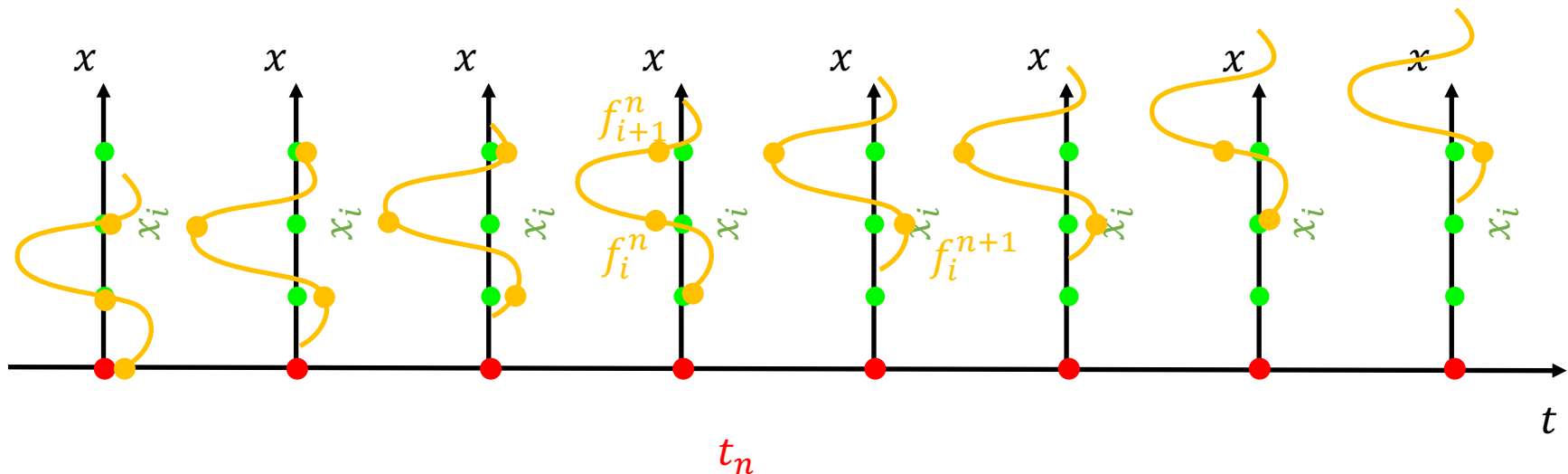
# Visualisation des maillages

2

Discrétisation 1D :



MAIS pour chaque pas de temps  
 → Conjugué à un maillage temporel 1D :





# Étape 3 : Discrétisation des équations (principe)

3

Une fois qu'on a discrétisé le domaine de calcul et les quantités physiques, il faut encore choisir comment approximer les dérivées = choix du schéma numérique

→ On a deux choix à faire : dérivées spatiales + **dérivées temporelles**

$$\frac{\partial^k f_i^n}{\partial x^k} \approx \sum_m a_m f_{i+m}^n$$

(discrétisation spatiale)

$$\frac{\partial^k f_i^n}{\partial t^k} \approx \sum_l b_l f_i^{n+l}$$

(discrétisation temporelle)

$$\sum_{j \in J} c_j f_j^{n+1} = \sum_{k \in K} d_k f_k^n + \dots$$

(schéma complet)

La version discrétisée de l'EDP permet alors de gérer l'avancement temporel  
= chercher des équations algébriques pour tous les points qui permettent  
de trouver le champ à tous les temps suivants

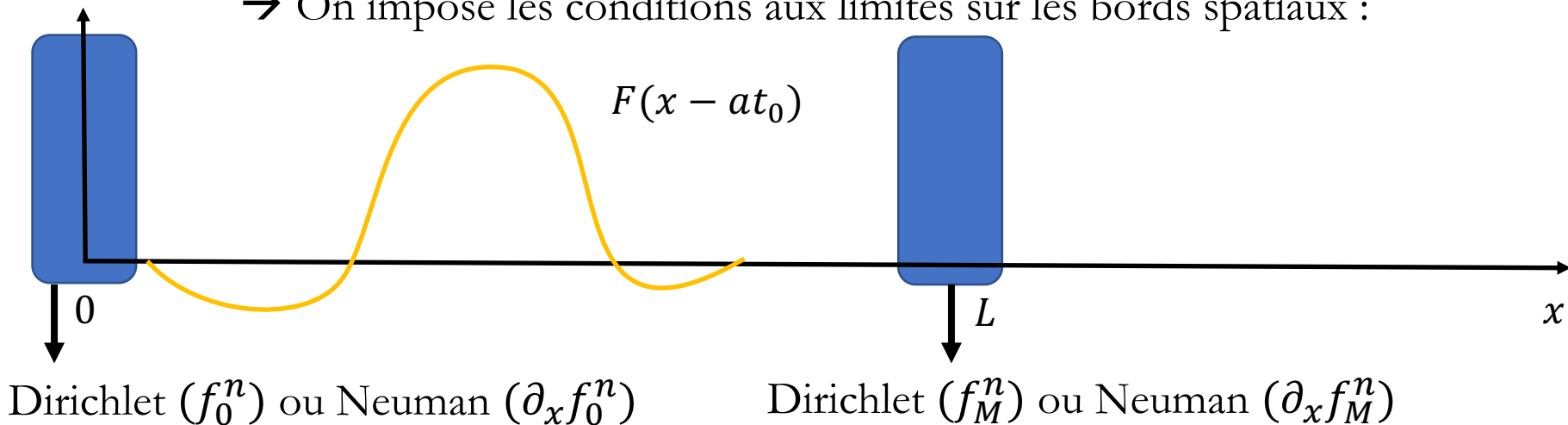
(on verra plus tard comment le représenter graphiquement)

# Étape 3 : Discrétisation des équations (bords)

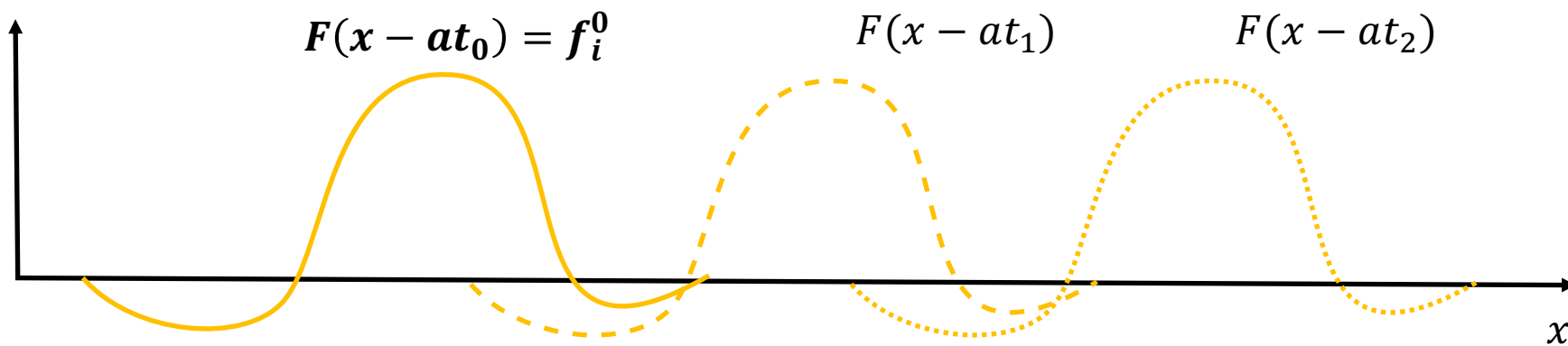
3

À nouveau, on fait la distinction entre l'intérieur du domaine et les bords

→ On impose les conditions aux limites sur les bords spatiaux :



→ Pour les bords temporels, il faut imposer une condition initiale :



→ Il faut autant de dérivées que l'ordre de la dérivée la plus élevée de l'équation - 1 !

# Étape 3 : Discrétisation des équations (domaine)

3

Premier exemple :

Schéma UPWIND (Forward en temps, Backward en espace)

On cherche à discrétiser l'équation suivante :

$$\frac{\partial f}{\partial t}(x, t) + a \frac{\partial f}{\partial x}(x, t) = 0 \quad \longrightarrow \quad \frac{\partial f_i^n}{\partial t} + a \frac{\partial f_i^n}{\partial x} = 0$$

Discrétisation spatiale : (Backward)

Discrétisation temporelle : (Forward)

$$\frac{\partial f_i^n}{\partial x} \approx \frac{f_i^n - f_{i-1}^n}{\delta x} \quad (\text{maillage uniforme}) \quad \frac{\partial f_i^n}{\partial t} \approx \frac{f_i^{n+1} - f_i^n}{\delta t}$$

$$\frac{f_i^{n+1} - f_i^n}{\delta t} + a \frac{f_i^n - f_{i-1}^n}{\delta x} = 0 \quad \longrightarrow \quad f_i^{n+1} = f_i^n - \frac{a\delta t}{\delta x} (f_i^n - f_{i-1}^n)$$

$$\boxed{\forall i \in [1, M], \forall n \in [0, N - 1]}$$

# Étape 3 : Discrétisation des équations (graphique)

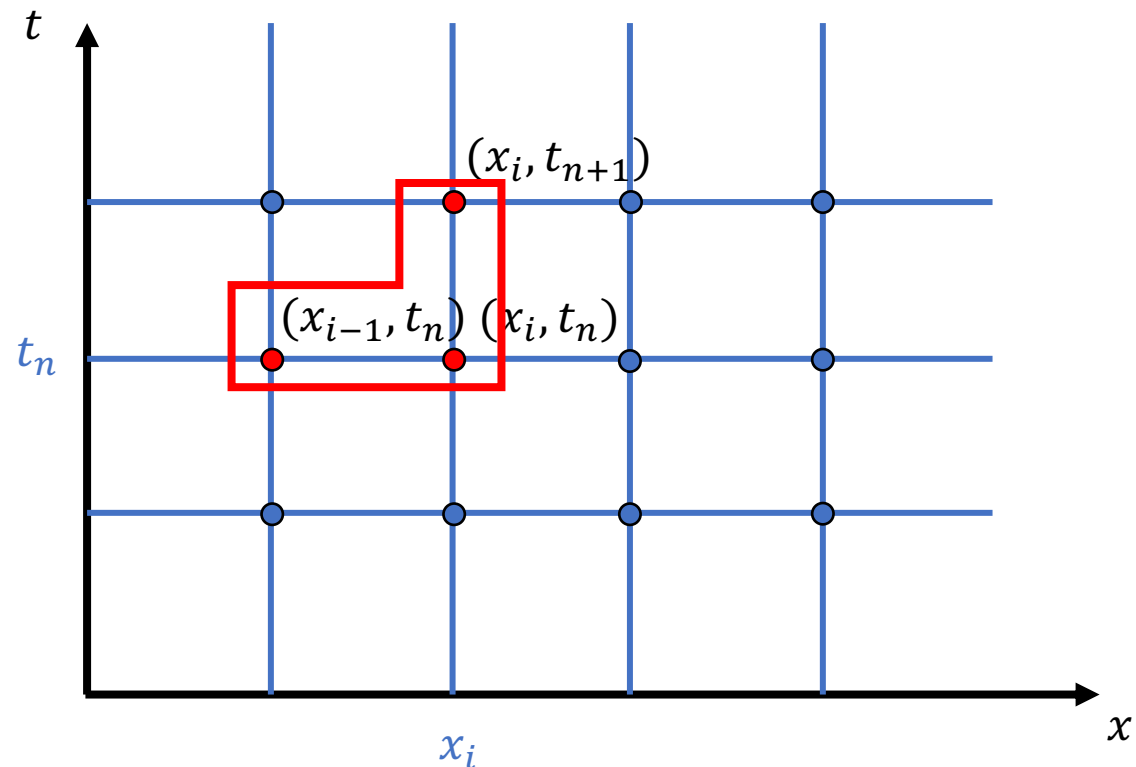
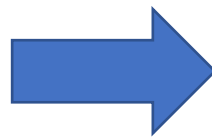
3

