

Cours K1MA6021 : Systèmes Dynamiques

Laurent Bessières
Institut de Mathématiques de Bordeaux

2013-2014, S6

Table des matières

1	Chapitre 1 : Equations différentielle d'ordre 1	5
1	Premières définitions	5
2	Résolutions explicites	8
2.1	L'équation $y' = a(t)y + b(t)$	8
2.2	L'équation logistique $y' = ay - by^2$	10
3	Retour sur la notion de solution	13
3.1	Solutions maximales, solutions globales	13
3.2	Problème de Cauchy	14
4	Suppléments : quelques applications aux équations autonomes $y' = f(y)$	16
2	Chapitre 2 : systèmes et équations différentielles	19
1	Systèmes différentiels d'ordre 1	19
1.1	Equations différentielle d'ordre supérieur	21
2	Systèmes linéaires, généralités	23
2.1	Définition et Cauchy-Lipschitz	23
2.2	Principe de superposition	24
3	Chapitre 3 : systèmes planaires	27
1	Définitions	27
1.1	Rappels d'algèbre linéaire	27

2	Résolution de $X' = AX$ et portraits de phase	32
2.1	Cas (i) A est diagonalisable	32
2.2	Cas (ii) Valeurs propres complexes	38
2.3	Cas (iii) A a une valeur propre réelle mais n'est pas diagonalisable	42
3	Bilan : classification des systèmes planaires	46
4	Chapitre 4 : solution des systèmes linéaires	49
1	Exponentielle de matrices.	49
2	Solution fondamentale des systèmes linéaires	52
2.1	Systèmes homogènes	52
2.2	Systèmes non homogènes	54
2.3	Description des solutions	55
5	Chapitre 5 : stabilité dans les systèmes linéaires	59
1	Stabilité asymptotique	59
2	Sous-espaces stables et instables	64
6	Chapitre 6 : stabilité dans les systèmes non linéaires	65
1	Linéarisé	65
2	Stabilité asymptotique des puits	66
2.1	Exemple : Le pendule avec friction	67
3	Théorème de Hartman-Grobman	68
4	Fonctions de Lyapounov	69
4.1	Un exemple : le système proies-prédateur de Lotka et Volterra	71

Les équations différentielles apparaissent lorsqu'on modélise des phénomènes naturels et que les quantités à étudier dépendent du temps. La première équation différentielle remonte probable-

ment à Newton, dont le principe fondamental de la dynamique se traduit par l'équation

$$mx''(t) = F(x(t))$$

où $t \mapsto x(t) \in \mathbb{R}^3$ décrit la trajectoire du centre de gravité d'un objet de masse m soumis à un champ de force $x \mapsto F(x)$. Une autre équation célèbre est celle du pendule. Une masse m est suspendue à l'extrémité d'une corde de longueur ℓ dont l'autre extrémité est fixe. L'angle $\theta(t)$ que fait, à l'instant t , le fil avec la verticale vérifie la relation :

$$\theta''(t) + \frac{g}{\ell} \sin(\theta(t)) = 0$$

La biologie conduit aussi à de nombreux exemples. Le plus simple qui remonte probablement à Malthus, est une population au taux de croissance proportionnel au nombre d'individus. Si $N(t)$ est le nombre d'individus, l'équation est :

$$N' = aN(t)$$

où a est un paramètre réel, ici positif. Cette équation très simple apparaît aussi dans un contexte très différent : elle peut modéliser le nombre d'atomes radio-actifs dans un matériau, lorsque le taux de désintégration est proportionnel au nombre d'atomes (avec $a < 0$). C'est l'équation à la base des datations au Carbone 14.

Une autre beaucoup utilisée en biologie des populations est l'équation dite logistique :

$$N' = aN - bN^2.$$

Elle prend en compte la limitation des ressources par le terme $-bN^2$, qui exprime la compétition entre individus pour les ressources (la mortalité supplémentaire est supposée proportionnelle au nombre de rencontres entre individus, ce qui donne le carré).

La résolution de ces 2 équations est complètement explicite, on y arrivera très rapidement. La situation devient beaucoup complexe lorsqu'on étudie les interactions entre 2 espèces, par exemple une proie et son prédateur. Les systèmes proies-prédateurs ont été introduits par Lotka et Volterra dans les années 1920, pour tenter de comprendre les fluctuations relatives de poissons et de requins en méditerranée. Ils ont proposé le modèle suivant : si $x(t)$ désigne le nombre de proies et $y(t)$ le nombre de prédateur, alors

$$\begin{cases} x' &= ax - bxy \\ y' &= -cy + dxy \end{cases}$$

où a, b, c, d sont des paramètres positifs. On n'abordera cet exemple qu'à la fin du cours. On consacrera auparavant une large part aux systèmes linéaires, en particulier à $X' = F(X)$ où $X(t) \in \mathbb{R}^n$ et $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ est affine. On s'attardera sur le cas $n = 2$ (systèmes linéaires planaires), qui est déjà très riche.

