Dynamique de réseaux multi-échelles complexes sous contraintes: Modélisation et Analyse

Liam Toran

Stage de fin de M2A 2019 au Laboratoire J.A. Dieudonné de l'Université de Nice sous la supervision de Yves D'Angelo, Rémi Catellier, Laurent Monasse

Thèmes : Mathématiques et leurs Interactions, Modélisation, Analyse, Processus Stochastiques, Équations aux dérivées partielles et ordinaires, Stabilité, Réaction-Diffusion, Ondes progressives, Simulation Numérique.

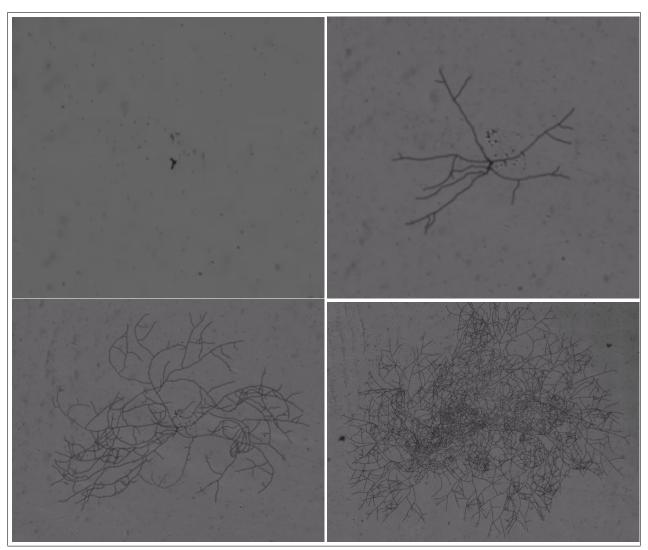


FIGURE 1 – Capture d'un réseau de champignon en expension, par

Table des matières

1	L'éo	quation de Fisher ou KPP	3
	1.1	Préliminaire	3
	1.2	Réaction	3
	1.3	Réaction-Diffusion	3
	1.4	Solutions en onde plane stationnaire / onde progressive	4
2	Dyamique de Réseaux en Croissance 5		
	2.1	Explication des équations du système (6)	5
	2.2	Dérivation de l'équation "KPP avec mémoire"	6
	2.3	Propriétés de l'EDO "KPP avec mémoire"	6
3	Rec	cherche de la vitesse d'onde des solutions progressives de l'Équation KPP	
	ave	c Mémoire	8
	3.1	Au voisinage de $(0,0,C_0)$	8
		3.1.1 Première condition : P' a deux annulations :	8
		3.1.2 Deuxième condition : $\Delta > 0$:	8
		3.1.3 Signe des racines au voisinage de $(0,0,C_0)$	9
	3.2	Au voisinage de $(0, \rho_{\infty}, 0)$	9
4	Sch	émas et Positivité	10
	4.1	Pour l'équation différentielle ordinaire	10
		4.1.1 Schéma semi-implicite I pour l'EDO	10
		4.1.2 Schéma semi-implicite II pour l'EDO	10
	4.2	Pour l'équation aux dérivées partielles	11
		4.2.1 Schéma semi-implicite I pour l'EDP	11
5	Résolution numérique 12		12
	5.1	Résolution de l'EDO	12
		5.1.1 Résultat de la simulation de l'EDO	12
	5.2	Résolution de l'EDP en 1D	13
		5.2.1 Résultat de la simulation de l'EDP en 1D	13
\mathbf{A}	ppen	dices	14

1 L'équation de Fisher ou KPP

1.1 Préliminaire

Notre point de départ est l'équation de diffusion :

$$\partial_t u = \Delta u \tag{1}$$

En plus de la diffusion, considérons des modèles où le taux d'accroissement de u dépend aussi de la densité u.

Ceci donne les équations de reaction-diffusion :

$$\partial_t u = \Delta u + F(u) \tag{2}$$

où F est assez lisse.

Il est souvent naturel dans les modèles de considérer F(u) proportionnel à u pour u petit ("croissance"), et quand u devient proche de 1, l'accroissement F(u) s'arrête : F(1) = 0 ("saturation"). Ces types de modèles ont étés introduits et examinés par les travaux de Fisher[1] et Kolmogorov, Petrovsky et Piscounuv[2] (abrégés KPP).

Un exemple d'une telle équation est :

$$\partial_t u = \Delta u + u(1 - u) \tag{3}$$

qui sera dans la suite étudiée dans le cas 1-dimensionnel en x: u = u(x,t).

1.2 Réaction

En observant les solutions constantes en x : u(x,t) = v(t) dans (3), l'équation différentielle ordinaire (EDO ou ODE) :

$$\partial_t v = v - v^2 = F(v) \tag{4}$$

est obtenue.

Il y a deux équilibres (F(v) = 0)) pour v = 0 et v = 1.Par le théorème de stabilité de Lyapunov, F'(0) > 0 montre que v = 0 est instable et F'(1) < 0 montre v = 1 est asymptotiquement stable.

1.3 Réaction-Diffusion

Dans l'espace $X = C^0_{b,unif}(\mathbb{R}, \mathbb{R})$ des fonctions bornées et uniformément continues, il y a existence locale et unicité des solutions de l'équation de Fisher-KPP (2). Grâce à un principe du maximum, il y a aussi existence globale et unicité des solutions.

Théorème 1. :

Existence et Unicité de la solution dans X: Soit $U_0 \in X$. Il existe une unique solution de l'équation de Fisher-KPP (2) $U \in C([0, \infty[, X)$ avec condition initiale U_0 .

Théorème 2.:

Principe du Maximum : Soit u_1 et u_2 deux solutions de (2). Si il éxiste t_0 tel que $u_1(x, t_0) < u_2(x, t_0)$ $\forall x$ alors $u_1(x, t) < u_2(x, t)$ $\forall x$ et $\forall t > t_0$

1.4 Solutions en onde plane stationnaire / onde progressive

Rappellons la définition d'une solution en onde plane stationnaire / onde progressive :

Définition 1.1. Solutions en onde plane stationnaire

Une solution en onde plane stationnaire est une solution de la forme u(x,t) = h(x-st) où $c \in \mathbb{R}$. On fera parfois l'abus de notation u(x,t) = u(x-st)

Sous des hypothèses "faibles" sur F, l'équation $(2): \partial_t u = \Delta u + F(u)$ a alors la propriété surprenante et importante de posséder des solutions en ondes planes stationnaires liant les états d'équilibre u = 1 (à $-\infty$) et u = 0 (à $+\infty$).