Premier exemple :

Schéma UPWIND (Forward en temps, Backward en espace)

On peut représenter un schéma de manière graphique de la façon suivante :

$$f_i^{n+1} = f_i^n - \frac{a\delta t}{\delta x} (f_i^n - f_{i-1}^n)$$



→ Cela permet de visualiser immédiatement les points impliqués et les niveaux du schéma

# Étape 3 : Discrétisation des équations (bords)

3

## Premier exemple :

Schéma UPWIND (Forward en temps, Backward en espace)

## Condition aux limites :

→ Condition de Dirichlet à l'entrée du domaine :

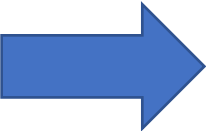
$$f_0^{n+1} = F(-at_{n+1}), \forall n \in [0, N - 1]$$

## Condition initiale :

→ La dérivée la plus élevée étant d'ordre 1, on a besoin de 1 condition portant sur la dérivée d'ordre 0 :

$$f_i^0 = F(x_i), \forall i \in [0, M]$$

→ Le problème final est donc sous la forme :



$$\left[ \begin{array}{ll} f_i^0 = F(x_i) & \forall n \in [0, N - 1] \\ f_0^{n+1} = F(-at_{n+1}) & \forall i \in [0, M] \\ f_i^{n+1} = (1 - C)f_i^n + C f_{i-1}^n & \end{array} \right. \quad \left( C = \frac{a\delta t}{\delta x} \right)$$



# Étape 4 : Écriture matricielle (principe)

4

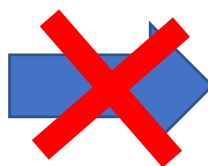
$$f_i^{n+1} = (1 - C)f_i^n + C f_{i-1}^n$$



Schéma explicite ! (itératif)

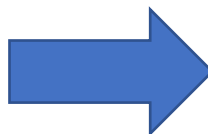
→ On va quand même utiliser la forme matricielle pour traiter la partie en espace :

$$\begin{array}{l}
 x_0 \\
 x_1 \\
 x_2 \\
 \dots \\
 x_i \\
 \dots \\
 x_{M-1} \\
 x_M
 \end{array}
 \left[ \begin{array}{l}
 f_0^{n+1} = F(-at_{n+1}) \\
 f_1^{n+1} = (1 - C)f_1^n + C f_0^n \\
 f_2^{n+1} = (1 - C)f_2^n + C f_1^n \\
 \dots \\
 f_i^{n+1} = (1 - C)f_i^n + C f_{i-1}^n \\
 \dots \\
 f_{M-1}^{n+1} = (1 - C)f_{M-1}^n + C f_{M-2}^n \\
 f_M^{n+1} = (1 - C)f_M^n + C f_{M-1}^n
 \end{array} \right.$$



$(M + 1) \times (M + 1)$

$$\begin{array}{c}
 \swarrow AF = G \quad \searrow \\
 \begin{bmatrix} f_0 \\ \dots \\ f_i \\ \dots \\ f_M \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} C_0 \\ \dots \\ g_i \\ \dots \\ C_L \end{bmatrix}
 \end{array}$$



$$\begin{array}{c}
 F^{n+1} = \varepsilon F^n + G \\
 \swarrow \quad \searrow \quad \searrow \quad \searrow \\
 \begin{bmatrix} f_0^{n+1} \\ \dots \\ f_i^{n+1} \\ \dots \\ f_M^{n+1} \end{bmatrix} \quad (M + 1) \times (M + 1) \quad \begin{bmatrix} f_0^n \\ \dots \\ f_i^n \\ \dots \\ f_M^n \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} C_0 \\ \dots \\ g_i \\ \dots \\ C_L \end{bmatrix}
 \end{array}$$

# Étape 4 : Écriture matricielle (exemple)

4

Premier exemple :

Schéma UPWIND (Forward en temps, Backward en espace)

$$\begin{array}{l}
 x_0 \\
 x_1 \\
 x_2 \\
 \dots \\
 x_i \\
 \dots \\
 x_{M-1} \\
 x_M
 \end{array}
 \left[ \begin{array}{l}
 f_0^{n+1} = F(-at_{n+1}) \\
 f_1^{n+1} = (1 - C)f_1^n + Cf_0^n \\
 f_2^{n+1} = (1 - C)f_2^n + Cf_1^n \\
 \dots \\
 f_i^{n+1} = (1 - C)f_i^n + Cf_i^n \\
 \dots \\
 f_{M-1}^{n+1} = (1 - C)f_{M-1}^n + Cf_{M-2}^n \\
 f_M^{n+1} = (1 - C)f_M^n + Cf_{M-1}^n
 \end{array} \right.
 \begin{array}{l}
 \varepsilon \\
 \begin{array}{l}
 f_0^n \quad f_1^n \quad f_2^n \quad \dots \quad f_{M-1}^n \quad f_M^n \\
 x_0 \left[ \begin{array}{cccccc}
 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 C & 1 - C & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 0 & C & 1 - C & \dots & 0 & 0 \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 0 & 0 & 0 & \dots & 1 - C & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & C & 1 - C
 \end{array} \right] \\
 G \\
 \begin{bmatrix} F(-at_{n+1}) \\ \dots \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}
 \end{array}
 \end{array}
 \begin{array}{l}
 \text{Condition initiale} \\
 \begin{bmatrix} f_0^0 \\ \dots \\ f_i^0 \\ \dots \\ f_M^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(x_0) \\ \dots \\ F(x_i) \\ \dots \\ F(x_M) \end{bmatrix}
 \end{array}
 \end{array}
 \right.$$

# Étape 5 : Programmation

5

Il ne reste plus qu'à demander à l'ordinateur de résoudre le problème !

→ Sous forme matricielle :

$$\begin{aligned} F^0 &= G^0 \\ F^{n+1} &= \varepsilon F^n + G \end{aligned} \quad \rightarrow \quad \text{On n'a plus qu'à boucler sur } n$$

Étapes informatiques :

1. Définir le vecteur  $G$ ,
2. Définir la matrice  $\varepsilon$ ,
3. Écrire la condition initiale,
4. Boucler sur l'indice temporel.

Premier exemple :

En Python, on utilisera les fonctions optimisées de calcul vectoriel (`np.dot`)

# Au-delà : Validation



Premier exemple :

Équation d'advection

Schéma UPWIND (Forward en temps, Backward en espace)

On choisit la fonction initiale :

$$F(x) = \cos(x)$$

→ Ma fonction solution doit être un transport de mon cosinus sans déformation

→ On n'a plus qu'à choisir les paramètres du domaine :

$$L = 10$$

$$T = 10$$

$$\delta x = 0.01$$

$$\delta t = 0.01$$

→ On fait un premier exemple avec  $a = 0.9$

# Exemple avec code (I)

1

Étape 1 : Définition du problème

Domaines :

$$x \in [0, L] \quad t \in [0, T]$$

```
#taille du domaine/temps final  
L=10  
T=10
```

Conditions aux limites :

```
#5. initialisation F(x) = cos (x) à l'instant t=0  
f=np.cos(x)
```

Condition initiale :



# Exemple avec code (II)

2

Étape 2 : Discrétisation du domaine

Nombre de points :  $M + 1, N + 1$

```
#nombre de points et temps discrets (-1)
M=100
N=100
```

Pas d'espace et de temps :

$$\delta x = \frac{L}{M}, \delta t = \frac{T}{N}$$

```
#pas de temps, pas d'espace
dx=L/M
dt=T/N
```

Numérotation :

$$0 = x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_M = L$$

$$0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_N = T$$

```
#maillage/temps discrets
x=np.linspace(0,L,M+1)
t=np.linspace(0,T,N+1)
```

# Exemple avec code (III)

3

4

Étape 3 & 4 : Discrétisation des équations et Écriture matricielle  
(la discrétisation des équations se retrouve dans la forme de la matrice)

Définition du vecteur  $G$  :

```
#mise à jour du vecteur  
F[0]=np.cos(-a*t[n+1])
```

Définition de la matrice d'évolution :

```
C=a*dt/dx
```

```
#4.matrice E d'évolution et vecteur F  
E=np.zeros([M+1,M+1])  
for j in range(1,M+1): #pour j allant de 1 à M  
    E[j,j-1]=C  
    E[j,j]=1-C
```

# Exemple avec code (IV)

5



## Étape 5 : Programmation et Validation

Boucle temporelle :

```
#6. boucle d'avancement temporel  
for n in range(N): #pour n allant de 0 a N-1
```

```
#mise à jour du vecteur F  
F[0]=np.cos(-a*t[n+1])
```

```
#mise à jour du vecteur f  
f=np.dot(E,f)+F
```

Comparaison avec solution  
analytique :

```
#solution exacte  
f_ex=np.cos(x-a*t[n+1])
```

Question : Est-ce que notre méthode fonctionne pour tous les paramètres  $a$  ?