Bibliographie :

- M. Hirsh, S. Smale, R. Devaney : *Differential Equations, Dynamical systems and Introduction to Chaos*.

- M. Braun : *Differential Equations and Their Applications*.
- T. Ramond, Notes du cours M318, <http://www.math.u-psud.fr/~ramond/Site/Enseignement.html>
- L. Perko, *Differential equations and dynamical systems*.

Chapitre 1 : Equations différentielle d'ordre 1

1 Premières définitions

Définition 1.1. Une équation différentielle du 1er ordre est l'équation

$$y' = f(t, y), \quad (1.1)$$

où $f : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ est une application qu'on supposera au moins continue, I, U sont des intervalles ouverts de \mathbb{R} .

Donnons deux exemples que nous traiterons en détail par la suite.

EXEMPLE 1.2.

$$y' = a(t)y + b(t) \quad (1.2)$$

où $a(t)$ et $b(t)$ sont deux fonctions continues sur un intervalle I . Alors l'équation est de la forme $y' = f(t, y)$ pour la fonction $f(t, x) = a(t)x + b(t)$ définie sur $I \times \mathbb{R}$.

EXEMPLE 1.3.

$$y' = ay - by^2, \quad (1.3)$$

où $a, b > 0$. L'équation est de la forme $y' = f(t, y)$ pour $f(t, x) = ax - bx^2$, définie sur $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$.

Mentionnons quelques différences importantes et introduisons un peu de terminologie :

- (1.2) est *linéaire* : f est affine en la seconde variable (i.e. de la forme $x \mapsto ax + b$)
- (1.3) n'est pas linéaire à cause du terme $-by^2$
- (1.3) est *autonome* : la fonction $f(t, x)$ ne dépend pas de t , i.e. l'équation est de la forme $y' = F(y)$. L'équation (1.2) est autonome lorsque $a(t)$ et $b(t)$ sont des fonctions constantes.

Que signifie résoudre l'équation ? D'abord on cherche une fonction $y(t)$ au moins dérivable pour que l'équation fasse sens. Si $(t, x) \mapsto f(t, x)$ est continue, $y' = f(t, y(t))$ est continue donc y est automatiquement C^1 .

Soit $(t, x) \mapsto f(t, x)$ continue. Résoudre l'équation $y' = f(t, y)$ c'est trouver toutes les solutions de classe C^1 telles que $y'(t) = f(t, y(t))$ pour tout t .

Pour quel t ? $f(t, y(t))$ doit être défini que l'équation fasse sens, donc si f est définie sur $I \times U$, où I, U sont des intervalles (qu'on suppose ouverts pour éviter les problèmes de dérivation au bord) on cherche $y : I \rightarrow U$, $y \in C^1(I)$. On verra que y n'est pas nécessairement défini sur tout I .

L'équation peut avoir beaucoup solutions, par exemple l'équation $y' = ay$ ($a \in \mathbb{R}$) définie sur $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$ admet pour solutions les fonctions $t \mapsto Ce^{at}$, $C \in \mathbb{R}$. On vérifiera plus loin qu'elles sont exactement les solutions.

Portrait de phase On visualise l'ensemble des solutions en traçant les graphes d'un ensemble représentatif de solutions, schéma qu'on appelle *portrait de phase* :

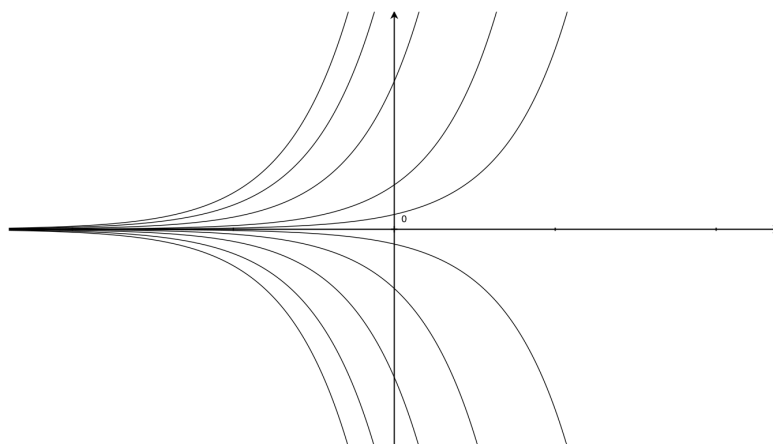


FIGURE 1.1 – Solutions de l'équation $y' = ay$ ($a > 0$)

Comportement qualitatif Cela consiste à déterminer les points d'équilibre et le comportement des solutions à proximité de ces points d'équilibre.