Les hypothèses sur F portent en partie sur le fait que (2) doit posséder :

- Deux états d'équilibre u = 1 et u = 0 : F(0) = F(1) = 0 :
- Un phénomène de "croissance" : F'(0) > 0
- Un phénomène de "saturation" : F'(1) < 0

Étude des solutions en ondes progressive de (2) :

En substituant u(x,t) = h(x-st) = h(y) pour y = x-st dans (2), les équations obtenues sur h sont :

$$\begin{cases} h''(y) + sh'(y) + F(h(y)) = 0\\ h(-\infty) = 1\\ h(+\infty) = 0 \end{cases}$$

$$(5)$$

qui est une équation elliptique non linéaire. Le problème est donc de trouver s et $h \in C^2$ tels que le système (5) soit vérifié. Le théorème obtenu est le suivant :

Théorème 3.:

Soit $F \in C^1([0,1])$ tel F(0) = F(1) = 0 et $F \ge 0$. Il existe une vitesse critique s_* telle que $s_*^2 \ge 4F'(0)$ et :

- i) $\forall s \geq s_*$, l'équation (5) a une solution $h_s : \mathbb{R} \to]0,1[$ de classe C^3 .

Cette solution est unique à translation près.

- ii) $\forall c < c_*$ l'équation (5) n'a pas de solution $h: \mathbb{R} \to [0, 1]$

Remarque : Dans le second cas il existe des solutions mais elles ne sont pas confinées dans [0,1] ni dans \mathbb{R}^+ , ce qui ne fait pas de sens dans une étude de densité de population.

2 Dyamique de Réseaux en Croissance

Dans cette section et par la suite nous étudions le modèle sur la croissance de réseaux dynamiques branchant, par exemple un champignon, proposé par Rémi Catellier, Yves D'Angelo et Cristiano Ricci, avec rescaling adéquat :

$$\begin{cases}
\partial_t \mu + \nabla(\mu v) = f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \\
\partial_t (\mu v) + \nabla(\mu v \times v) + T \nabla \mu = -\lambda \mu v + \mu \nabla C - \mu v \rho \\
\partial_t \rho = F(v) \mu \\
\partial_t C = -b \rho C
\end{cases} (6)$$

L'inconnue μ représente la densité des apex du champignon.

L'inconnue ρ représente la densité des hyphes/ du réseau.

L'inconnue v représente la vitesse des apex.

L'inconnue C représente la concentration des nutriments.

Les paramètres T, λ et b sont des scalaires représentants la température, l'amortissement fluide sur la vitesse des apex, et le taux de consommation des nutriments par le réseau.

La fonction f indique l'influence de la concentration de nutriments sur la croissance du champignon. Pour avoir un état stationnaire sur la croissance du champignon, f(0) = 0 et f(x)/x dans L^1 proche de 0 sont imposés.

La fonction F représente l'inverse du temps moyen passé par les apex dans un point donné, et est donné par l'expression :

$$F(V) = \left(\frac{1}{2\pi T}\right)^{\frac{d}{2}} \int_{\mathbb{R}^d} |v| \exp\left(-\frac{|v-V|^2}{2T}\right) dv \tag{7}$$

où d est la dimension du problème. Ceci est souvent simplifié en substituant F(V) par une constante : $F(V) = F_0$.

2.1 Explication des équations du système (6)

Le champignon est un réseau branchant dynamique qui peut être étudié en deux parties : les apex (pointes du réseau) représentés par leur densité μ et les hyphes (branches du réseau) représentés par leur densité ρ

Les lignes du système (6) représentent :

- i) La première ligne du système est le bilan de masse sur les apex avec le terme gauche classique $\partial_t \mu + \nabla(\mu v)$. Le terme de droite est composé de : $f(C)(\mu + \rho)$ correspondant a une croissance proportionnelle à la concentration de nutriments du réseau et la masse existante d'apex et d'hyphes, et un terme $-\mu\rho$ qui correspond à l'anastomose : une pointe qui rencontre une branche va fusionner avec elle et être détruite. Il y a un terme de croissance et un terme de saturation comme pour le modèle KPP.
- ii) La deuxième ligne est le bilan de vitesse avec le terme de gauche classique $\partial_t(\mu v) + \nabla(\mu v \times v)$. Le terme $T\nabla\mu$ représente le mouvement brownien suivi par les apex. Le terme $-\lambda\mu v$ représente un amortissement fluide dans la physique du problème. Le terme $+\mu\nabla C$ représente la tendance des apex à aller vers les milieux de forte concentration. Le terme $-\mu v\rho$ représente la perte de vitesse du à l'anastomose.
- iii) La troisième ligne correspond à la relation entre les branches et les pointes : la trace laissée par les apex sont les branches.
- iv) La quatrième ligne décrit l'évolution de la concentration de nutriments : ils sont consommés par les hyphe avec un taux bC où b est une constante positive.

2.2 Dérivation de l'équation "KPP avec mémoire"

En faisant tendre T et λ vers $+\infty$, avec $\frac{T}{\lambda}=K$ constant, la deuxième ligne de (6) donne :

$$+K\nabla\mu = -\mu v\tag{8}$$

En injectant ceci dans la ligne 1 du système, on obtient le système de 3 inconnues suivant :

$$\begin{cases}
\partial_t \mu = K \Delta \mu + f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \\
\partial_t \rho = F_0 \mu \\
\partial_t C = -b \rho C
\end{cases} \tag{9}$$

dit "KPP avec mémoire".

2.3 Propriétés de l'EDO "KPP avec mémoire"

Soit (μ, ρ, C) vérifiant le système d'équations suivant :

$$\begin{cases}
\partial_t \mu = f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \\
\partial_t \rho = F_0 \mu \\
\partial_t C = -b\rho C
\end{cases}$$
(10)

avec f(0) = 0 On s'interesse au comportement de (μ, ρ, C) sur \mathbb{R}^+

Lemme 1. C est de signe constant.

En effet on a $C(t) = \overset{\circ}{C(0)} \exp(-b\int_0^t \rho(s)ds)$.

Lemme 2. Soit (μ, ρ, C) tel que $(\mu(0), \rho(0)) > (0, 0)$ (les deux positifs, au moins un non nul), C(0) > 0.