$$v_2 \tan \theta_B = \frac{w_2}{w_1} = w_{21} \quad \rho V = nRT \quad \vec{\psi} = \iint \vec{D} d\vec{S} = AD$$

$$M_e = \sigma T^4 \quad \phi_e = \frac{L}{4\pi r^2} \quad \int \frac{\Delta \psi}{2\pi} = \frac{\Delta x}{\lambda} = \frac{x_2 - x_1}{\lambda} \quad v = c/\lambda$$

$$E = h\nu \quad \Delta t = \frac{\Delta t'}{\sqrt{1 - v^2/c^2}} \quad X_L = \frac{U_m}{I_m} = \omega L = 2\pi f L \quad F_g = \frac{m_1 m_2}{(n_2 + n_1)^2}$$

$$U = \frac{W_{AB}}{|E_{PA} - E_{PB}|} = \frac{V_A - V_B}{|T|} = \frac{4 n_1 n_2}{(n_2 + n_1)^2} \quad F_g = \frac{m_1 m_2}{(n_2 + n_1)^2}$$

$$V = \frac{wh}{2\pi r m_e} \quad \phi_E = \frac{E_c}{a} \int_{-a/L}^{+a/L} \sin(\omega t + \phi) dy \quad R_m = \frac{c}{T} k = \pm \sqrt{2}$$

$$\frac{M_m}{V_A} = \frac{M_r \cdot 10^{-3}}{N_A} \quad l_t = l_0(1 + d \Delta t) \quad I = \frac{U_e}{R + R_i} \quad \omega = \frac{2\pi}{T}$$

$$R = \rho \frac{l}{S} \quad E = mc^2 \quad \frac{\sin \alpha}{\sin \beta} = \frac{v_1}{v_2} = \frac{w_2}{w_1} \quad v = \frac{1}{\sqrt{1 - \beta^2}}$$

$$\vec{S} = \frac{1}{\mu_0} (\vec{E} \times \vec{B}) \quad \beta = \frac{\Delta I_c}{I_c} \quad \phi_e = \frac{\Delta E}{\Delta t} \quad \oint \vec{D} d\vec{S} = Q_{enc}$$

$$E = \frac{h k^2}{2m} \quad \Delta I_B = \frac{h^2}{8mL^2} \quad \oint \vec{D} d\vec{S} = Q_{enc}$$

$$h = Shp g \quad M_0 = \frac{4\pi^2 r^3}{3T^2} \quad R = \frac{U}{I} \quad F_v = \dots$$

$$f_0 = \frac{1}{2\pi \sqrt{CL}} \quad S I_m^2 = U_m^2 \left[ \frac{1}{R^2} + \left( \frac{1}{X_c} - \frac{1}{X_L} \right)^2 \right] \lambda$$

$$\int \vec{E} d\vec{l} = - \int \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \cdot d\vec{S} \quad p = \frac{E}{c} = \frac{hf}{c} = \frac{h}{\lambda}$$

$$\omega = U_m \sin \omega(t - T) = U_m \sin 2\pi t$$

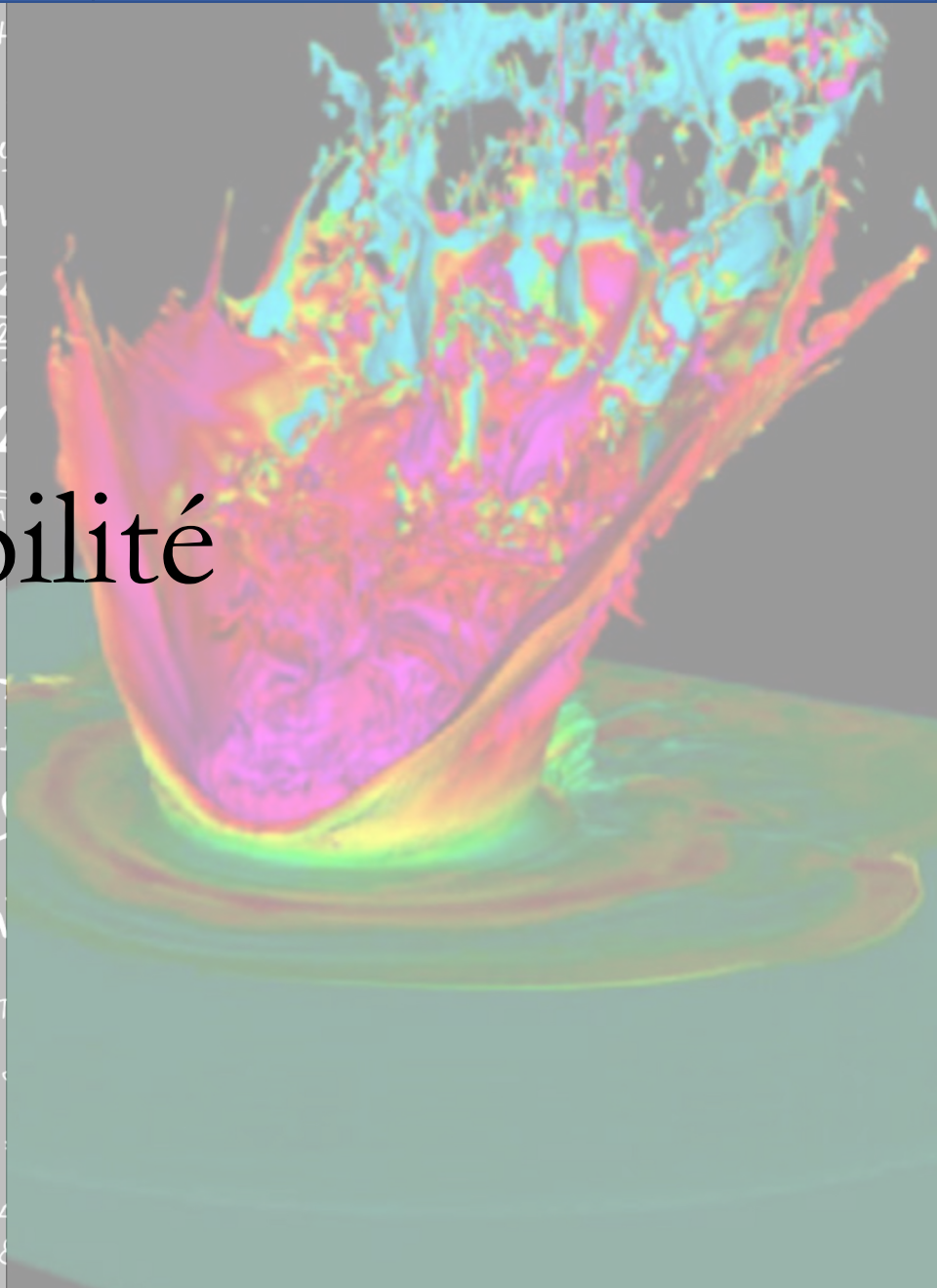
$$\oint \vec{H} d\vec{l} = \int (\vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t}) \cdot d\vec{S} \quad \Phi = m c \Delta t \quad F_g = \dots$$

$$L = 10 \log \frac{I}{I_0} \quad \Delta \psi = \frac{2\pi \Delta x}{\lambda} = \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda}$$

$$= \mu_0 \sum I_i \quad p = \frac{\vec{F}}{\Delta S} = \frac{m \Delta v}{\Delta S \Delta t} \quad P = UI \quad h = \frac{1}{2} g t^2 \quad v = v_1(1 + \beta)$$

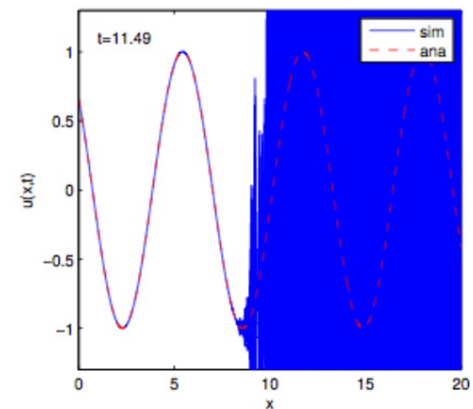
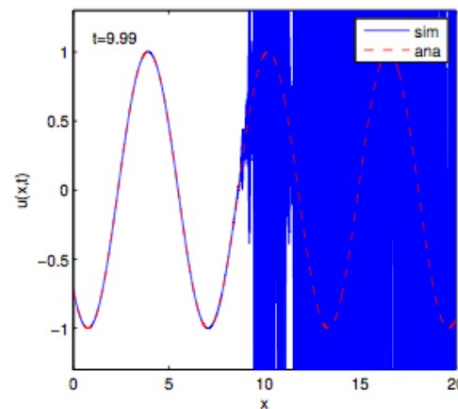
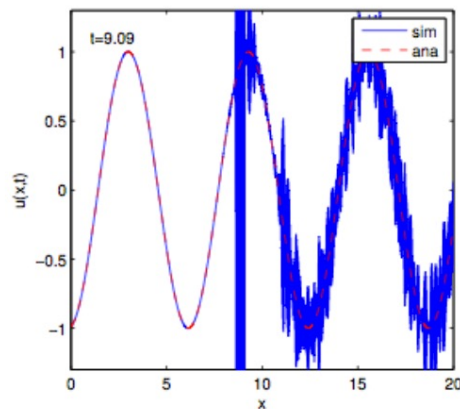
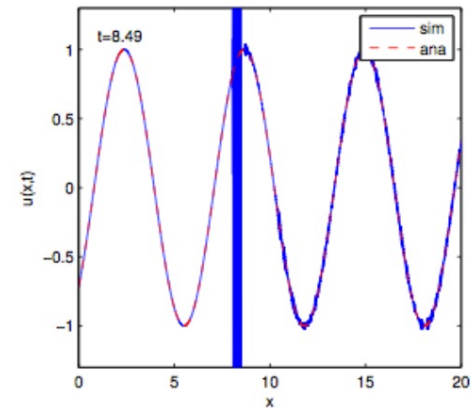
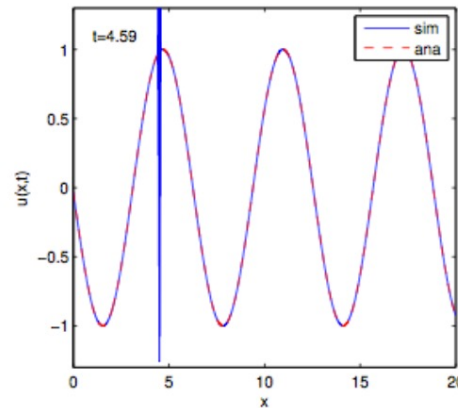
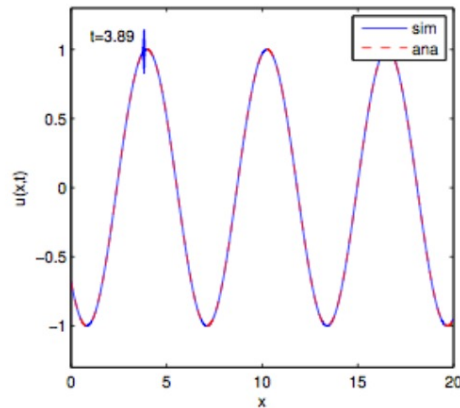
$$f' = \frac{v_a \cdot v_b}{(v - 1)(v_0 - v_a)} \quad \nabla \times \left( -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = -\frac{\partial}{\partial t} (\text{rot } \vec{B}) = -\mu_0 \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = \dots$$

# Stabilité



# Exemple d'instabilité numérique

Si on augmente  $a$  au-delà de 1, on voit que les erreurs s'accumulent jusqu'à faire exploser la solution = instabilité numérique :



→ Comment empêcher que cela se produise ?