Définition 1.4. Une valeur $y_0 \in U$ est un point d'équilibre de l'équation $y' = f(t, y)$ si $f(t, y_0) = 0$ pour tout $t \in I$. Il s'ensuit que la fonction constante $y(t) = y_0$ pour tout $t \in I$ est solution de l'équation, dite solution stationnaire.

Par exemple pour $y' = ay$ ($a \neq 0$) le seul point d'équilibre est $y_0 = 0$. Pour $y' = ay - by^2 = y(a - by)$ ($a, b > 0$) il y a deux points d'équilibre $\{0, \frac{a}{b}\}$.

Le comportement d'une solution $y(t)$ au voisinage d'un point d'équilibre y_0 est déterminée par le signe de y' sur un voisinage épointé de y_0 :

- (1) si $y' < 0$ à gauche et $y' > 0$ à droite de y_0 , $y(t)$ s'éloigne de y_0 . On dit que y_0 est une *source*
- (2) si $y' > 0$ à gauche et $y' < 0$ à droite de y_0 , $y(t)$ s'approche de y_0 . On dit que y_0 est un *puits*.

On sera plus précis plus tard (voir chapitre .

On schématise ces informations dans la *ligne de phase* de l'équation différentielle : on représente sur un axe vertical (où varie $y(t)$) les points d'équilibre et le sens de variation de y par des flèches orientées.



FIGURE 1.2 – $a > 0$: source

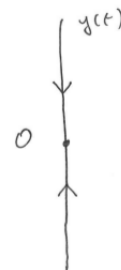


FIGURE 1.3 – $a < 0$: puits

FIGURE 1.4 – Ligne de phase de $y' = ay$

Remarque : il n'est pas nécessaire de résoudre l'équation différentielle pour tracer la ligne de phase.



FIGURE 1.5 – Ligne de phase de $y' = ay - by^2$

2 Résolutions explicites

2.1 L'équation $y' = a(t)y + b(t)$

On considère l'équation différentielle $y' = a(t)y + b(t)$, d'abord dans le cas particulier où $b(t) = 0$. L'équation est dite *homogène* :

$$y' = a(t)y, \quad (1.4)$$

Supposons d'abord que $t \mapsto a(t)$ soit constante sur l'intervalle I , l'équation est alors

$$y' = ay. \quad (1.5)$$

La vitesse de croissance est proportionnelle à la quantité étudiée. Cela peut modéliser aussi bien une population de bactéries ($a > 0$) qu'une quantité de matériel radio-actif ($a < 0$). On cherche donc $y \in C^1 I$ telle que

$$\forall t \in I, \quad y'(t) = ay(t) \quad (1.6)$$

On voit que $t \mapsto Ce^{at}$ est solution de l'équation, pour n'importe quelle constante $C \in \mathbb{R}$. En effet

$$y'(t) = (Ce^{at})' = Ca e^{at} = a(Ce^{at}) = ay(t).$$

Y en t'il d'autres? Supposons que y soit solution et considérons la fonction $y(t)e^{-at}$. On a

$$(y(t)e^{-at})' = y'e^{-at} - yae^{-at} = (y' - ay)e^{-at} = 0!$$

donc il existe $C \in \mathbb{R}$ tel que $y(t)e^{-at} = C$ soit encore $y(t) = Ce^{at}$.

Soit $a \in \mathbb{R}$. L'ensemble \mathcal{S} des solutions de l'équation $y' = ay$ sur l'intervalle ouvert I est

$$\mathcal{S} = \{t \mapsto Ce^{at}, C \in \mathbb{R}\}.$$

Maintenant supposons que $a(t)$ ne soit pas forcément constante. Dans l'argument ci-dessus, on remplace le terme at par une primitive $A(t)$ de $a(t)$. La fonction $t \mapsto e^{A(t)}$ est bien solution de $y' = a(t)y$:

$$(e^{A(t)})' = A'(t)e^{A(t)} = a(t)e^{A(t)}$$

Puisque $a(t)$ est continue on peut toujours trouver une telle primitive $A(t)$. Le même raisonnement qu'au dessus aboutit alors à

Théorème 1.5. Soit $a : I \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction continue. L'ensemble \mathcal{S} des solutions de l'équation $y' = a(t)y$ est

$$\mathcal{S} = \left\{ t \mapsto Ce^{A(t)}, C \in \mathbb{R} \right\},$$

où $A(t)$ est une primitive quelconque de $a(t)$.