Alors $\mu(t) \ge 0 \ \forall t > 0$

Démonstration. Supposons par l'absurde que μ devient négatif alors soit $t^* = \min(t > 0/\mu(t) < 0)$. Alors :

 $\mu(t) \ge 0 \ \forall t \le t^*$

 $\partial_t \mu(t^*) \leq 0$ par définition de t^* . (Sinon $\mu(t^* + \epsilon) > 0 \ \forall \epsilon << 1$)

 $\rho(t) > 0 \ \forall t \le t^* \ \text{car} \ \partial_t \rho = F_0 \mu \ \text{et} \ F_0 > 0$

 $\partial_t \mu(t^*) = f(C(t^*)) \rho(t^*) > 0$ ce qui est en contradiction avec la deuxième affirmation.

Dans la suite on se place dans le cas où $(\mu(0), \rho(0)) > (0,0), C(0) > 0$:

Lemme 3. ρ est croissante car $\partial_t \rho = F_0 \mu \geq 0$. En particulier ρ est positive

Lemme 4. C est décroissante et $\lim_{t\to +\infty} C(t) = 0$

Démonstration. ρ est positive donc C est décroissante.

 $(\mu(0), \rho(0)) > (0,0)$ et $\partial_t \rho = F_0 \mu$ impliquent qu'il existe un t_0 tel que $\rho(t_0) > 0$.

Comme ρ est croissante $\forall t \geq t_0, \, \rho(t) \geq \rho(t_0)$.

Donc
$$\forall t \geq t_0, \ 0 < C(t) = C(0) \exp(-b \int_0^t \rho(s) ds) \leq C_{ste} e^{-b\rho(t_0)t} \underset{t \to +\infty}{\longrightarrow} 0$$

Donc $\lim_{t \to +\infty} C(t) = 0$.

Lemme 5. Si f est croissante et $f(C) = \mathcal{O}_{C \to 0}(C)$ alors μ est bornée.

Démonstration. On a $\partial_t \mu = f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \leq f(C)\mu + f(C)\rho$.

Soit $\phi(t) = f(C(t))\rho(t)$

Comme $f(C) = \mathcal{O}_{C\to 0}(C)$, C décroît vers 0, f est croissante et $C(t) \leq C_{ste}e^{-b\rho(t_0)t}$: f(C) est intégrable

Comme $f(C) = \mathcal{O}_{C \to 0}(C)$ et C décroît vers $0, \exists A, T \ \forall t > T, \ \phi(t) < AC(t)\rho(t)$.

On a donc $\int_{T}^{+\infty} \phi(t) dt < \int_{T}^{+\infty} AC\rho dt = -\frac{A}{b} \int_{T}^{+\infty} \partial_{t}C = \frac{A}{b}C(T)$.

 ϕ est donc intégrable et $\partial_t \mu \leq f(C)\mu + \phi$.

Par le lemme de Gronwall:

Par le femme de Gronwan: $\mu(t) \leq \mu(0) + \int_0^t \phi(s) \ ds + \int_0^t \phi(s) f(C)(s) \exp(\int_s^t f(C)(u) du) \ ds$ $\leq \mu(0) + \int_0^{+\infty} \phi(s) \ ds + \int_0^t \phi(s) f(C)(s) \exp(\int_0^{+\infty} f(C)(u) du) \ ds$ $\leq \mu(0) + \int_0^{+\infty} \phi(s) \ ds + \exp(\int_0^{+\infty} f(C)(u) du) \int_0^t \phi(s) f(C)(s) \ ds$ $f(C) \text{ est bornée et } \phi \text{ est intégrable donc } f(C) \phi \text{ est intégrable.}$ On a donc : $\mu(t) \leq \mu(0) + \int_0^{+\infty} \phi(s) \ ds + \exp(\int_0^{+\infty} f(C)(u) du) \int_0^{+\infty} \phi(s) f(C)(s) \ ds \ \forall t$

Dans la suite on se place dans le cas où f est croissante et $f(C) = \mathcal{O}_{C \to 0}(C)$

Lemme 6. μ décroît à partir d'un certain temps et $\lim_{t\to +\infty} \mu(t) = 0$

Démonstration. On a $\partial_t \mu = f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \leq \mu(f(C) - \rho(t_0)) + f(C)\rho$.

Donc $\forall t > t_0 \frac{\partial_t \mu}{\mu} \le f(C) - \rho(t_0) + \frac{f(C)\rho}{\mu}$. On a $\lim_{t \to +\infty} f(C) = 0$. De plus C décroît vers 0 donc $\lim_{t \to +\infty} \partial_t C = 0$ donc $\lim_{t \to +\infty} f(C)\rho = 0$.

Ainsi $\exists T / \forall t > T : \partial_t \log \mu < 0$ et donc, μ décroît à partir de T.

 μ décroit à partir de T et μ est bornée donc μ a une limite ℓ et $\lim_{t \to 0} \partial_t \mu = 0$.

On a donc $0 = \lim_{t \to +\infty} f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho = \lim_{t \to +\infty} - \mu \rho \le -l\rho(t_0)$ donc $\ell = 0$.

Lemme 7. $\lim_{t\to +\infty} \rho(t) = \rho_{\infty} < +\infty$

Démonstration. On a $\mu(t) = -\int_t^{+\infty} \partial_t \mu \ ds = -\int_t^{+\infty} f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \ ds$.

Or f(C) est intégrable (c.f. preuve du lemme 5) et μ est bornée donc $f(C)\mu$ est intégrable.

De même $f(C)\rho$ est intégrable (c.f. preuve du lemme 5).

On peut donc en conclure que $\mu\rho$ est intégrable.

Or $\mu \rho = F_0 \rho \partial_t \rho = \frac{F_0}{2} \partial_t \rho^2$. $t \mapsto \partial_t \rho^2$ est donc intégrable.

Ainsi ρ^2 possède une limite finie et donc ρ aussi.

