

ECOLE POLYTECHNIQUE
3ème année, MAP/MAT 567
Transport et diffusion (G. Allaire, X. Blanc, F. Golse)
Corrigé de l'examen écrit du 4 Mars 2015 (2 heures)

1 Modèle aux moments pour l'équation de transport

1. On pose

$$I_{ij} = \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_i \Omega_j d\Omega.$$

La mesure de Lebesgue sur la sphère (ainsi que la sphère elle-même) est invariante par la symétrie orthogonale d'hyperplan $\{x_j = 0\}$. Par cette symétrie, $\Omega_i \Omega_j$ est changé en son opposé, sauf si $i = j$. Ainsi, $I_{ij} = 0$ si $i \neq j$. Par ailleurs, l'intégrale

$$I_{jj} = \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_j^2 d\Omega,$$

est indépendante de j , car la mesure de Lebesgue sur la sphère est invariante par toute rotation centrée sur l'origine. Donc

$$I_{jj} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_k^2 d\Omega \right) = \frac{1}{N} \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \left(\sum_{k=1}^N \Omega_k^2 \right) d\Omega = \frac{1}{N}.$$

2. Le premier moment de f se calcule comme suit :

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} f(t, x, \Omega) d\Omega = \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} E(t, x) d\Omega + \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega \cdot F(t, x) d\Omega.$$

Pour le premier terme, l'intégrande est constante, et pour le deuxième, c'est une fonction impaire de Ω . Donc

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} f(t, x, \Omega) d\Omega = E(t, x).$$

Pour le deuxième moment, on a :

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega f(t, x, \Omega) d\Omega = \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega E(t, x) d\Omega + \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega (\Omega \cdot F(t, x)) d\Omega.$$

Ici, c'est le premier terme qui est l'intégrale d'une fonction impaire, donc qui est nul. On obtient donc, pour la composante j ($1 \leq j \leq N$) de ce vecteur,

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_j f(t, x, \Omega) d\Omega = \sum_{i=1}^N \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_j \Omega_i F_i(t, x) d\Omega.$$

En appliquant le résultat de la question précédente, on a donc

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_j f(t, x, \Omega) d\Omega = \frac{1}{N} F_j(t, x),$$

pour tout indice j , c'est-à-dire

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega f(t, x, \Omega) d\Omega = \frac{1}{N} F(t, x).$$

3. On intègre l'équation vérifiée par f par rapport à Ω , et on a, en divisant le résultat par $|S^{N-1}|$:

$$\frac{\partial E}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon |S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega \cdot \nabla_x f(t, x, \Omega) d\Omega + \frac{\sigma}{\varepsilon^2} E = \frac{\sigma}{\varepsilon^2} E.$$

Par ailleurs,

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega \cdot \nabla_x f(t, x, \Omega) d\Omega = \operatorname{div}_x \left(\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega f(t, x, \Omega) d\Omega \right) = \operatorname{div}_x \left(\frac{1}{N} F \right).$$

D'où

$$\frac{\partial E}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon N} \operatorname{div}_x(F) = 0.$$

4. On multiplie l'équation de Boltzmann linéaire par Ω et on prend la moyenne en Ω , ce qui donne :

$$\frac{1}{N} \frac{\partial F}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon |S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega \Omega \cdot \nabla_x f(t, x, \Omega) d\Omega + \frac{1}{N} \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F = 0,$$

car le membre de gauche de l'équation ne dépend pas de Ω . Le deuxième terme s'écrit aussi

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega \Omega \cdot \nabla_x f(t, x, \Omega) d\Omega = \sum_{j=1}^N \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega \Omega_j f(t, x, \Omega) d\Omega \right)$$

Calculons, comme précédemment, l'intégrale apparaissant ci-dessus : pour tout indice i , on a