- EXERCICE 1.6. (1) Calculer toutes les solutions de l'équation $y' = (t^2 + 1)y$ sur $I = \mathbb{R}$.
 (2) Calculer toutes les solutions de l'équation $y' = \frac{y}{t^2+1}$ sur $I = \mathbb{R}$.

On revient maintenant au cas général

$$y' = a(t)y + b(t) \quad (1.7)$$

où $a(t)$ et $b(t)$ sont des fonctions continues sur $I =]\alpha, \beta[$. Pour trouver ses solutions on emploie la méthode dite de *variation de la constante*. L'idée est de chercher des solutions sous la forme $y(t) = C(t)e^{A(t)}$, où $A(t)$ est une primitive de $a(t)$. On remplace donc la constante C des solutions $Ce^{A(t)}$ de l'équation homogène $y' = a(t)y$ par une fonction $C(t)$ qu'il s'agit de déterminer. Alors $y(t) = C(t)e^{A(t)}$ est une solution de (1.7) si

$$\begin{aligned} y'(t) &= C'(t)e^{A(t)} + C(t)a(t)e^{A(t)} \\ &= C(t)a(t)e^{A(t)} + b(t) \\ \Leftrightarrow C'(t)e^{A(t)} &= b(t) \end{aligned}$$

ce qui équivaut à

$$C(t) = \int_{\alpha}^t b(s)e^{-A(s)} ds + C,$$

où $C \in \mathbb{R}$. On a donc obtenu des solutions de la forme

$$y(t) = e^{A(t)} \left(\int_{\alpha}^t b(s)e^{-A(s)} ds + C \right).$$

Existe-t'il des solutions de (1.7) qui ne sont pas de la forme $y(t) = C(t)e^{A(t)}$? Supposons que $y(t)$ soit une solution de (1.7), en dérivant l'expression $w(t) = e^{-A(t)}y(t)$ et en utilisant (1.7), on obtient $w' = e^{-A(t)}b(t)$ puis $w(t) = C(t)$ comme ci-dessus, et $y(t) = C(t)e^{A(t)}$. On a donc trouvé toutes les solutions :

Théorème 1.7. L'ensemble \mathcal{S} des solutions de l'équation (1.7) est

$$\mathcal{S} = \left\{ t \mapsto e^{A(t)} \left(C + \int_{\alpha}^t b(s)e^{-A(s)} ds \right), C \in \mathbb{R} \right\},$$

où $A(t)$ est une primitive de $a(t)$.

- EXERCICE 1.8. Déterminer les solutions de l'équation $y' = 2y + e^{2t}$.

- EXERCICE 1.9. Dessiner la ligne de phase de $y' = ay + 3$, puis le graphe de ses solutions.

2.2 L'équation logistique $y' = ay - by^2$

On a vu que l'équation de Malthus $y' = ay$ a des solutions $y(t) = Ce^{at}$ à croissance exponentielle ($a > 0$) indéfinie. Ceci tient au fait que l'on suppose le taux de croissance constant, quelque soit la quantité étudiée. Ce n'est pas réaliste à long terme lorsqu'on modélise des populations. Pour remédier à cela on introduit un terme de mortalité supplémentaire supposé proportionnel au nombre de rencontres entre individus, soit $-by^2$, ce qui donne

$$y' = ay - by^2, \quad (1.8)$$

$a, b > 0$. Lorsque y est petit, $y^2 \ll y$ (dans les bonnes unités) et on a $y' \approx ay$. Les ressources sont suffisantes pour la population et sa croissance est exponentielle. Lorsque y est grand, en fait dès que $y > a/b$:

$$y' = ay - by^2 = ay\left(1 - \frac{b}{a}y\right) < 0$$

et la population décroît, par manque de ressources.

Sans s'embarasser pour l'instant de la question de l'existence de solutions, faisons l'étude qualitative des solutions de (1.8). Les points d'équilibre sont les solutions de l'équation

$$0 = ay - by^2 = ay\left(1 - \frac{b}{a}y\right) = ay\left(1 - \frac{1}{N}y\right),$$

où on pose $N = a/b$. Il y en a deux : $y = 0$ et $y = N$, ce qui donne les deux solutions constantes

$$y(t) = 0, \forall t \in \mathbb{R}, \quad \text{et} \quad y(t) = N, \forall t \in \mathbb{R}.$$

On trace aisément la ligne de phase, avec $y' > 0$ si $0 < y < N$ et $y' < 0$ si ($y < 0$ ou $y > N$).