3 Recherche de la vitesse d'onde des solutions progressives de l'Équation KPP avec Mémoire

On a le modèle suivant :

$$\begin{cases}
\partial_t \mu - \frac{T}{\lambda} \Delta \mu = f(C)(\mu + \rho) - \mu \rho \\
\partial_t \rho = F_0 \mu \\
\partial_t C = -b \rho C
\end{cases}$$
(11)

où f(0) = 0 et f est positive. Typiquement, f(C) = C:

Dans la suite on pose $K = \frac{T}{\lambda}$

On recherche des solutions en onde plane, on pose s la vitesse d'onde et $\xi = x - st$.

$$\begin{cases}
-s\mu' - K\mu'' = f(C)(\mu + \rho) - \mu\rho \\
-s\rho' = F_0\mu \\
C' = \frac{b\rho C}{s}
\end{cases}$$
(12)

Nos états stationnaires sont $(\mu, \rho, C) = \begin{cases} (0, 0, C_0) \\ (0, \rho_{\infty}, 0), \rho_i nfty > 0 \end{cases}$

3.1 Au voisinage de $(0, 0, C_0)$

Au voisinage de $(0,0,C_0)$ on a, en posant $f(C_0)=f_0$:

$$\begin{cases}
-s\mu' - K\mu'' = f_0(\mu + \rho) \\
-s\rho' = F_0\mu
\end{cases}$$
(13)

ce qui devient

$$\rho''' + \frac{s}{K}\rho'' + \frac{f_0}{K}\rho' - \frac{F_0 f_0}{Ks}\rho = 0$$
 (14)

de polynôme caractéristique

$$P(X) = X^{3} + \frac{s}{K}X^{2} + \frac{f_{0}}{K}X - \frac{F_{0}f_{0}}{Ks}$$
(15)

Pour s < 0, P(0) > 0 donc P a une racine négative r_1 .

Pour que P ait deux autres racines réelles $r_3 > r_2 > r_1$ il faut (condition nécessaire et suffisante) que P' s'annule deux fois et que le discriminant Δ de P soit positif.

3.1.1 Première condition: P' a deux annulations:

 $P'(X)=3X^2+2\frac{s}{K}X+\frac{f_0}{K}$ a pour discriminant $\Delta'=4\frac{1}{K^2}(s^2-3Kf_0)$ ce qui donne la condition

$$s^2 > 3Kf_0 \tag{16}$$

3.1.2 Deuxième condition : $\Delta > 0$:

Pour $P = aX^3 + bX^2 + cX + d$ on a $\Delta = b^2c^2 + 18abcd - 27a^2d^2 - 4ac^3 - 4b^3d$ ce qui dans notre cas donne

$$\Delta = \frac{1}{K^4} f_0^2 s^2 - 18 \frac{f_0^2 F_0}{K^3} - 27 \frac{F_0^2 f_0^2}{K^2 s^2} - 4 \frac{f_0^3}{K^3} + 4 \frac{F_0 f_0 s^2}{K^4}$$

$$= s^2 \frac{f_0 (f_0 + 4F_0)}{K^4} - \frac{f_0^2 (18F_0 + 4)}{K^3} - \frac{27 F_0^2 f_0^2}{K^2} \frac{1}{s^2}$$

$$= \frac{f_0}{K^4 s^2} [(f_0 + 4F_0)s^4 - K f_0 (18F_0 + 4)s^2 - 27K^2 F_0^2 f_0]$$

On est revenu à étudier le signe du polynôme en s^2

$$D(s^{2}) = (f_{0} + 4F_{0})s^{4} - Kf_{0}(18F_{0} + 4)s^{2} - 27K^{2}F_{0}^{2}f_{0}$$
(17)

de discriminant d:

$$d = (Kf_0(18F_0 + 4))^2 + 108(f_0 + 4F_0)K^2F_0^2f_0$$

= $K^2f_0(f_0(18F_0 + 4)^2 + 108(f_0 + 4F_0)F_0^2) > 0$

On obtient donc la condition sur la positivité de Δ :

$$s^{2} > K \frac{f_{0}(18F_{0} + 4) + \sqrt{f_{0}(f_{0}(18F_{0} + 4)^{2} + 108(f_{0} + 4F_{0})F_{0}^{2})}}{2(f_{0} + 4F_{0})}$$
(18)

3.1.3 Signe des racines au voisinage de $(0,0,C_0)$

On sait déjà que $r_3 < 0$. Comme $r_1r_2r_3 < 0$, on remarque que r_2 et r_1 sont du même signe.

De plus P' a un axe de symétrie $X = -\frac{s}{3K} > 0$ car s < 0 donc P atteint un minimum local (forcement négatif) en un point positif donc P a une racine positive.

On en déduit $r_1 > r_2 > 0$:

Sous les conditions (16) et (18), P a deux racines positives et une négative.

3.2 Au voisinage de $(0, \rho_{\infty}, 0)$

Autour de $(0, \rho_{\infty}, 0)$: Posons $(\mu, \rho, C) = (\mu, \rho_{\infty} + \epsilon, C)$. On a

$$\begin{cases}
-s\mu' - K\mu'' = f(C)\rho_{\infty} - \mu\rho_{\infty} \\
C' = \frac{b\rho_{\infty}C}{s} \\
-s\epsilon' = F_{0}\mu
\end{cases}$$
(19)

la deuxième ligne donne

$$C(y) = \Lambda \exp(\frac{b\rho_{\infty}}{s}y) \tag{20}$$

et la réunion de la première et la deuxième se traduit sur ϵ par :

$$s^{2}\epsilon'' + Ks\epsilon''' = f(C)F_{0}\rho_{\infty} + s\epsilon'\rho_{\infty}$$
(21)

est une EDO d'ordre trois en ϵ avec terme source $\frac{F_0f(C)}{Ks}\rho_{\infty}$ de polynôme caracteristique :

$$Q(X) = X^3 + \frac{s}{K}X^2 - \frac{\rho_{\infty}}{K}X \tag{22}$$

qui possède toujours trois racines : 0, une négative et une positive : $X = -\frac{1}{2K}(s \pm \sqrt{s^2 + 4\rho_{\infty}Ks})$ Sur μ on a :

$$-s\mu' - Ks\mu'' = f(C)\rho_{\infty} - \mu\rho_{\infty}$$
 (23)

Dans le cas f(C) = C:

 μ a pour polynôme caractéristique homogène $M(X)=X^2+\frac{1}{K}X-\frac{\rho_\infty}{Ks}$ de racines :

$$r_{1,2} = -\frac{1}{2K} (1 \pm \sqrt{1 + 4\frac{\rho_{\infty}K}{s}})$$

donc $\mu_H = Ae^{r_1y'} + Be^{r_2y}$ (On choisit $r_1 > r_2$).