# Comment garantir la stabilité ?

Le schéma UPWIND est un schéma stable sous la condition :

$$C = \frac{a\delta t}{\delta x} \leq 1$$

Pour garantir la stabilité, on peut donc jouer sur 3 paramètres :

→ Réduire  $a$  (si le problème le permet et à une résolution donnée)

→ Réduire  $\delta t$  (mais cela ralentit la résolution du problème)

→ Augmenter  $\delta x$  (pour introduire de la diffusion numérique mais moins précis)

Question : Laquelle de ces 3 méthodes vous paraît la plus efficace dans ce cas précis ?

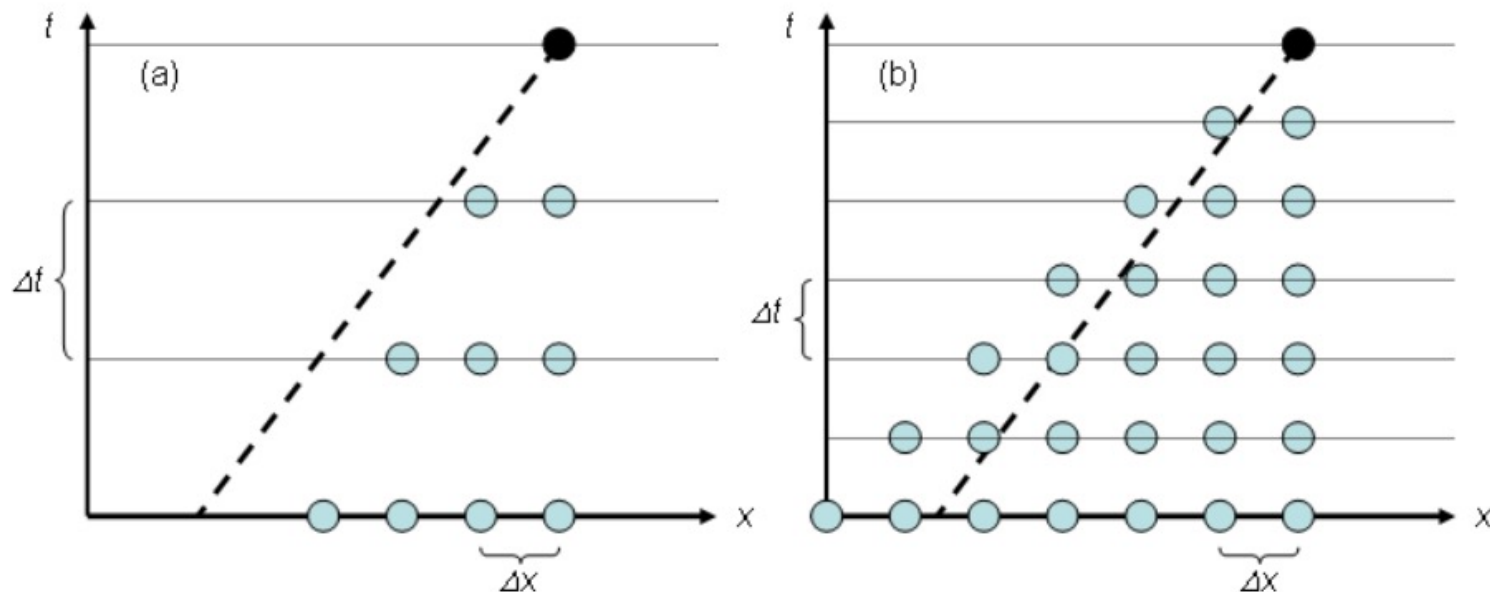
# Représentation graphique de la stabilité

Représentons une solution instable vs. stable dans le plan du schéma :

Solution instable

Solution stable

[Durrant 1999]



C'est la manière « physique » de comprendre la condition de stabilité :

$$C = \frac{a\delta t}{\delta x} \leq 1 \quad \longrightarrow \quad v_{num} = \frac{\delta x}{\delta t} \geq a = v_{phys} \quad \longrightarrow \quad t_{num} = \delta t \leq \frac{\delta x}{a} = t_{phys}$$

# Condition CFL

CFL = Courant-Friedrichs-Lewy

→ C'est une condition nécessaire pour la stabilité dans le cas d'un schéma explicite :

$$1D : \quad C = \frac{a\delta t}{\delta x} \leq C_{max} = 1$$

$$2D : \quad C = \frac{a_x\delta t}{\delta x} + \frac{a_y\delta t}{\delta x} \leq C_{max} = 1$$

$$\text{Cas général :} \quad C = \delta t \left( \sum_{i=1}^k \frac{a_{x_i}}{\delta x_i} \right) \leq C_{max} = 1$$

→ Attention !

C'est une condition nécessaire, mais pas forcément suffisante !



# Stabilité et schéma implicite (I)

1

Étape 1 : Définition du problème

Deuxième exemple :  
**Équation de diffusion**

Équation :  $\frac{\partial f}{\partial t}(x, t) - \alpha \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x, t) = s(x, t)$  (problème de **diffusion**)

Inconnue :  $f(x, t)$  (fonction réelle 1D + temps)

Domaines :  $x \in [0, L]$   $t \in [0, T]$  (segments 1D cartésiens)

Condition aux limites :  $f(0, t) = G(t), f(L, t) = H(t)$  (CL de type Dirichlet)

Condition initiale :  $f(x, 0) = g(x)$  (fonction d'initialisation temporelle)

# Stabilité et schéma implicite (II)

2

Étape 2 : Discrétisation du domaine

Deuxième exemple :

Équation de diffusion + maillage uniforme

Nombres de points :  $M + 1$  en espace,  $N + 1$  en temps

(résolution)

Pas d'espace :  $\delta x = L/M$      $\delta t = T/N$

Numérotation :  $0 = x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_M = L$   
 $x_i = i\delta x, \forall i \in [0, M]$

(noeuds du maillage spatial)

$0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_N = T$   
 $t_n = n\delta t, \forall n \in [0, N]$

(noeuds du maillage temporel)

Équivalence discret/continu :

$f(x_i, t_n) = f_i^n$

(notation)

Valeurs nodales inconnues :

$f_0^1, f_1^1, f_2^1, \dots, f_M^1$

...

$f_0^N, f_1^N, f_2^N, \dots, f_M^N$

(valeurs aux noeuds)

# Stabilité et schéma implicite (III)

3

Étape 3 : Discrétisation des équations (domaine)

Deuxième exemple :

Équation de diffusion + schéma de Crank-Nicolson

$$\frac{\partial f}{\partial t}(x, t) - \alpha \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x, t) = s(x, t) \quad \longrightarrow \quad \frac{\partial f_i^n}{\partial t} - \alpha \frac{\partial^2 f_i^n}{\partial x^2} = s_i^n \quad \begin{array}{l} \forall i \in [0, M] \\ \forall n \in [0, N] \end{array}$$

FTCS en  $n$  :

$$\frac{f_i^{n+1} - f_i^n}{\delta t} - \alpha \frac{f_{i+1}^n - 2f_i^n + f_{i-1}^n}{\delta x^2} = 0$$

BTCS en  $n + 1$  :

$$\frac{f_i^{n+1} - f_i^n}{\delta t} - \alpha \frac{f_{i+1}^{n+1} - 2f_i^{n+1} + f_{i-1}^{n+1}}{\delta x^2} = 0$$

→ La moyenne des deux donne :

$$\left( S = \frac{\alpha \delta t}{\delta x^2} \right)$$

$$f_i^{n+1} = f_i^n + \frac{S}{2} [(f_{i+1}^{n+1} - 2f_i^{n+1} + f_{i-1}^{n+1}) + (f_{i+1}^n - 2f_i^n + f_{i-1}^n)] + \frac{\delta t}{2} (s_i^{n+1} + s_i^n)$$

→ On a donc à la fin :

$$f_i^{n+1} - \frac{S}{2} (f_{i+1}^{n+1} - 2f_i^{n+1} + f_{i-1}^{n+1}) = f_i^n + \frac{S}{2} (f_{i+1}^n - 2f_i^n + f_{i-1}^n) + \frac{\delta t}{2} (s_i^{n+1} + s_i^n)$$

# Stabilité et schéma implicite (IV)

3

Étape 3 : Discrétisation des équations (bords)

Deuxième exemple :

Équation de diffusion + schéma de Crank-Nicolson

Condition aux limites :

→ Conditions de Dirichlet :

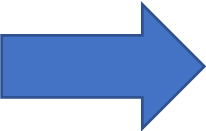
$$f_0^{n+1} = G^{n+1}, f_M^{n+1} = H^{n+1}, \forall n \in [0, N - 1]$$

Condition initiale :

→ La dérivée la plus élevée étant d'ordre 1 (temporelle !), on a besoin de 1 condition portant sur la dérivée d'ordre 0 :

$$f_i^0 = g(x_i) = g_i, \forall i \in [0, M]$$

→ Le problème final est donc sous la forme :



$$\left[ \begin{array}{l} f_i^0 = g_i \quad \forall n \in [0, N - 1] \\ f_0^{n+1} = G^{n+1}, f_M^{n+1} = H^{n+1} \quad \forall i \in [0, M - 1] \\ f_i^{n+1} - \frac{S}{2}(f_{i+1}^{n+1} - 2f_i^{n+1} + f_{i-1}^{n+1}) = f_i^n + \frac{S}{2}(f_{i+1}^n - 2f_i^n + f_{i-1}^n) + \frac{\delta t}{2}(s_i^{n+1} + s_i^n) \end{array} \right. \quad \left( S = \frac{\alpha \delta t}{\delta x^2} \right)$$

# Stabilité et schéma implicite (V)

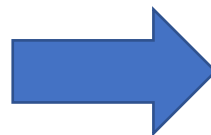
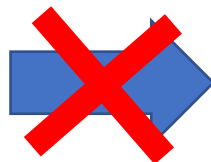
4