La ligne de phase de $y' = ay - by^2$ suggère que toutes les solutions > 0 convergent vers N , qu'on peut interpréter comme la population limite. Il faudra le justifier rigoureusement. En effet on peut envisager plusieurs comportements des solutions :

1. On atteint N en temps fini.
2. On "atteint" N uniquement asymptotiquement, c'est-à-dire lorsque $t \rightarrow \infty$.
3. On n'atteint jamais N , même asymptotiquement. Une trajectoire partant d'un point proche de 0 pourrait ralentir et ne jamais dépasser, disons, $N/2$.

En fait seul 2. peut arriver. Pour s'en assurer, deux méthodes :

- (1) Résolution explicite : on réussit à intégrer l'équation différentielle de manière à avoir une expression explicite de $y(t)$ (on met les mains dans le cambouis).
- (2) On invoque un théorème et on se fatigue moins (c'est à ça que servent les théorèmes). En l'occurrence il s'agit du théorème de Cauchy-Lipschitz, le résultat le plus important du cours, dont on verra plusieurs versions.

Le théorème nous dira par exemple (si les hypothèses pour l'appliquer sont vérifiées) que si deux points d'équilibre p, q sur la ligne de phase sont séparés par une flèche allant de p à q , et bien toute solution $y(t)$ telle que $y(0) \in]p, q[$ est définie sur \mathbb{R} , tend vers p quand $t \rightarrow -\infty$ et tend vers q quand $t \rightarrow \infty$. L'avantage du théorème est qu'on se fatigue moins. Par contre elle ne permet pas de répondre à une question du type :

Si $y(0) = 10\%$ de N , au bout de combien de temps a t'on $y(t) = 90\%$ de N ?

Pour ça on aura besoin de la résolution explicite. On commence par elle et on fera la théorie générale ensuite.

Commençons par simplifier les constantes. Quitte à changer d'unités on peut toujours se ramener à $N = 1$. Précisément si on pose $z = y/N$, on a $z' = \frac{y'}{N} = \frac{ay}{N} \left(1 - \frac{1}{N}y\right) = az(1 - z)$ donc (1.8) équivaut à

$$z' = az(1 - z) \quad (1.9)$$

Supposons qu'on ait une solution $z(t)$ de (1.9) définie sur un intervalle J telle que

$$\forall t \in J, z(t) \neq 0 \text{ et } z(t) \neq 1.$$

Comme z est de classe C^1 elle est continue et donc

$$(\forall t \in J, z(t) < 0) \text{ ou } (\forall t \in J, 0 < z(t) < 1), \text{ ou } (\forall t \in J, z(t) > 1).$$

Dans ce cas, sur l'intervalle J

$$\begin{aligned} z' = az(1 - z) &\iff \frac{z'}{z(1 - z)} = a \\ &\iff \frac{z'}{z} + \frac{z'}{1 - z} = a \text{ en décomposant la fraction} \\ &\iff \ln|z| - \ln|1 - z| = at + C, \quad C \in \mathbb{R} \text{ (en intégrant)} \\ &\iff \left| \frac{z}{1 - z} \right| = e^{at+C} \\ &\iff \frac{z}{1 - z} = Ke^{at}, \quad K = \pm e^C \in \mathbb{R}^* \end{aligned}$$

On a utilisé ici le fait que $\frac{z}{1-z}$ ne change pas de signe sur J . On a $K > 0$ si $z \in]0, 1[$ et $K < 0$ si $z < 0$ ou $z > 1$. Maintenant,

$$\frac{z}{1 - z} = X \iff z = X - zX \iff z = \frac{X}{1 + X}$$

d'où $\forall t \in J$,

$$z(t) = \frac{Ke^{at}}{1 + Ke^{at}}. \quad (1.10)$$

Notons $z_K(t) = \frac{Ke^{at}}{1 + Ke^{at}}$ et discutons de l'ensemble de définition de z_K selon K :

- Lorsque $K > 0$, z_K est défini sur $\mathbb{R} = J$.
- Lorsque $K < 0$, $z_K(t)$ est défini si $1 + Ke^{at} \neq 0$, soit $t \neq -\frac{1}{a} \ln(-K) := T_K$. z_K est donc défini sur l'intervalle $] -\infty, T_K[$ et sur l'intervalle $]T_K, +\infty[$.