En cherchant une solution particulière de la forme $\mu_p = M \exp(\frac{b\rho_\infty}{s}y)$ on obtient $M = -\frac{\Lambda}{b^2\rho_\infty K + b - 1}$ et donc $\mu = Ae^{r_1y} + Be^{r_2y} + Me^{\frac{b\rho_\infty}{s}y}$ et donc $\rho = \rho_\infty + \alpha e^{r_1y} + \beta e^{r_2y} + \Gamma \exp(\frac{b\rho_\infty}{s}y)$ pour $\Gamma = \frac{Ms}{b\rho_\infty}$

4 Schémas et Positivité

On a le modèle suivant ("KPP avec mémoire"):

$$\begin{cases}
\partial_t \mu = K \Delta \mu + C(\mu + \rho) - \mu \rho \\
\partial_t \rho = F_0 \mu \\
\partial_t C = -b \rho C
\end{cases}$$
(24)

4.1 Pour l'équation différentielle ordinaire

Sans dépendance spatiale :

$$\begin{cases}
\partial_t \mu = C(\mu + \rho) - \mu \rho \\
\partial_t \rho = F_0 \mu \\
\partial_t C = -b \rho C
\end{cases}$$
(25)

4.1.1 Schéma semi-implicite I pour l'EDO

Soit le schéma semi-implicite I pour l'EDO :

$$\begin{cases} \mu^{n+1} = \mu^n + \Delta t (C^n(\mu^{n+1} + \rho^{n+1}) - \mu^{n+1}\rho^n) \\ \rho^{n+1} = \rho^n + \Delta t (F_0\mu^{n+1}) \\ C^{n+1} = C^n - \Delta t (b\rho^{n+1}C^{n+1}) \end{cases}$$
(26)

Ce schéma donne :

$$\begin{cases} \mu^{n+1}(1 - \Delta t(C^n(1 + \Delta t F_0)) + \rho^n) = \mu^n + \Delta t C^n \rho^n \\ \rho^{n+1} = \rho^n + \Delta t(F_0 \mu^{n+1}) \\ C^{n+1} = C^n \frac{1}{1 + \Delta t b \rho^{n+1}} \end{cases}$$

Pour conserver la positivité il suffit que le terme $(1 - \Delta t(C^n(1 + \Delta tF_0)) + \rho^n)$ reste positif : Par exemple :

$$C^0 < \frac{1}{\Delta t (1 + F_0 \Delta t)} \tag{27}$$

4.1.2 Schéma semi-implicite II pour l'EDO

Soit le schéma semi-implicite II pour l'EDO:

$$\begin{cases} \mu^{n+1} = \mu^n + \Delta t (C^n(\mu^{n+1} + \rho^{n+1}) - \mu^n \rho^n) \\ \rho^{n+1} = \rho^n + \Delta t (F_0 \mu^{n+1}) \\ C^{n+1} = C^n - \Delta t (b\rho^{n+1} C^{n+1}) \end{cases}$$
(28)

Ce schéma donne :

$$\begin{cases} \mu^{n+1}(1 - \Delta t(C^n(1 + \Delta t F_0))) = \mu^n + \Delta t \rho^n(C^n - \mu^n) \\ \rho^{n+1} = \rho^n + \Delta t(F_0 \mu^{n+1}) \\ C^{n+1} = C^n \frac{1}{1 + \Delta t b \rho^{n+1}} \end{cases}$$

Pour conserver la positivité il suffit que les terme $(1 - \Delta t(C^n(1 + \Delta t F_0)))$ et $\mu^n + \Delta t \rho^n(C^n - \mu^n)$ restent positif :

Par exemple:

$$C^0 < \frac{1}{\Delta t (1 + F_0 \Delta t)} \tag{29}$$

et

$$\rho^n < \frac{1}{\Delta t} \tag{30}$$

On obtient une condition de plus que le schéma semi-implicite I.

4.2 Pour l'équation aux dérivées partielles

4.2.1 Schéma semi-implicite I pour l'EDP

Soit le schéma semi-implicite I pour l'EDP :

$$\begin{cases}
\mu_i^{n+1} = \mu_i^n + K\Delta t \frac{\mu_{i+1}^{n+1} - 2\mu_i^{n+1} + \mu_{i-1}^{n+1}}{\Delta x^2} + \Delta t (C_i^n(\mu_i^{n+1} + \rho_i^{n+1}) - \mu_i^{n+1}\rho_i^n) \\
\rho_i^{n+1} = \rho_i^n + \Delta t (F_0\mu_i^{n+1}) \\
C_i^{n+1} = C_i^n - \Delta t (b\rho_i^{n+1}C_i^{n+1})
\end{cases} (31)$$

Ce schéma donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} (1 + \frac{K\Delta t}{\Delta x^2}A - \Delta t(C^n(1 + \Delta t F_0)) + \rho^n)\mu^{n+1} = \mu^n + \Delta t C^n \rho^n \\ \rho^{n+1} = \rho^n + \Delta t(F_0\mu^{n+1}) \\ C^{n+1} = C^n \frac{1}{1 + \Delta t b \rho^{n+1}} \end{array} \right.$$

où A est la matrice de $-\Delta$:

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & & 0 \\ -1 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & -1 \\ 0 & & -1 & 2 \end{bmatrix}$$
 (32)

A étant symétrique définie positive, afin de préserver la positivité, on obtient la même condition (suffisante) que pour l'EDO :