Étape 4 : Écriture matricielle

Deuxième exemple :

Équation de diffusion + schéma de Crank-Nicolson

$$\begin{array}{l}
 x_0 \\
 x_1 \\
 \dots \\
 x_i \\
 \dots \\
 x_{M-1} \\
 x_M
 \end{array}
 \left[ \begin{array}{l}
 f_0^{n+1} = G^{n+1} \\
 f_1^{n+1} - \frac{S}{2}(f_2^{n+1} - 2f_1^{n+1} + f_0^{n+1}) = \\
 f_1^n + \frac{S}{2}(f_2^n - 2f_1^n + f_0^n) + \frac{\delta t}{2}(s_1^{n+1} + s_1^n) \\
 \dots \\
 f_i^{n+1} - \frac{S}{2}(f_{i-1}^{n+1} - 2f_i^{n+1} + f_{i-1}^{n+1}) = \\
 f_i^n + \frac{S}{2}(f_{i+1}^n - 2f_i^n + f_{i-1}^n) + \frac{\delta t}{2}(s_i^{n+1} + s_i^n) \\
 \dots \\
 f_{M-1}^{n+1} - \frac{S}{2}(f_M^{n+1} - 2f_{M-1}^{n+1} + f_{M-2}^{n+1}) = \\
 f_{M-1}^n + \frac{S}{2}(f_M^n - 2f_{M-1}^n + f_{M-2}^n) + \frac{\delta t}{2}(s_{M-1}^{n+1} + s_{M-1}^n) \\
 f_M^{n+1} = H^{n+1}
 \end{array} \right.$$



$$F^{n+1} = \varepsilon F^n + G$$

$$\begin{bmatrix} f_0^{n+1} \\ \dots \\ f_i^{n+1} \\ \dots \\ f_M^{n+1} \end{bmatrix}
 \begin{matrix} (M+1) \\ \times (M+1) \end{matrix}
 \begin{bmatrix} f_0^n \\ \dots \\ f_i^n \\ \dots \\ f_M^n \end{bmatrix}
 \begin{bmatrix} C_0 \\ \dots \\ g_i \\ \dots \\ C_L \end{bmatrix}$$

$$O_g F^{n+1} = O_d F^n + G$$

$$\begin{bmatrix} f_0^{n+1} \\ \dots \\ f_i^{n+1} \\ \dots \\ f_M^{n+1} \end{bmatrix}
 \begin{matrix} (M+1) \\ \times (M+1) \end{matrix}
 \begin{bmatrix} f_0^n \\ \dots \\ f_i^n \\ \dots \\ f_M^n \end{bmatrix}
 \begin{bmatrix} C_0 \\ \dots \\ g_i \\ \dots \\ C_L \end{bmatrix}$$

# Stabilité et schéma implicite (VI)

4

Étape 4 : Écriture matricielle

Deuxième exemple :

Équation de diffusion + schéma de Crank-Nicolson

$$O_g F^{n+1} = O_d F^n + G$$

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{cccccccc}
 f_0^{n+1} & f_1^{n+1} & f_2^{n+1} & \dots & f_{M-1}^{n+1} & f_M^{n+1} & & \\
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 O_g \\
 \left[ \begin{array}{cccccccc}
 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & & \\
 -S/2 & 1+S & -S/2 & \dots & 0 & 0 & & \\
 0 & -S/2 & 1+S & \dots & 0 & 0 & & \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & & \\
 0 & 0 & 0 & \dots & 1+S & -S/2 & & \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & & 
 \end{array} \right]
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 f_0^n & f_1^n & f_2^n & \dots & f_{M-1}^n & f_M^n \\
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 O_d \\
 \left[ \begin{array}{cccccccc}
 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & & \\
 S/2 & 1-S & S/2 & \dots & 0 & 0 & & \\
 0 & S/2 & 1-S & \dots & 0 & 0 & & \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & & \\
 0 & 0 & 0 & \dots & 1-S & S/2 & & \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & & 
 \end{array} \right]
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 x_0 \\
 x_1 \\
 x_2 \\
 \dots \\
 x_{M-1} \\
 x_M
 \end{array}
 \end{array}$$

$$G = \begin{bmatrix} G^{n+1} \\ (s_1^{n+1} + s_1^n)\delta t/2 \\ \dots \\ (s_i^{n+1} + s_i^n)\delta t/2 \\ \dots \\ (s_{M-1}^{n+1} + s_{M-1}^n)\delta t/2 \\ H^{n+1} \end{bmatrix}$$

Condition initiale

$$\begin{bmatrix} f_0^0 \\ \dots \\ f_i^0 \\ \dots \\ f_M^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_0 \\ \dots \\ g_i \\ \dots \\ g_M \end{bmatrix}$$

# Stabilité et schéma implicite (VII)

5

## Étape 5 : Programmation

Il ne reste plus qu'à demander à l'ordinateur de résoudre le problème !

→ Sous forme matricielle :

$$\begin{array}{ccc}
 F^0 = G^0 & & \text{On n'a plus qu'à boucler sur } n : \\
 O_g F^{n+1} = O_d F^n + G & \xrightarrow{\quad \text{blue arrow} \quad} & F^{n+1} = \underbrace{O_g^{-1} (O_d F^n + G)}_{\varepsilon}
 \end{array}$$

Étapes informatiques :

1. Définir le vecteur  $G$ ,
2. Définir les matrices  $O_g$  et  $O_d$ ,
3. Écrire la condition initiale,
4. Boucler sur l'indice temporel et inverser la matrice  $O_g$ .

### Deuxième exemple :

En Python, on utilisera la librairie `linalg` et sa fonction `solve`

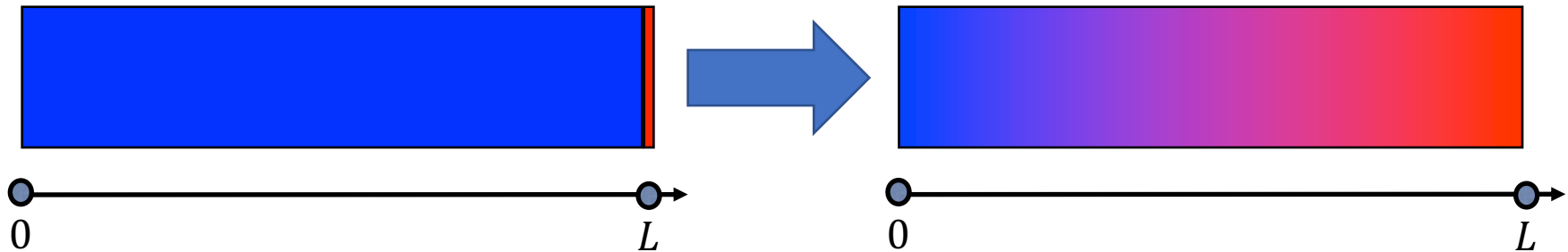
# Stabilité et schéma implicite (VIII)



## Étape 6 : Validation

Pour la validation, on va prendre un exemple physique concret :

On considère un matériau solide, initialement à basse température, qui est mis en contact avec une source chaude au temps  $t = 0$



Conditions aux limites :

$$f(0, t) = 0, f(L, t) = 1$$

Condition initiale :

$$f(x, 0) = 0$$

Terme source :

$$s(x, t) = 0$$

→ On n'a plus qu'à choisir les paramètres du domaine :

$$L = 10$$

$$T = 20$$

$$\delta x = 0.01$$

$$\delta t = 0.01$$

→ On fait un premier exemple avec  $\alpha = 1.0$



# Stabilité et schéma implicite (IX)

Exemple avec code :

Définition des matrices  $O_g$ ,  $O_d$   
et du vecteur  $G$

```
#4. Matrice  $O_g$  et  $O_d$  et vecteur  $g$ 
```

```
 $O_g = \text{np.zeros}([M+1, M+1])$ 
```

```
 $O_d = \text{np.zeros}([M+1, M+1])$ 
```

```
 $g = \text{np.zeros}(M+1)$ 
```

```
#corriger les lignes des pts de bords (0 et M)
```

```
 $O_g[0,0] = 1$ 
```

```
 $O_g[M,M] = 1$ 
```

```
 $g[M] = 1$ 
```

```
#boucle pour les points int
```

```
for j in range(1,M): #pour j allant de 1 à M-1
```

```
 $O_g[j, [j-1, j, j+1]] = [-S/2, 1+S, -S/2]$ 
```

```
 $O_d[j, [j-1, j, j+1]] = [ S/2, 1-S, S/2]$ 
```

```
#5. boucle temporel
```

```
for n in range(N): #pour n allant de 0 a N-1
```