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_i \Omega_j f(t, x, \Omega) d\Omega = E(t, x) \frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_i \Omega_j d\Omega = E(t, x) \frac{1}{N} \delta_{ij},$$

car le terme $\int_{S^{N-1}} \Omega_i \Omega_j \Omega \cdot F d\Omega$ s'annule par imparité en Ω . En reportant cela dans l'équation ci-dessus, on a donc

$$\frac{1}{|S^{N-1}|} \int_{S^{N-1}} \Omega_i \Omega \cdot \nabla_x f(t, x, \Omega) d\Omega = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial}{\partial x_j} (\delta_{ij} E(t, x)) = \frac{1}{N} \frac{\partial E}{\partial x_i}.$$

On en déduit donc

$$\frac{1}{N} \frac{\partial F}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon N} \nabla_x E + \frac{1}{N} \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F = 0, \quad \text{d'où} \quad \frac{\partial F}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon} \nabla_x E + \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F = 0.$$

2 Limite diffusion pour le modèle aux moments

1. On insère le développement en puissances de ε donné par l'énoncé, à savoir

$$E = E_0 + \varepsilon E_1 + \varepsilon^2 E_2 + \dots, \quad F = F_0 + \varepsilon F_1 + \varepsilon^2 F_2 + \dots,$$

dans le système vérifié par E et F . En identifiant les puissances de ε , on a, pour le terme d'ordre ε^{-2} ,

$$F_0 = 0.$$

2. De même, pour le terme d'ordre ε^{-1} , on a d'une part $\operatorname{div}_x(F_0) = 0$, qui n'apporte pas d'information supplémentaire, et d'autre part $\nabla_x E_0 + \sigma F_1 = 0$, soit

$$\nabla_x E_0 = -\sigma F_1.$$

3. Enfin, en utilisant l'ordre ε^0 de la première équation, on obtient

$$\frac{\partial E_0}{\partial t} + \frac{1}{N} \operatorname{div}_x(F_1) = 0,$$

donc, en utilisant la question précédente,

$$\frac{\partial E_0}{\partial t} - \frac{1}{N} \operatorname{div}_x \left(\frac{1}{\sigma} \nabla_x E_0 \right) = 0,$$

Il s'agit bien là d'une équation de diffusion. Comme on a supposé $\sigma > 0$, on a bien un coefficient de diffusion strictement positif.

3 Schéma numérique pour le modèle aux moments

1. En sommant les deux équations du système, on obtient

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon} \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F = 0.$$

De même, en soustrayant les deux équations, on a

$$\frac{\partial v}{\partial t} - \frac{1}{\varepsilon} \frac{\partial v}{\partial x} - \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F = 0.$$

En remarquant que $2F = u - v$, on obtient donc le système

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} + \frac{1}{\varepsilon} \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\sigma}{2\varepsilon^2} (u - v) = 0, \\ \frac{\partial v}{\partial t} - \frac{1}{\varepsilon} \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\sigma}{2\varepsilon^2} (v - u) = 0. \end{cases} \quad (1)$$

2. Dans la première équation du système (1), la vitesse est égale à $1/\varepsilon$, donc est positive. Le schéma décentré amont consiste à remonter le courant pour les différences finies en espace, donc

à décentrer vers la gauche. Au contraire, la vitesse est négative pour la deuxième équation, et on décentre donc vers la droite. Le schéma correspondant s'écrit donc

$$\begin{cases} \frac{u_j^{n+1} - u_j^n}{\Delta t} + \frac{u_j^n - u_{j-1}^n}{\varepsilon \Delta x} + \frac{\sigma}{2\varepsilon^2} (u_j^n - v_j^n) = 0, \\ \frac{v_j^{n+1} - v_j^n}{\Delta t} - \frac{v_{j+1}^n - v_j^n}{\varepsilon \Delta x} + \frac{\sigma}{2\varepsilon^2} (v_j^n - u_j^n) = 0. \end{cases}$$

3. Considérons une solution régulière du système, que l'on note (u, v) . En utilisant un développement de Taylor, on a

$$\frac{u((n+1)\Delta t, j\Delta x) - u(n\Delta t, j\Delta x)}{\Delta t} = \frac{\partial u}{\partial t}(n\Delta t, j\Delta x) + \frac{\Delta t}{2} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2}(n\Delta t + \xi_1 \Delta t, j\Delta x), \quad \xi_1 \in]0, 1[,$$

$$\frac{u(n\Delta t, j\Delta x) - u(n\Delta t, (j-1)\Delta x)}{\Delta x} = \frac{\partial u}{\partial x}(n\Delta t, j\Delta x) + \frac{\Delta x}{2} \frac{\partial u}{\partial x}(n\Delta t, j\Delta x + \xi_2 \Delta x), \quad \xi_2 \in]0, 1[.$$