$$C^0 < \frac{1}{\Delta t (1 + F_0 \Delta t)} \tag{33}$$

5 Résolution numérique

5.1 Résolution de l'EDO

5.1.1 Résultat de la simulation de l'EDO

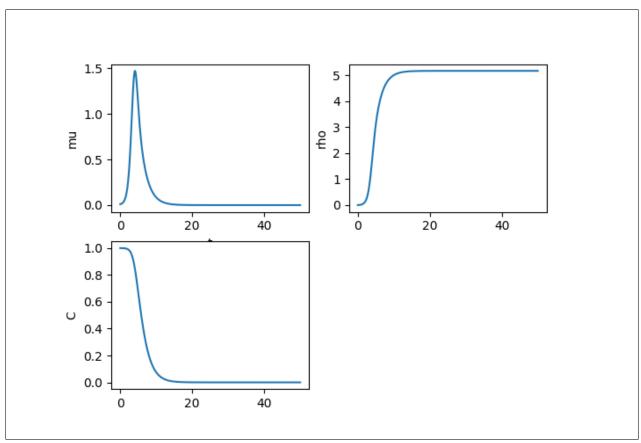


FIGURE 2 – Résolution du schéma implicite pour l'EDO

5.2 Résolution de l'EDP en 1D

5.2.1 Résultat de la simulation de l'EDP en 1D

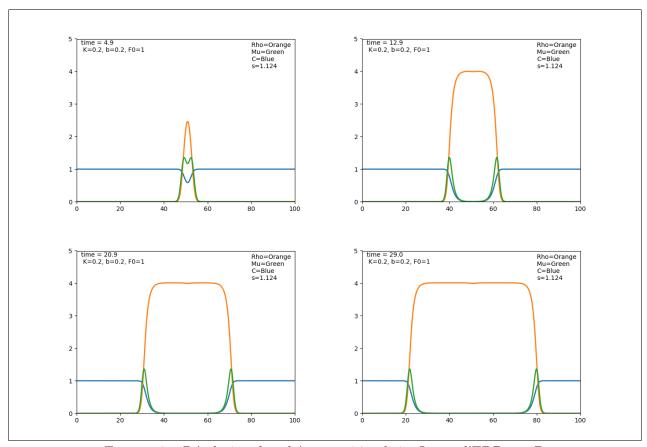


FIGURE 3 – Résolution du schéma semi implicite I pour l'EDP en 1D

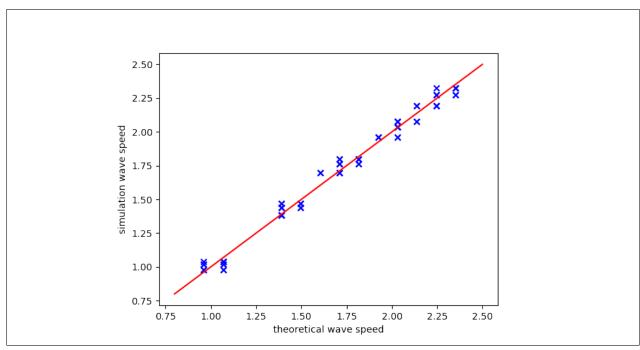


FIGURE 4 – Vitesse d'onde théorique en fonction de la vitesse observée sur la simulation

Appendices

Code de résolution de l'EDO

```
import matplotlib.pyplot as plt
   from scipy.integrate import ode
   import numpy as np
   b=.5 \# dtC=-b*rho*C
   F0=1 \# dtRho = Fo*Mu
1006 tf=50 # temps final de la simulation
   rho0=0 #rho initial
1008 mu0=.1 #mu initial
   c0=1 #concentration initiale
   n=1000~\#\mathrm{nombre} de pas de temps
1010
   #Résolution du schéma éxplicite
1012
   def euler_explicite_edo(b, F0, tf, rho0, mu0, c0, n):
     \#t0 < t1 , temps etudies,
1014
     #rho0, mu0,c0 reels positifs: condition initiale
     #n entier (nombre d'iterations)
     h=tf/n #pas Deltat
     rho=rho0
     mu=mu0
1020
     c=c0
      t=0
     Rho=[rho0]
1022
     Mu=[mu0]
1024
     C = [c0]
     T=[t]
1026
      for k in range(n):
       new_mu = mu + h*(c*(mu+rho)-mu*rho)
```

```
new\_rho = rho + h*F0*mu
1028
        new_c = c - h*b*rho*c
        mu=new_mu
1030
        rho=new_rho
        c=new_c
        t=t+h
        Mu. append (new_mu)
        Rho.append(new_rho)
        C. append (new_c)
1036
        T. append(t)
      return T, Mu, Rho, C
1040 #Résolution du schéma semi- implicite I
   def euler_semi_I_edo(b, F0, tf, rho0, mu0, c0, n):
     \#t0 < t1 , temps etudies,
1042
     #rho0, mu0,c0 reels positifs: condition initiale
     #n entier (nombre d'iterations)
1044
     h=tf/n #pas Deltat
     rho=rho0
1046
     mu=mu0
     c=c0
1048
      t=0
     Rho=[rho0]
     Mu=[mu0]
     C = [c0]
1052
     T = [0]
      for k in range(n):
1054
        new_mu = (mu + h*c*rho)/(1+h*rho-h*c*(1+h*F0))
        new\_rho = rho + h*F0*new\_mu
1056
        new_c = c/(1 + b*h*new_rho)
        mu=new_mu
1058
        rho=new_rho
        c=new_c
1060
        t=t+h
        Mu. append (new_mu)
1062
        Rho.append(new_rho)
        C. append (new_c)
        T. append (t)
      return T, Mu, Rho, C
1066
1068 #Résolution du schéma semi- implicite II
   def euler_semi_II_edo(b, F0, tf, rho0, mu0, c0, n):
     \#t0 < t1 , temps etudies,
     #rho0, mu0,c0 reels positifs: condition initiale
     #n entier (nombre d'iterations)
1072
      t=0
     h=tf/n #pas Deltat
1074
     rho=rho0
1076
     mu=mu0
      c=c0
     Rho=[rho0]
1078
     Mu=[mu0]
     C=[c0]
1080
     T = [0]
      for k in range(n):
1082
        new_mu = (mu + h*c*rho-h*rho*mu)/(1-h*c*(1+h*F0))
        new\_rho = rho + h*F0*new\_mu
1084
        new_c = c/(1 + b*h*new_rho)
        mu=new_mu
1086
```

```
rho=new_rho
        c=new_c
1088
        t=t+h
1090