Boucle temporelle

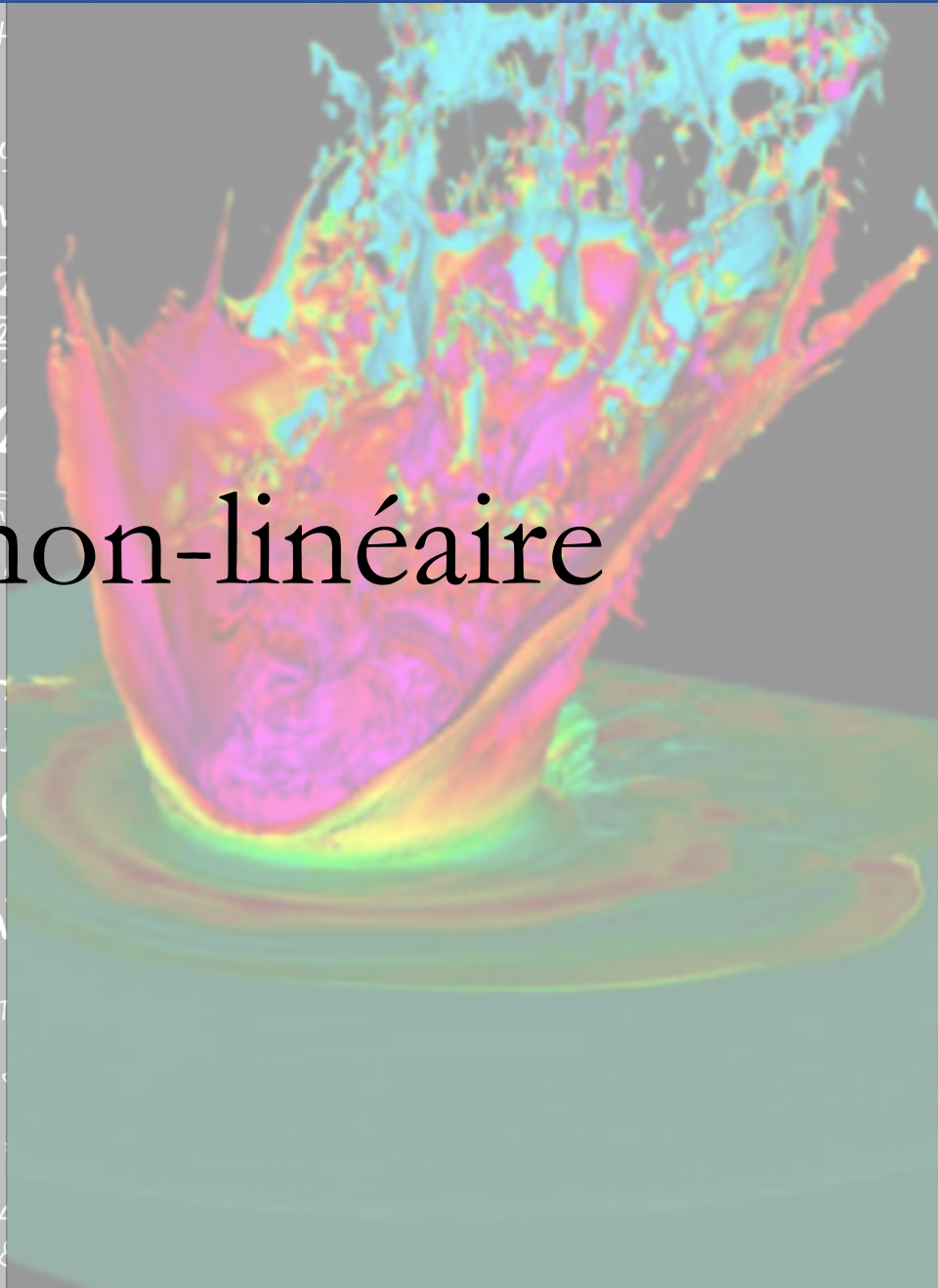
```
#trouver la solution de  $O_g \cdot f_{\text{new}} = O_d \cdot f_{\text{old}} + g$ 
```

```
membrededroite = np.dot(Od, f) + g
```

```
f = np.linalg.solve(Og, membrededroite)
```

$$\begin{aligned}
 & 2 \operatorname{tg} \vartheta_B = \frac{w_2}{w_1} = w_{21} \quad \rho V = nRT \quad \vec{\psi} = \iint \vec{D} d\vec{S} = AD \\
 & M_e = \sigma T^4 \quad \phi_e = \frac{L}{4\pi r^2} \quad \frac{\Delta\varphi}{2\pi} = \frac{\Delta x}{\lambda} = \frac{x_2 - x_1}{\lambda} \quad v = c/\lambda \\
 & \psi = E\psi \quad \Delta t = \frac{\Delta t'}{\sqrt{1 - v^2/c^2}} \quad X_L = \frac{U_m}{I_m} = \omega L = 2\pi f L \quad F_g = \frac{m_1 m_2}{r^2} \\
 & E = \hbar\omega \quad U = \frac{W_{AB}}{|E_{PA} - E_{PB}|} = \frac{\varphi_A - \varphi_B}{T} = \frac{4 n_1 n_2}{(n_2 + n_1)^2} \quad g = \frac{m_1 m_2}{r^2} \\
 & \varphi_E = \frac{E_c}{\varphi_0} = k \frac{\varphi}{r} \quad m = N \cdot m_0 = \frac{Q}{v_e} \frac{M_m}{N_A} \quad E = \frac{E_c}{a} \int_{-a/L}^{+a/L} \sin(\omega t + \phi) dy \\
 & \frac{M_m}{N_A} = \frac{M_r \cdot 10^{-3}}{N_A} \quad l_t = l_0(1 + d\Delta t) \quad I = \frac{U_e}{R + R_i} \quad \omega = \frac{2\pi}{T} k = \pm \sqrt{\frac{2}{L}} \\
 & R = \rho \frac{l}{S} \quad E = mc^2 \quad \frac{\sin \alpha}{v_1} = \frac{\sin \beta}{v_2} = \frac{\sin \gamma}{v} = \frac{1}{\sqrt{\epsilon \cdot \mu}} \\
 & \psi(x) = \sqrt{2/L} \sin \frac{n\pi x}{L} \quad E = \frac{1}{2} \mu \omega^2 A^2 \quad \Delta I_B = \frac{h^2}{8mL^2} h^2 \quad \oint \vec{D} d\vec{S} \\
 & \oint \vec{J} d\vec{S} \quad \vec{S} = \frac{1}{\mu_0} (\vec{E} \times \vec{B}) \quad E_k = \frac{h^2}{8mL^2} h^2 \quad \oint \vec{D} d\vec{S} \\
 & \frac{N_A}{m} = \sqrt{\frac{3R_m T}{M_r \cdot 10^{-3}}} \quad E = \hbar k^2 \quad 1 \text{ pc} = \frac{1 \text{ AU}}{r} \quad S = R = \frac{U}{I} \quad F_v = \\
 & h = Shp g \quad f_0 = \frac{1}{2\pi \sqrt{CL}} \quad S I_m^2 = U_m^2 \left[ \frac{1}{R^2} + \left( \frac{1}{X_C} - \frac{1}{X_L} \right)^2 \right] \lambda \\
 & \cos \vartheta_2 \quad R = R_0 \sqrt[3]{A} \quad \int \vec{E} d\vec{l} = - \iint \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \cdot d\vec{S} \quad p = \frac{E}{c} = \frac{hf}{c} = \frac{h}{\lambda} \\
 & \int_{C(S)} \vec{H} d\vec{l} = \iint_S (\vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t}) \cdot d\vec{S} \quad \varphi = m c \Delta t \quad F_g = \\
 & = \mu_0 \sum I_i \quad p = \frac{\vec{F}}{\Delta S} = \frac{m \Delta \vec{v}}{\Delta S \Delta t} \quad \Delta \psi = \frac{2\pi \Delta x}{\lambda} = \frac{2\pi d \sin \vartheta}{\lambda} \\
 & \frac{+ \partial^2}{+ \partial x^2} f' = \frac{r_a \cdot r_b}{(r_a - 1)(r_b - r_a)} \quad \nabla \times \left( -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = -\frac{\partial}{\partial t} (\operatorname{rot} \vec{B}) = -\mu_0 \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) =
 \end{aligned}$$

# Problème non-linéaire



# Définition d'un problème non-linéaire

On appelle **problème non-linéaire** un problème dont le comportement n'est pas linéaire

- La sortie n'est pas proportionnelle à l'entrée
- On peut même avoir des systèmes avec des propriétés chaotiques !

Ces problèmes ne respectent pas le principe de superposition

- Ils ne peuvent pas être étudiés à l'aide d'analyse par décomposition

On peut les identifier facilement, car ce sont des problèmes :

- où la fonction inconnue apparaît sous forme polynomiale
- OU où la fonction inconnue est multipliée par elle-même ou ses dérivées

Le problème, c'est que la majorité des problèmes en physique sont en fait non-linéaires

- Qu'est-ce que cela change en pratique pour la résolution numérique ?

# Étape 1 : Définition du problème

1

Exemple général :  
Problème non-linéaire

Équation :  $\frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} = \alpha \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}$  (équation de Burgers)

Inconnue :  $u(x, t)$  (fonction réelle 1D + temps)

Domaine :  $x \in [0, L]$   $t \in [0, T]$  (segments 1D cartésiens)

Condition aux limites : (CL périodique de type Dirichlet)

Condition initiale :  $u(x, 0) = U(x)$  (fonction d'initialisation temporelle)

# Conditions aux limites périodiques

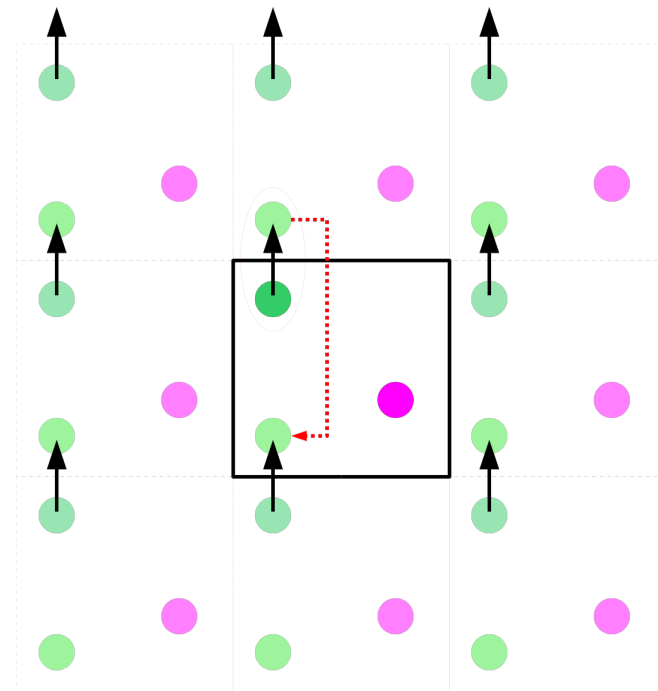
Ici, on va utiliser un cas particulier des conditions de Dirichlet

On impose bien une valeur de la fonction sur les bords,  
 mais cette valeur est celle de l'autre bord du domaine  
 → c'est comme si le domaine bouclait sur lui-même !

$$u(x, t) = u(x + L, t)$$



$$u_M^n = u_0^n$$



→ C'est en fait une manière artificielle de créer un domaine quasi-infini !