La chaîne d'équivalences ci-dessus montre que z_K est donc solution de (1.9), sur \mathbb{R} lorsque $K > 0$, sur $] -\infty, T_K[$ et sur $]T_K, +\infty[$ lorsque $K < 0$. L'intervalle J est contenu dans un de ces

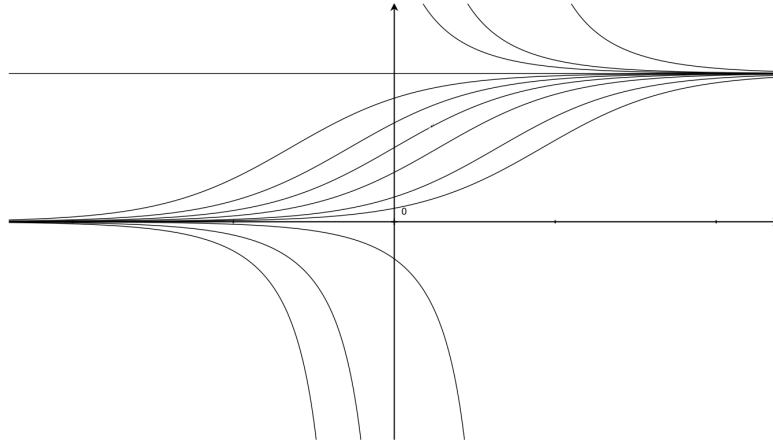


FIGURE 1.6 – Solutions de l'équation logistique

3 intervalles et $z = z_K$ sur J . Faisons le graphe de ces solutions. On constate que $z_K < 0$ sur $] - \infty, T_K[$, $z_K > 0$ sur $]T_K, +\infty[$ et sur \mathbb{R} , et $z_K(t) \rightarrow 1$ quand $t \rightarrow \infty$.

Observons que si $K' = \lambda K$ pour $\lambda > 0$, le graphe de $z_{K'}$ est celui de z_K décalé de $\frac{\ln(\lambda)}{a}$:

$$z_{K'}(t) = \frac{K'e^{at}}{1 + K'e^{at}} = \frac{K\lambda e^{at}}{1 + K\lambda e^{at}} = \frac{Ke^{a(t + \frac{\ln \lambda}{a})}}{1 + Ke^{a(t + \frac{\ln \lambda}{a})}} = z_K\left(t + \frac{\ln \lambda}{a}\right).$$

En dehors des solutions constantes et des z_K , y a-t'il d'autres solutions de (1.9)? Supposons que z soit une solution non constante définie sur un intervalle J , et puisse prendre la valeur 0 ou 1. Puisque z n'est pas constante il existe $t_0 \in J$ tel que $z(t_0) \neq 0, 1$. Supposons qu'il existe $t < t_0$ tel que $z(t) = 0$, par exemple, les autres cas étant similaires. Soit alors $t_1 \in [t, t_0[$ le plus proche de t_0 tel que $z(t_1) \in \{0; 1\}$. Précisément $t_1 = \sup\{t' < t_0 \mid z(t') \in \{0; 1\}\}$. Le point t_1 est bien $< t_0$ par continuité de z . On a donc $z \neq 0, 1$ sur $]t_1, t_0]$. De plus par continuité $z \neq 0, 1$ sur $[t_0, t_2[$ pour t_2 assez proche de t_0 . Sur $]t_1, t_2[$, la discussion préalable s'applique et montre que $z = z_K$ pour une certaine constante K . Puisque $z_K(t_1) \notin \{0; 1\}$, par continuité $z(t_1) \notin \{0; 1\}$. En conclusion, si z n'est pas constante elle ne prend pas la valeur 0 ou 1, et donc est égale à z_K pour un certain K . Nous justifierons également cela grâce au théorème de Cauchy-Lipschitz, dans la section suivante.

Mentionnons que si l'on impose une donnée initiale $z(t_0) = z_0$, où $z_0 \in \mathbb{R} - \{0, 1\}$, cela détermine K de manière unique. En effet en écrivant $z_0 = z(t_0) = \frac{Ke^{at_0}}{1 + Ke^{at_0}}$, il vient $K = \frac{z_0}{1 - z_0} e^{-at_0}$. L'expression (1.10) devient alors :

$$z(t) = \frac{z_0 e^{a(t-t_0)}}{1 - z_0 + z_0 e^{a(t-t_0)}}, \quad (1.11)$$

et si on retourne aux unités d'origine, la solution de (1.8) est :

$$y(t) = \frac{Ny_0 e^{a(t-t_0)}}{N - y_0 + y_0 e^{a(t-t_0)}}, \quad (1.12)$$

où $N = \frac{a}{b}$ et $y(t_0) = y_0$.

Observons que $y(t)$ tend bien vers N lorsque $t \rightarrow \infty$.

Remarque : l'intervalle de définition de la solution dépend de la valeur $y(t_0)$.

3 Retour sur la notion de solution

Rappelons qu'on a défini (définition 1.1) une équation différentielle d'ordre 1 comme l'équation

$$y' = f(t, y), \quad (1.13)$$

où f est définie sur $I \times U$, pour I, U ouverts de \mathbb{R} .

3.1 Solutions maximales, solutions globales

On précise la notion de solution.