        Mu. append (new_mu)
        Rho. append (new_rho)
        C. append (new_c)
1092
        T. append(t)
      return T, Mu, Rho, C
1094
   #Programmation de la méthode de Newton-Raphson
   def newton (f, gradf, newton_steps, x0):
1098
     x=x0
      for k in range (newton_steps):
        x=x-f(x)/gradf(x)
1100
      return x
1102 #Résolution du schéma implicite
   def euler_implicite_edo(b, F0, tf, rho0, mu0, c0, n):
     #t0<t1, temps etudiés,
1104
     #rho0, mu0,c0 reels positifs: conditions initiale
     #n entier (nombre d'itérations)
1106
     t=0
      newton_steps=10 #nombre d'itérations de la méthode de Newton-Raphson pour le
       calcul implicite
     h=tf/n #pas deltat
     rho=rho0
     mu=mu0
      c=c0
     Rho=[rho0]
     Mu=[mu0]
1114
     C = [c0]
     T = [0]
1116
      for k in range(n):
        #Calcul de new_mu par methode de Newton Raphson
1118
        #coefficients du polynome d'ordre 3 en new_mu
        alpha = -h**4*F0**2*b
1120
        beta = -F0*h**2*(b+1+2*rho*b*h)
        gamma = -(1+b*h*rho)+b*h**2*F0*mu+h*(c*(1+h*F0)-rho*(1+b*h*rho))
        delta = (1+b*h*rho)*mu + h*c*rho
        def P(X):
          return alpha*X**3+beta*X**2+gamma*X+delta
        def gradP(X):
1126
          return 3*alpha*X**2+2*beta*X+gamma
        new_mu=newton(P, gradP, newton_steps, mu)
1128
        new\_rho = rho + h*F0*new\_mu
        new_c = c/(1 + b*h*new_rho)
1130
        mu=new_mu
        rho=new_rho
        c=new_c
        t=t+h
1134
        Mu. append (new_mu)
        Rho. append (new_rho)
1136
        C. append (new_c)
        T. append(t)
1138
      return T, Mu, Rho, C
1140
   #Utilisation des libraries python (scipy) pour résoudre l'EDO
1142 def black_box_edo(b, F0, tf, rho0, mu0, c0, n):
        def f(t,y,arg1,arg2):
            mu=y[0]
1144
```

```
rho=y[1]
            c=y [2]
1146
            return [c*(mu+rho)-mu*rho, F0*mu, -b*rho*c]
1148
        r = ode(f).set_integrator('zvode', method='adams')
        r.set_initial_value([mu0, rho0, c0],0).set_f_params(F0,b)
1150
        dt = t f / (n-1)
        Rho=[rho0]
        Mu=[mu0]
        C=[c0]
        t=0
        T = [0]
1156
        while r.t < tf:
            mu, rho, c = r.integrate(r.t+dt)
1158
            Mu. append (mu)
            Rho. append (rho)
            C. append (c)
            T. append (r.t)
        return T, Mu, Rho, C
1164
   T,Mu,Rho,C = black_box_edo(b, F0, tf, rho0, mu0, c0, n)
    rho_inf_theorique = .5*(rho0+np.sqrt(rho0**2 + 4*F0*(mu0+(c0/b))))
   print(rho_inf_theorique)
    rho_inf = Rho[n-1]
   print(rho_inf)
   A=[np.log(rho_inf-x) for x in Rho]
|B=[-b*y*rho_inf+np.log((F0)/(b*rho_inf))]  for y in T
   #Tracé des solutions
1174 plt. subplot (221)
   plt.plot(T,Mu)
1176 plt.ylabel('mu')
   plt.xlabel('t')
1178 plt. subplot (222)
   plt.plot(T,Rho)
1180
   plt.ylabel('rho')
   plt.subplot(223)
   plt.plot(T,C)
1182
    plt.ylabel('C')
   plt.subplot(224)
1184
   plt.plot(T,A)
   plt.plot(T,B)
   plt.ylabel('log(rho_inf-rho), -b*rho_inf*t')
1188 plt.show()
```