# Étape 2 : Discrétisation du domaine

2

Exemple général :

Problème non-linéaire

Maillage uniforme :

Nombres de points :  $M + 1$  en espace,  $N + 1$  en temps

(résolution)

Pas d'espace :  $\delta x = L/M$      $\delta t = T/N$

Numérotation :  $0 = x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_M = L$  (noeuds du maillage spatial)  
 $x_i = i\delta x, \forall i \in [0, M]$

$0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_N = T$  (noeuds du maillage temporel)  
 $t_n = n\delta t, \forall n \in [0, N]$

Équivalence discret/continu :  $u(x_i, t_n) = u_i^n$  (notation)

Valeurs nodales inconnues :  $\mathbf{u}_0^1, \mathbf{u}_1^1, \mathbf{u}_2^1, \dots, \mathbf{u}_{M-1}^1$  (valeurs aux noeuds)  
 $\dots$   
 $\mathbf{u}_0^N, \mathbf{u}_1^N, \mathbf{u}_2^N, \dots, \mathbf{u}_{M-1}^N$

# Étape 3 : Discrétisation des équations

3

Exemple général :

Problème non-linéaire

On cherche à discrétiser l'équation suivante :

$$\frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} = \alpha \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \quad \longrightarrow \quad \frac{\partial u_i^n}{\partial t} + u_i^n \frac{\partial u_i^n}{\partial x} = \alpha \frac{\partial^2 u_i^n}{\partial x^2}$$

Discrétisation temporelle : (Forward)

Discrétisation spatiale : (Centré + CN)

$$\frac{\partial u_i^n}{\partial t} \approx \frac{u_i^{n+1} - u_i^n}{\delta t} \quad \frac{\partial u_i^n}{\partial x} \approx \frac{u_{i+1}^n - u_{i-1}^n}{2\delta x} \quad \frac{\partial^2 u_i^n}{\partial x^2} \approx \frac{1}{2\delta x^2} [(u_{i+1}^{n+1} - 2u_i^{n+1} + u_{i-1}^{n+1}) + (u_{i+1}^n - 2u_i^n + u_{i-1}^n)]$$

$$\frac{u_i^{n+1} - u_i^n}{\delta t} + u_i^n \frac{u_{i+1}^n - u_{i-1}^n}{2\delta x} = \frac{\alpha}{2\delta x^2} [(u_{i+1}^{n+1} - 2u_i^{n+1} + u_{i-1}^{n+1}) + (u_{i+1}^n - 2u_i^n + u_{i-1}^n)]$$

$$u_i^{n+1} - \frac{S}{2} (u_{i+1}^{n+1} - 2u_i^{n+1} + u_{i-1}^{n+1}) = u_i^n + \frac{S}{2} (u_{i+1}^n - 2u_i^n + u_{i-1}^n) + \frac{\delta t}{2\delta x} u_i^n (u_{i+1}^n - u_{i-1}^n)$$

$$\left( S = \frac{\alpha \delta t}{\delta x^2} \right)$$

# Étape 4 : Écriture matricielle

4

Deuxième exemple :

Problème non-linéaire

$$O_g F^{n+1} = O_d F^n + G$$

 $O_g$ 
 $O_d$ 

$$\begin{array}{c}
 x_0 \\
 x_1 \\
 x_2 \\
 \dots \\
 x_{M-1} \\
 x_M
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 u_0^{n+1} \\
 u_1^{n+1} \\
 u_2^{n+1} \\
 \dots \\
 u_{M-1}^{n+1} \\
 u_M^{n+1}
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 u_0^n \\
 u_1^n \\
 u_2^n \\
 \dots \\
 u_{M-1}^n \\
 u_M^n
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 x_0 \\
 x_1 \\
 x_2 \\
 \dots \\
 x_{M-1} \\
 x_M
 \end{array}$$

$$\begin{array}{c}
 \left[ \begin{array}{cccccc}
 1+S & -S/2 & 0 & \dots & 0 & -S/2 \\
 -S/2 & 1+S & -S/2 & \dots & 0 & 0 \\
 0 & -S/2 & 1+S & \dots & 0 & 0 \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 0 & 0 & 0 & \dots & 1+S & -S/2 \\
 -S/2 & 0 & 0 & \dots & -S/2 & 1+S
 \end{array} \right]
 \begin{array}{c}
 \left[ \begin{array}{cccccc}
 1-S & S/2 & 0 & \dots & 0 & S/2 \\
 S/2 & 1-S & S/2 & \dots & 0 & 0 \\
 0 & S/2 & 1-S & \dots & 0 & 0 \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 0 & 0 & 0 & \dots & 1-S & S/2 \\
 S/2 & 0 & 0 & \dots & S/2 & 1-S
 \end{array} \right]
 \end{array}$$

$$G = \left( \delta t \begin{array}{cccccc}
 0 & -\frac{1}{2\delta x} & 0 & \dots & 0 & \frac{1}{2\delta x} \\
 \frac{1}{2\delta x} & 0 & -\frac{1}{2\delta x} & \dots & 0 & 0 \\
 0 & \frac{1}{2\delta x} & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 -\frac{1}{2\delta x} & 0 & 0 & \dots & 0 & -\frac{1}{2\delta x} \\
 -\frac{1}{2\delta x} & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2\delta x} & 0
 \end{array} \right) \begin{array}{c} u_0^0 \\ \dots \\ u_i^0 \\ \dots \\ u_M^0 \end{array} * \begin{array}{c} u_0^0 \\ \dots \\ u_i^0 \\ \dots \\ u_M^0 \end{array}$$

Condition initiale

$$\begin{array}{c}
 u_0^0 \\
 \dots \\
 u_i^0 \\
 \dots \\
 u_{M-1}^0
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 U(x_0) \\
 \dots \\
 U(x_i) \\
 \dots \\
 U(x_{M-1})
 \end{array}$$



# Étape 5 : Programmation

5

Exemple général :

Problème non-linéaire

Il ne reste plus qu'à demander à l'ordinateur de résoudre le problème !

→ Sous forme matricielle :

$$\begin{array}{l}
 F^0 = G^0 \\
 O_g F^{n+1} = O_d F^n + G
 \end{array}
 \quad \longrightarrow \quad
 \begin{array}{l}
 \text{On n'a plus qu'à boucler sur } n : \\
 F^{n+1} = \underbrace{O_g^{-1}}_{\varepsilon} (O_d F^n + G)
 \end{array}$$

Étapes informatiques :

1. Définir le vecteur  $G$ ,
2. Définir les matrices  $O_g$  et  $O_d$ ,
3. Écrire la condition initiale,
4. Boucler sur l'indice temporel et inverser la matrice  $O_g$ .

Deuxième exemple :

En Python, on utilisera la librairie `linalg` et sa fonction `solve`

# Exemple avec code

```

#opérateurs de gauche et de droite
Og=np.zeros([M,M]) # un point en moins ici car la $x_M = x_0$.
Od=np.zeros([M,M])
A=np.zeros([M,M])

for j in range(M): #pour i de 0 à M-1

    #indice voisin à gauche
    jG=j-1
    if j==0: #le voisin de gauche du premier point est le dernier (périodicité)
        jG=M-1

    #indice voisin à droite
    jD=j+1
    if j==M-1: #le voisin de gauche du premier point est le dernier (périodicité)
        jD=0

    Og[j,[jG,j,jD]]=[-S/2,1+S,-S/2]
    Od[j,[jG,j,jD]]=[S/2,1-S,S/2]
    A[j,[jG,jD]]=[dt/(2*dx),-dt/(2*dx)]

#initialisation
f=np.sin(x)
g=np.zeros(M)

figure(1)
#boucle d'avancement temp
for n in range(N): #pour n=0 a N-1

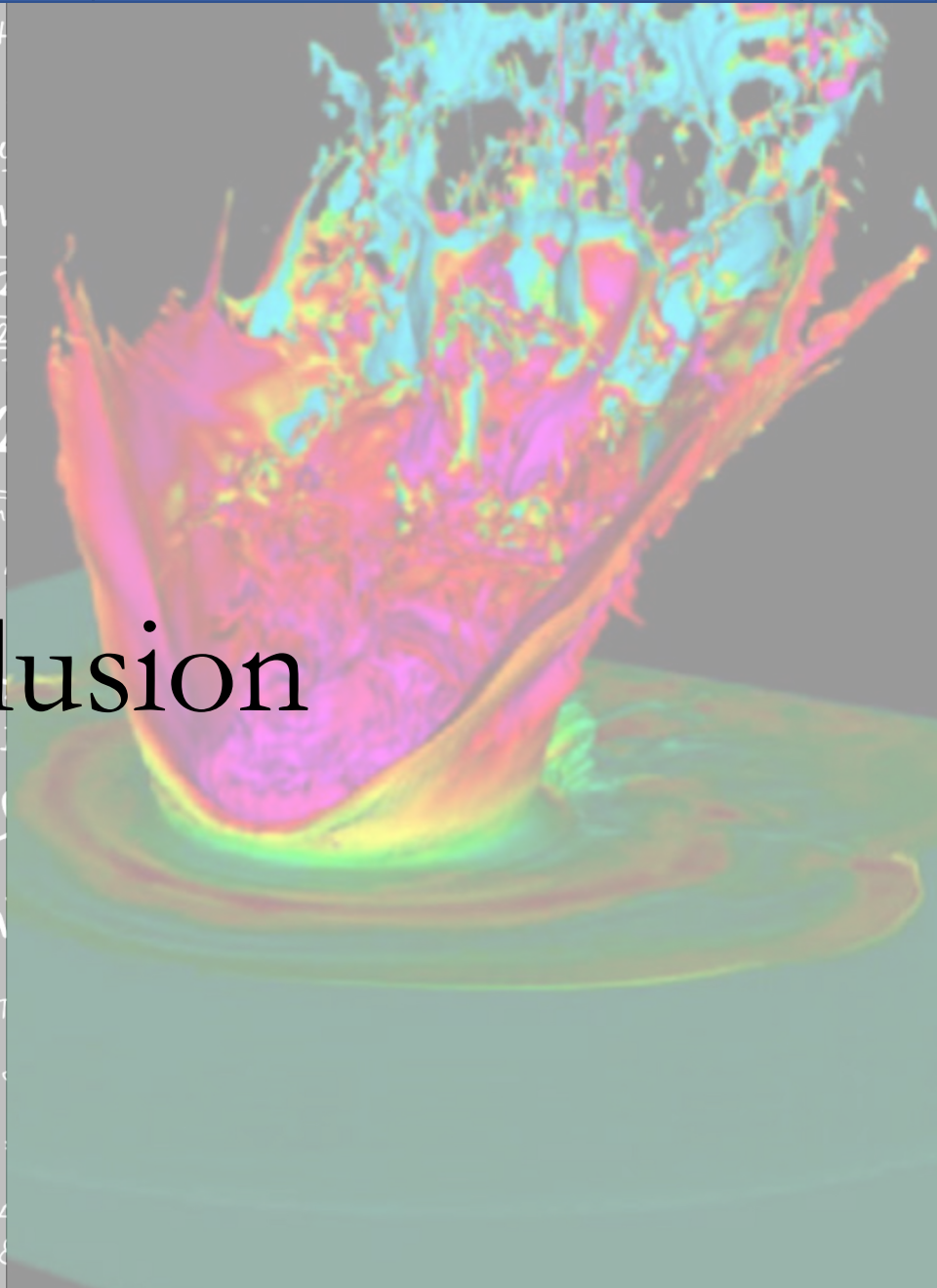
    #calcul de  $-(du/dx)*(u)$ 
    g=A.dot(f)*f #A.dot(f) = meme chose que np.dot(A,f)

    #solution du systeme linéaire  $Og*fn_{p1} = Od*fn +gn_{p1}$ 
    f=np.linalg.solve(Og,Od.dot(f)+g)

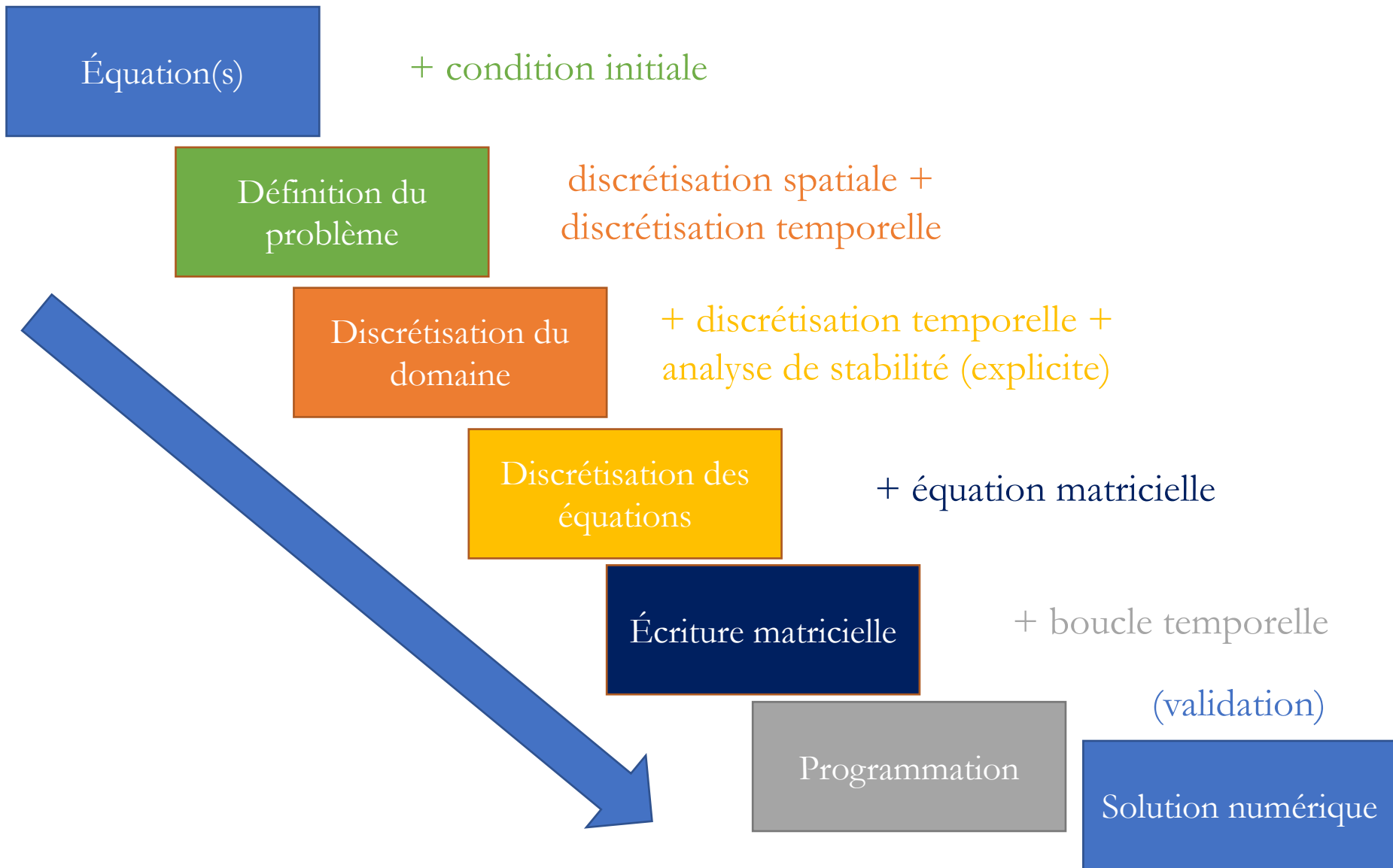
```