Ce qui donne une erreur de consistance pour la première ligne du système qui vérifie

$$E_1 = O(\Delta t) + O\left(\frac{\Delta x}{\varepsilon}\right).$$

De même, l'erreur de consistance de la deuxième équation vérifie

$$E_2 = O(\Delta t) + O\left(\frac{\Delta x}{\varepsilon}\right).$$

4. La limite diffusion étant obtenue en faisant tendre $\varepsilon \rightarrow 0$, l'estimation de la question précédente indique que le schéma ne reproduit pas la limite diffusion.

5. On fait la somme puis la différence des équations définissant le système discrétisé sur u et v , puis on utilise les égalités $u + v = 2E$ et $u - v = 2F$. On obtient alors

$$\begin{cases} \frac{E_j^{n+1} - E_j^n}{\Delta t} + \frac{F_{j+1}^n - F_{j-1}^n}{2\varepsilon \Delta x} + \frac{2E_j^n - E_{j-1}^n - E_{j+1}^n}{2\varepsilon \Delta x} = 0, \\ \frac{F_j^{n+1} - F_j^n}{\Delta t} + \frac{E_{j+1}^n - E_{j-1}^n}{2\varepsilon \Delta x} + \frac{2F_j^n - F_{j+1}^n - F_{j-1}^n}{2\varepsilon \Delta x} + \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F_j^n = 0, \end{cases}$$

6. On développe au point $(t, x_{j+1/2})$:

$$E(t, x_j) = E(t, x_{j+1/2}) - \frac{\Delta x}{2} \frac{\partial E}{\partial x}(t, x_{j+1/2}) + \frac{\Delta x^2}{4} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2}\left(t, x_j + \xi \frac{\Delta x}{2}\right), \quad \xi \in]0, 1[.$$

La deuxième équation du système donne, en utilisant que $\partial F / \partial t$ est bornée,

$$\frac{\partial E}{\partial x}(t, x_j) = -\frac{\sigma}{\varepsilon} F(t, x_j) + O(\varepsilon)$$

Comme de plus $\partial^2 E/\partial x^2$ est bornée, on a donc

$$E(t, x_j) = E(t, x_{j+1/2}) + \frac{\sigma \Delta x}{2\varepsilon} F(t, x_j) + O(\varepsilon \Delta x) + O(\Delta x^2).$$

De même, on a

$$E(t, x_{j+1}) = E(t, x_{j+1/2}) + \frac{\Delta x}{2} \frac{\partial E}{\partial x}(t, x_{j+1/2}) + \frac{\Delta x^2}{4} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2}\left(t, x_j + \xi \frac{\Delta x}{2}\right), \quad \xi \in]0, 1[.$$

On utilise à nouveau la deuxième équation, et on obtient de là encore

$$E(t, x_{j+1}) = E(t, x_{j+1/2}) - \frac{\sigma \Delta x}{2\varepsilon} F(t, x_j) + O(\varepsilon \Delta x) + O(\Delta x^2).$$

De même, on a $F(t, x_j) = F(t, x_{j+1/2}) - \frac{\Delta x}{2} \frac{\partial F}{\partial x}(t, x_{j+1/2} + \xi \frac{\Delta x}{2})$, pour un certain $\xi \in]0, 1[$. La deuxième équation du système et le fait que E et F sont bornées ainsi que leurs dérivées implique que $\frac{\partial F}{\partial x} = O(\varepsilon)$, donc

$$F(t, x_j) = F(t, x_{j+1/2}) + O(\varepsilon \Delta x).$$

De même, on obtient

$$F(t, x_{j+1}) = F(t, x_{j+1/2}) + O(\varepsilon \Delta x).$$

7. Les équations données par l'énoncé sont équivalentes, après somme et différence, à

$$F_j^n + F_{j+1}^n + E_j^n - E_{j+1}^n = \left(2 + \frac{\sigma \Delta x}{\varepsilon}\right) F_{j+1/2}^n,$$