edo.py

Code de la résolution de l'EDP en 1D

```
# %load edp_1d.py
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import scipy.sparse as sp
from scipy.sparse.linalg.dsolve import spsolve
import matplotlib.animation as animation

#Coéfficients physiques
K=.5 #coefficient diffusion
b=.5 # dtC=-b*rho*C

F0=.8 # dtRho = Fo*Mu
```

```
1012 #Paramêtres numériques
        n_t = 2001 \text{ #nombre de pas de temps}
tf=25 \# temps final de la simulation
        xf = 100 #longeur de la simulation
1016 n_x =500 #nombres de points de la simulation
       #Données initiales
1018
        rho0=np.zeros(n_x) #rho initial
       mu0=np.zeros(n_x) #mu initial
        mu0[(n_x//2):(n_x//2+10)]=.01
       c0=np.zeros(n_x)+1 #concentration initiale
        def edp_1d_explicite(K, b, F0, rho0, mu0, c0, n_t , tf, xf, n_x):
1024
                 dt=tf/(n_t-1)
                 dx=xf/(n_x-1)
1026
                 X=np.linspace(0,xf,n_x)
                 T=np.linspace(0,tf,n_t)
                 M \sqsubseteq np. zeros((n_t, n_x))
                 Rho=np.zeros((n_t, n_x))
                 C=np.zeros((n_t, n_x))
                 Mu[0] = mu0
                 Rho[0] = rho0
                 C[0] = c0
                 #Résolution du schema éxplicite
                 for n in range (0, n_t - 1):
1036
                          RHS=np.zeros(n_x)
                          alpha=-C[n]*dt*(1+dt*F0)+dt*Rho[n]+1
                          RHS[1:-1] = dt * ((K/(dx*2))*(Mu[n,:-2] - 2*Mu[n,1:-1] + Mu[n,2:]) + C[n,1:-1]*Rho[n,2:]) + C[n,1:-1]*(Rho[n,2:]) + C[n,1:-1
                          RHS[0] = dt * ((K/(dx **2)) * (-2*Mu[n,0] + Mu[n,1]) + C[n,0] * Rho[n,0])
1040
                          RHS[-1] = dt * ((K/(dx*2))*(-2*Mu[n,-1]+Mu[n,-2])+C[n,-1]*Rho[n,-1])
                          Mu[n+1]=(1/alpha)*(Mu[n]+RHS)
1042
                          Rho[n+1]=Rho[n]+dt*F0*Mu[n+1]
1044
                          C[n+1]=C[n]/(1 + b*dt*Rho[n])
                 return X,T,Mu,Rho,C
1046
        def edp_1d_semi_implicite_I(K, b, F0, rho0, mu0, c0, n_t , tf, xf, n_x):
                 #Détermination des paramêtres numeriques deltat et deltax
1048
                 dt=tf/(n_t-1)
                 dx=xf/(n_x-1)
                 #Représentation de l'éspace et du temps
                 X=np. linspace(0,xf,n_x)
                 T=np.linspace(0,tf,n_t)
                 #Initialisation
                 Mu=np.zeros((n_t, n_x))
                 Rho=np.zeros((n_t, n_x))
1056
                 C=np.zeros((n_t, n_x))
                 Mu[0] = mu0
1058
                 Rho[0] = rho0
                 C[0] = c0
1060
                 #Résolution du schéma implicite-explicite I
                 for n in range (0, n_t - 1):
1062
                          #Matrice du Laplacien
                          A=np.diag(-np.ones(n_x-1),-1)+np.diag(2*np.ones(n_x),0)+np.diag(-np.ones(n_x),0)
1064
                          #Laplacien Numerique
                          A = A * K * dt / (dx * * 2)
1066
                          #Ajout des termes implicites
```

```
alpha = -C[n] * dt * (1 + dt * F0) + dt * Rho[n] + 1
1068
                                    A+=np.diag(alpha,0)
                                    A=sp.csc_matrix(A)
                                    #Résolution du systême implicite
                                    Mu[n+1] = spsolve(A, Mu[n]+dt*C[n]*Rho[n])
1079
                                    Rho[n+1] = Rho[n] + dt *F0 *Mu[n+1]
                                    C[n+1]=C[n]/(1 + b*dt*Rho[n])
                        return X,T,Mu,Rho,C
1076
           def edp_1d_semi_implicite_II(K, b, F0, rho0, mu0, c0, n_t, tf, xf, n_x):
1078
                       #Détermination des paramêtres numériques deltat et deltax
                        dt=tf/(n_t-1)
1080
                        dx=xf/(n_x-1)
                       #Représentation de l'éspace et du temps
1082
                       X=np.linspace(0,xf,n_x)
                       T=np.linspace(0,tf,n_t)
1084
                       #Initialisation
                       Mu=np.zeros((n_t,n_x))
1086
                        Rho=np.zeros((n_t, n_x))
                       C=np.zeros((n_t, n_x))
1088
                       Mu[0] = mu0
                       Rho[0] = rho0
1090
                       C[0] = c0
                       #Résolution du schéma implicite-explicite II
1092
                        for n in range (0, n_t - 1):
                                    #Matrice du Laplacien
1094
                                    A=np.diag(-np.ones(n_x-1),-1)+np.diag(2*np.ones(n_x),0)+np.diag(-np.ones(n_x),0)
                      -1),1)
                                    A=A*K*dt/(dx**2) #Laplacien Numerique
                                    #Ajout des termes implicites
                                     alpha = -C[n] * dt * (1 + dt * F0) + 1
1098
                                    A+=np.diag(alpha,0)
                                    A= sp.csc_matrix(A)
1100
                                    #Résolution du systême implicite
                                    Mu[n+1] = spsolve(A, Mu[n]+dt*C[n]*Rho[n]-dt*Mu[n]*Rho[n])
                                    Rho[n+1]=Rho[n]+dt*F0*Mu[n+1]
                                    C[n+1]=C[n]/(1 + b*dt*Rho[n])
                        return X,T,Mu,Rho,C
             \#X,T,Mu,Rho,C = \texttt{edp-1d-semi-implicite\_I}\left(K,\ b,\ F0,\ rho0\,,\ mu0,\ c0\,,\ n\_t\ ,\ tf\,,\ xf\,,\ n\_x\right)
1106
1108
           def speed (X, Rho, rho_inf):
                       #Position du front
                        argmed=np.zeros(n_t)
1112
                        for i in range(n_t):
                                     \operatorname{argmed}[i] = X[(n_x/2) + n_x \min(n_x \cdot n_x \cdot n
1114
                       rho_inf/2))
                       #Vitesse du front
                        s = ((n_t - 1)/tf)*(argmed[(n_t / 2) + 150] - argmed[(n_t / 2)])/(150)
1116
                        return s
1118
          memory =[]
1120 for i in range (5):
                        for j in range (5):
                                   K = .2 + .2*i
                                    b = .1 + .1*j
                                    X,T,Mu,Rho,C= edp_1d_semi_implicite_I(K, b, F0, rho0, mu0, c0, n_t, tf, xf,
1124
```

```
n_x
              #Valeur de rho a l'infini
             rho_{inf} = Rho[n_{t-1},(n_{x}/2)]
1126
             s = speed(X, Rho, rho_inf)
             s_{theorique} = np. sqrt(K*((18*F0+4)+np. sqrt(((18*F0+4)**2)+108*(1+4*F0)*(F0)))
1128
        **2)))/(2*(1+4*F0))
             memory += [K,b,s,s-theorique]
1130
    np.savetxt('memory_data3.dat', memory)
    #print('La vitesse de propagation de la simulation est s=',s)
    s_{theorique} = np. sqrt (K*((18*F0+4)+np. sqrt (((18*F0+4)**2)+108*(1+4*F0)*(F0**2)))
1134
        /(2*(1+4*F0))
    #Attention, ceci est pour C0=1
1136 print ('La vitesse théorique de propagation est s_theorique=', s_theorique)
1138 #Animation
    fig = plt.figure()
1140
    ax = plt.axes(xlim=(0, xf), ylim=(0, rho_inf+1))
line = ax.plot([], [], lw=2)
   \begin{array}{l} line2\;,\;=\;ax\;.\;plot\;([]\;,\;[]\;,\;lw{=}2)\\ line3\;,\;=\;ax\;.\;plot\;([]\;,\;[]\;,\;lw{=}2) \end{array}
    line4, = ax.plot([], [], lw=2)
    time\_text = ax.text(0.02, 0.92, ",", transform=ax.transAxes)
    legend_text = ax.text(0.80, 0.82, '', transform=ax.transAxes)
1148
    def init():
        line.set_data([], [])
1150
        line2.set_data([], [])
        line3.set_data([], [])
        line4.set_data([], [])
        time_text.set_text(',')
1154
        legend_text.set_text('')
        return line, line2, line3, line4, time_text, legend_text
1156
1158
    def animate(i):
        line.set_data(X, C[i])
        line2.set_data(X, Rho[i])
        line3.set_data(X, Mu[i])
        line4.set_data(50+((i*s)*tf/(n_t-1)), np.linspace(0, rho_inf+1,10))
        time_text.set_text('time = \{0:.1f\}\n K=\{1\}, b=\{2\}, F0=\{3\}'.format(T[i],K,b,F0))
1164
        legend_text.set_text('Rho=Orange \nMu=Green \nC=Blue\ns={0:.3f}'.format(s))
        return line, line2, line3, line4, time_text, legend_text
1166
    anim = animation.FuncAnimation(fig, animate, init_func=init,
                                       frames\!=\!\!(n_-t-1)\,,\ interval\!=\!\!(\,t\,f*200)\,/(\,n_-t-1)\,,\ blit\!=\!True\,)
1170
1172
#anim.save('EDP_1D.gif', writer='imagemagick', fps=30)
    plt.show()
```

edp_1d.py