$$\begin{aligned}
 & v_2 \tan \theta_B = \frac{w_2}{w_1} = w_{21} \quad \rho V = nRT \quad \vec{\psi} = \iint \vec{D} d\vec{S} = AD \\
 & M_e = \sigma T^4 \quad \phi_e = \frac{L}{4\pi r^2} \quad \int \frac{\Delta\psi}{2\pi} = \frac{\Delta x}{\lambda} = \frac{x_2 - x_1}{\lambda} \quad v = c/\lambda \\
 & \psi = E\psi \quad \Delta t = \frac{\Delta t'}{\sqrt{1 - v^2/c^2}} \quad X_L = \frac{U_m}{I_m} = \omega L = 2\pi f L \quad \vec{v}_k = \sqrt{\frac{M_z}{R_z}} \quad \vec{F}_m = \vec{B} I l = \dots \\
 & E = \hbar \omega \quad U = \frac{W_{AB}}{|E_{PA} - E_{PB}|} = |\phi_A - \phi_B| \quad T = \frac{4 n_1 n_2}{(n_2 + n_1)^2} \quad \vec{g} = \frac{m_1 n}{m_2 n} \\
 & \frac{E = \frac{h\nu}{2\pi r m_e} \quad \phi_E = \frac{E_c}{\rho_0} = k \frac{\phi}{r} \quad m = N \cdot m_0 = \frac{\phi}{v_e} \quad \frac{M_m}{N_A} \quad E = \frac{E_c}{a} \int_{-a/L}^{+a/L} \sin(\omega t + \phi) dy \\
 & \frac{M_m}{N_A} = \frac{M_r \cdot 10^{-3}}{N_A} \quad l_t = l_0(1 + d \Delta t) \quad I = \frac{U_e}{R + R_i} \quad \frac{\sin \alpha}{\sin \beta} = \frac{v_1}{v_2} = \frac{w_2}{w_1} \quad v = \frac{1}{\sqrt{\epsilon \cdot \mu}} \\
 & \frac{m_e}{N_A} R = \rho \frac{l}{S} \quad E = mc^2 \quad \beta = \frac{\Delta I_c}{\Delta I} \quad \phi_e = \frac{\Delta E}{\Delta t} \quad \frac{m_1}{x} + \frac{m_2}{x'} = \dots \\
 & \vec{x} = \sqrt{2/L} \sin \frac{n\pi x}{L} \quad E = \frac{1}{2} \hbar \sqrt{k/m} \quad \Delta I_B = \frac{\hbar^2}{8mL^2} \hbar^2 \quad \phi = \frac{2\pi \sin^2 \theta}{\lambda} \\
 & \iint \vec{J} d\vec{S} \quad \vec{S} = \frac{1}{\mu_0} (\vec{E} \times \vec{B}) \quad E_k = \frac{1}{2} m v^2 \quad \vec{f} = \dots \\
 & \frac{N_A}{m} = \sqrt{\frac{3R_m T}{M_r \cdot 10^{-3}}} \quad E = \hbar k^2 \quad 1 \text{ pc} = \frac{1 \text{ AU}}{r} \quad S = \frac{U}{I} \quad \vec{v}_2 = U_e \\
 & h = Shp g \quad f_0 = \frac{1}{2\pi \sqrt{CL}} \quad \sigma = \frac{Q}{M} \quad M = F d \cos \alpha \quad \vec{S} = \vec{I} \vec{F}_V = \dots \\
 & \cos \theta_2 \quad \int \vec{E} d\vec{l} = - \iint \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \cdot d\vec{S} \quad \rho = \frac{E}{c} = \frac{\hbar f}{c} = \frac{\hbar}{\lambda} \\
 & R = R_0 \sqrt[3]{A} \quad \oint \vec{H} d\vec{l} = \iint (\vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t}) \cdot d\vec{S} \quad \Phi = m c \Delta t \quad F_g = \dots \\
 & \vec{L} = 10 \log \frac{I}{I_0} \quad \Delta \psi = \frac{2\pi \Delta x}{\lambda} = \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda} \\
 & = \mu_0 \sum \vec{I}; \quad \rho = \frac{\vec{F}}{\Delta S} = \frac{m \Delta v}{\Delta S \Delta t} \quad P = UI \quad h = \frac{1}{2} g t^2 \quad v = v_1(1 + \beta) \\
 & \frac{+ g^2}{+ g^2} f' = \frac{r_a \cdot r_b}{(r_b - r_a)} \quad \nabla \times \left( -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = -\frac{\partial}{\partial t} (\text{rot } \vec{B}) = -\mu_0 \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = \dots
 \end{aligned}$$

# Conclusion



# Cycle des méthodes numériques : Instationnaire



# Schémas explicites/implicites et stabilité

Une fois le schéma mis sous forme générale,  
on voit tout de suite s'il est explicite ou implicite



## Explicite

= on exprime l'état futur du système en  
fonction des états passés

$$f^{n+1} = F[f^n, f^{n-1}, \dots]$$

→ La résolution est itérative

### Avantages :

Plus facile à écrire et à résoudre

### Inconvénients :

Pas toujours stable,  
besoin de respecter la condition CFL

→ Il faut trouver le meilleur compromis en fonction de chaque problème !



## Implicite

= on exprime l'état futur du système en  
fonction de l'état futur également

$$G[\dots, f^{n-1}, f^n, f^{n+1}] = 0$$

→ La résolution est matricielle

### Avantages :

Toujours stable, pas de limitation

### Inconvénients :

Pas toujours facile d'inverser la matrice,  
plus difficile à implémenter

# Application à l'UE

## Définition du problème

- Poser une condition initiale,
- Identifier un problème non-linéaire.

## Discrétisation du domaine :

- Savoir gérer une discrétisation temporelle en plus de la discrétisation spatiale.

## Discrétisation des équations :

- Savoir combiner les formulations,
- Savoir manipuler un schéma de Crank-Nicolson,
- Savoir tester la stabilité.

## Écriture matricielle :

- Boucle temporelle,
- Cas d'un schéma explicite vs. implicite.

## Programmation :

- Programmation Python de chaque étape,
- Bibliothèques Python utiles.

## Validation :

- Effectuer une validation temporelle .

# Plan de l'UE

## Idée générale :

Au premier semestre, on va introduire les notions de base, et s'intéresser en détails à une méthode numérique précise

Tous les jeudi matin (8h45-12h45) au bâtiment 625

21 Novembre : Cours 1 + Cours 2

4 Décembre : Cours 3 + TP

5 Décembre : Cours 4 + TP

12 Décembre : Cours 5 + **TP**

19 Décembre : Cours 6 + TP

9 Janvier : Cours 7 + TP

16 Janvier : Cours 8 + TP

23 Janvier : TP

30 Janvier : **Examen**

## Modalités d'évaluation :

TPs + examen oral (question de cours + exercice)