$$E_{j+1/2}^n = \frac{1}{2} (E_j^n + F_j^n + E_{j+1}^n - F_{j+1}^n).$$

Ceci donne effectivement une unique valeur du couple $(E_{i+1/2}^n, F_{i+1/2}^n)$, à savoir

$$F_{j+1/2}^n = \frac{\varepsilon}{2\varepsilon + \sigma \Delta x} (F_j^n + F_{j+1}^n + E_j^n - E_{j+1}^n),$$

$$E_{j+1/2}^n = \frac{1}{2} (E_j^n + F_j^n + E_{j+1}^n - F_{j+1}^n).$$

Le calcul qui vient d'être fait peut être fait à nouveau en partant des développements de Taylor de la question précédente. Ils donnent alors :

$$\begin{aligned} F(n\Delta t, x_{j+1/2}) &= \frac{\varepsilon}{2\varepsilon + \sigma \Delta x} (F(n\Delta t, x_j) + F(n\Delta t, x_{j+1}) + E(n\Delta t, x_j) - E(n\Delta t, x_{j+1})) \\ &\quad + O\left(\frac{\varepsilon^2 \Delta x}{2\varepsilon + \sigma \Delta x}\right) + O\left(\frac{\varepsilon \Delta x^2}{2\varepsilon + \sigma \Delta x}\right), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(n\Delta t, x_{j+1/2}) &= \frac{1}{2} (E(n\Delta t, x_j) + F(n\Delta t, x_j) + E(n\Delta t, x_{j+1}) - F(n\Delta t, x_{j+1})) \\ &\quad + O\left(\frac{\varepsilon^2 \Delta x}{2\varepsilon + \sigma \Delta x}\right) + O\left(\frac{\varepsilon \Delta x^2}{2\varepsilon + \sigma \Delta x}\right). \end{aligned}$$

Les restes tendent bien vers 0 quand $\Delta x \rightarrow 0$.

8. On utilise les valeurs de $F_{i+1/2}^n$ et de $E_{i+1/2}^n$ obtenues à la question précédente dans le schéma proposé. On obtient bien

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{E_j^{n+1} - E_j^n}{\Delta t} + \frac{F_{j+1}^n - F_{j-1}^n}{\Delta x(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} + \frac{2E_j^n - E_{j-1}^n - E_{j+1}^n}{\Delta x(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} = 0, \\ \frac{F_j^{n+1} - F_j^n}{\Delta t} + \frac{E_{j+1}^n - E_{j-1}^n}{2\varepsilon\Delta x} + \frac{2F_j^n - F_{j+1}^n - F_{j-1}^n}{2\varepsilon\Delta x} + \frac{\sigma}{\varepsilon^2} F_j^n = 0, \end{array} \right.$$

9. On utilise à nouveau un développement en puissances de ε , et on identifie les puissances dans le schéma. On pose donc

$$E_j^n = E_j^{n,0} + \varepsilon E_j^{n,1} + \varepsilon^2 E_j^{n,2} + \dots, \quad F_j^n = F_j^{n,0} + \varepsilon F_j^{n,1} + \varepsilon^2 F_j^{n,2} + \dots$$

Comme Δt et Δx sont fixés indépendamment de ε , la première ligne ne contient que des termes d'ordre ε^0 ou plus élevé en ε . Pour la deuxième ligne, l'ordre ε^{-2} donne

$$F_j^{n,0} = 0.$$

En reportant cela dans le terme d'ordre ε^0 de la première équation, on a

$$\frac{E_j^{n+1,0} - E_j^{n,0}}{\Delta t} + \frac{2E_j^{n,0} - E_{j-1}^{n,0} - E_{j+1}^{n,0}}{\Delta x(\sigma\Delta x)} = 0,$$

qui est bien une discrétisation consistante de l'équation

$$\frac{\partial E^0}{\partial t} - \frac{1}{\sigma} \frac{\partial^2 E^0}{\partial x^2} = 0.$$