Définition 1.10. On dit que (J, y) est une solution de (1.13) si

- (1) $J \subset I$ est un intervalle ouvert.
- (2) $y : J \rightarrow \mathbb{R}$ est de classe C^1 et $y(J) \subset U$.
- (3) $\forall t \in J, y'(t) = f(t, y(t))$.

On dit que la solution (J, y) est **globale** si $J = I$.

Dans l'équation logistique, $f(t, y) = ay - by^2$ est définie sur $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$. Alors (\mathbb{R}, y) est globale lorsque $y(t_0) \in]0, N[$.

Supposons qu'on ait une solution (J, y) de (1.13) avec $J \neq I$. Peut-on agrandir J ? c'est-à-dire trouver $J' \supset J$ plus grand tel qu'un prolongement de y à J' soit encore solution ?

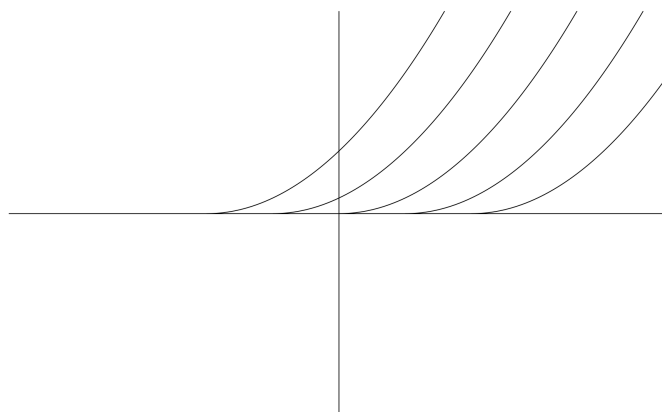
EXEMPLE 1.11. Soit $y' = \sqrt{y} = f(t, y)$ où f est défini sur $\mathbb{R} \times [0, +\infty[$. On a comme solutions :

- $(\mathbb{R}, y \equiv 0)$ solution globale.
- $\forall c \in \mathbb{R}$, posons $y_c = \frac{1}{4}(t - c)^2$ alors $]c, +\infty[, y_c)$ est une autre solution.

En effet, $y'_c = \frac{1}{2}(t - c) = \sqrt{\frac{1}{4}(t - c)^2}$ car $t - c > 0$. Ce n'est pas une solution pour $t < c$.

Posons maintenant $\tilde{y}_c = \begin{cases} 0 & , t \leq c \\ y_c & , t > c \end{cases}$ Elle est C^1 sur \mathbb{R} et solution de $y' = \sqrt{y}$. Alors $(\mathbb{R}, \tilde{y}_c)$ prolonge $]c, +\infty[, y_c)$.

Définition 1.12. Soit (J_1, y_1) et (J_2, y_2) deux solutions de (1.13). On dit que (J_2, y_2) **prolonge** (J_1, y_1) lorsque

FIGURE 1.7 – Graphes des \tilde{y}_c

- (1) $J_1 \subset J_2$.
 (2) $\forall t \in J_1, y_2(t) = y_1(t)$ (y_2 coïncide avec y_1 sur J_1).

Définition 1.13. On dit que (J, y) est une **solution maximale** de (1.13) lorsqu'elle n'admet pas d'autre prolongement qu'elle même.

Une solution globale est maximale. Une solution maximale n'est pas forcément globale. On a vu que lorsque $K < 0$, $z_K(t) = \frac{Ke^{at}}{1+Ke^{at}}$ était solution de l'équation (1.9) sur $] -\infty, T_K[$ et sur $]T_K, +\infty[$. Puisque $|z_K(t)| \rightarrow +\infty$ lorsque $t \rightarrow T_K$ on peut pas prolonger la la solution dans ce cas.

Une solution (J, y) de (1.13) peut-elle admettre plusieurs prolongements maximaux ? L'exemple (1.11) $y' = \sqrt{y}$ montre que oui : la solution $(] -\infty, 0[, 0)$ admet pour prolongement maximal toute solution $(\mathbb{R}, \tilde{y}_c), \forall c \geq 0$. On verra que le prolongement est unique si f est assez régulière.

3.2 Problème de Cauchy

Nous formulons plus précisément en quoi consiste résoudre une équation différentielle.

Définition 1.14. Soit $f : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ continue, $I, U \subset \mathbb{R}$ des intervalles ouverts. Soit $t_0 \in I$ et $y_0 \in U$. Résoudre le problème de Cauchy en (t_0, y_0) ,

$$\begin{cases} y' &= f(t, y) \\ y(t_0) &= y_0, \end{cases} \quad (1.14)$$

c'est trouver toutes les solutions maximales (J, y) de $y' = f(t, y)$ telles que $t_0 \in J$ et $y(t_0) = y_0$.