10. En utilisant des développements de Taylor, on a :

$$\frac{E((n+1)\Delta t, x_j) - E(n\Delta t, x_j)}{\Delta t} = \frac{\partial E}{\partial t}(n\Delta t, x_j) + O(\Delta t),$$

$$\begin{aligned} \frac{F(n\Delta t, x_{j+1}) - F(n\Delta t, x_{j-1})}{\Delta x(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} &= \frac{2}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \frac{\partial F}{\partial x}(n\Delta t, x_j) + \frac{\Delta x^2}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \frac{1}{3} \frac{\partial^3 F}{\partial x^3}(n\Delta t, x_j) \\ &\quad + O\left(\frac{\Delta x^4}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right), \end{aligned}$$

et enfin

$$\begin{aligned} \frac{2E(n\Delta t, x_j) - E(n\Delta t, x_{j-1}) - E(n\Delta t, x_{j+1})}{\Delta x(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} &= -\frac{\Delta x}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2}(n\Delta t, x_j) \\ &\quad + O\left(\frac{\Delta x^3}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right). \end{aligned}$$

Dans les estimations ci-dessus, les "O" sont entendus dans la limite $\Delta x \rightarrow 0$, de façon uniforme en ε . L'erreur de consistance pour la première ligne du système est définie par

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_j^n := & \frac{E((n+1)\Delta t, x_j) - E(n\Delta t, x_j)}{\Delta t} + \frac{F(n\Delta t, x_{j+1}) - F(n\Delta t, x_{j-1})}{\Delta x(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} \\ & + \frac{2E(n\Delta t, x_j) - E(n\Delta t, x_{j-1}) - E(n\Delta t, x_{j+1})}{\Delta x(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} - \frac{\partial E}{\partial t}(n\Delta t, x_j) - \frac{1}{\varepsilon} \frac{\partial F}{\partial x}(n\Delta t, x_j), \end{aligned}$$

et on obtient donc

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_j^n = & \frac{-\sigma\Delta x}{\varepsilon(2\varepsilon + \sigma\Delta x)} \frac{\partial F}{\partial x}(n\Delta t, x_j) - \frac{\Delta x}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2}(n\Delta t, x_j) + \frac{\Delta x^2}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \frac{1}{3} \frac{\partial^3 F}{\partial x^3}(n\Delta t, x_j) \\ & + O(\Delta t) + O\left(\frac{\Delta x^4}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right) + O\left(\frac{\Delta x^3}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right). \end{aligned}$$

Comme E et F sont solutions du système de départ, on a

$$\frac{\partial^3 F}{\partial x^3} = -\frac{\varepsilon}{\sigma} \frac{\partial^4 E}{\partial t \partial x^2} = O(\varepsilon),$$

$$\frac{\partial^2 F}{\partial x \partial t} = -\varepsilon \frac{\partial^2 E}{\partial t^2} = O(\varepsilon),$$

donc

$$\frac{\partial^2 E}{\partial x^2} = -\frac{\sigma}{\varepsilon} \frac{\partial F}{\partial x} - \varepsilon \frac{\partial^2 F}{\partial x \partial t} = -\frac{\sigma}{\varepsilon} \frac{\partial F}{\partial x} + O(\varepsilon^2).$$

Ainsi,

$$\mathcal{E}_j^n = O(\Delta t) + O\left(\frac{\varepsilon^2 \Delta x}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right) + O\left(\frac{\varepsilon \Delta x^2}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right) + O\left(\frac{\Delta x^3}{2\varepsilon + \sigma\Delta x}\right).$$

On a, de plus,

$$\frac{\varepsilon^2 \Delta x}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \leq \frac{1}{2} \varepsilon \Delta x, \quad \frac{\varepsilon \Delta x^2}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \leq \frac{1}{2} \Delta x^2, \quad \frac{\Delta x^3}{2\varepsilon + \sigma\Delta x} \leq \frac{\Delta x^2}{\sigma}.$$

On obtient donc

$$\mathcal{E}_j^n = O(\Delta t + \varepsilon \Delta x + \Delta x^2).$$