On a vu que J peut dépendre de y_0 et être égal ou non à I .

EXEMPLE 1.15. Considérons le problème de Cauchy en (t_0, y_0) pour l'équation (1.7) $y' = a(t)y + b(t)$. D'après le théorème 1.7 les solutions sont de la forme $y(t) = e^{A(t)} \left(C + \int_{\alpha}^t b(s)e^{-A(s)} ds \right)$, où A est une primitive de a . Choisissons $\alpha = t_0$, alors $y(t_0) = y_0 = e^{A(t_0)}C$ impose $C = y_0 e^{-A(t_0)}$. Puisqu'on a le choix de A , on peut choisir une primitive vérifiant $A(t_0) = 0$, d'où $C = y_0$ et

$$y(t) = e^{A(t)} \left(y_0 + \int_{t_0}^t b(s)e^{-A(s)} ds \right)$$

où $A(t)$ est la primitive de $a(t)$ nulle en t_0 . Le problème de Cauchy admet donc une solution globale unique.

EXEMPLE 1.16. Considérons le problème de Cauchy ($y' = \sqrt{y}$, $(t_0 = 0, y_0 = 0)$) (exemple 1.11). Alors $(\mathbb{R}, y \equiv 0)$ est solution, mais également tous les solutions globales $(\mathbb{R}, \tilde{y}_c)$. Le problème de Cauchy en $(t_0 = 3, y_0 = 1)$ conduit par contre à $y_c(3) = \frac{1}{4}(3 - c)^2 = 1 \Leftrightarrow c = 1$. Donc $(\mathbb{R}, \tilde{y}_1)$ est l'unique solution en $(t_0 = 3, y_0 = 1)$.

EXEMPLE 1.17.

$$\begin{cases} y' &= 3|y|^{2/3} = f(t, y) \text{ défini sur } \mathbb{R} \times \mathbb{R} \\ y(0) &= 0, \end{cases}$$

admet les deux solutions globales $(\mathbb{R}, y \equiv 0)$ et $(\mathbb{R}, y = t^3)$.

Il serait agréable de savoir à l'avance (i.e. sans résoudre l'équation) si le problème de Cauchy aura une solution et si elle sera unique. On s'attend à ce que pour une "bonne" équation différentielle, il y ait une solution unique pour toute donnée initiale dans l'ensemble de définition. C'est d'ailleurs indispensable si on veut tirer de l'équation différentielle des prévisions sur le comportement futur.

Théorème 1.18 (Théorème de Cauchy-Lipschitz, version 1.0). Soit $f : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ de classe C^1 , $I, U \subset \mathbb{R}$ des intervalles ouverts. Soit $t_0 \in I$ et $y_0 \in U$ alors le problème de Cauchy

$$\begin{cases} y' &= f(t, y) \\ y(t_0) &= y_0, \end{cases} \quad (1.15)$$

admet une unique solution maximale (J, y) .

Remarque 1.19. Il existe des énoncés plus forts (avec des hypothèses de régularité plus faibles sur f).

Comparons ce que donne le théorème avec les exemples ci-dessus. Dans l'exemple 1.15, $f(t, x) = a(t)x + b(t)$ est seulement continue mais on a bien solution du problème de Cauchy en (t_0, y_0) et

unicité. De plus la solution est définie sur I si $a(t)$ et $b(t)$ le sont : elle donc globale. On a donc obtenu plus que ce donne le théorème 1.18, cela tient au fait que l'équation de 1.15 est linéaire. Dans ce cas il y a une version de Cauchy-Lipschitz plus forte que l'énoncé 1.18 : il suffit que $f(t, x)$ soit continue.

Dans l'exemple 1.16, il n'y a pas unicité de la solution au problème de Cauchy en $(t_0 = 0, y_0 = 0)$. La fonction $f(t, x) = \sqrt{x}$ est définie sur $\mathbb{R} \times [0, +\infty[$ mais n'est de classe C^1 que sur $\mathbb{R} \times]0, +\infty[$ (elle n'est pas dérivable par rapport à x en $(t, 0)$). Les hypothèses du théorème 1.18 ne sont donc pas satisfaites en $(t_0 = 0, y_0 = 0)$. Par contre $(t_0 = 3, y_0 = 1)$ tombe dans le domaine de validité du théorème.

Enfin dans l'exemple 1.17, la fonction $f(t, x) = 3|x|^{2/3}$ est définie sur $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$ mais n'est de classe C^1 que sur $\mathbb{R} \times]-\infty, 0[$ et sur $\mathbb{R} \times]0, +\infty[$. Le théorème ne s'applique donc pas en $(t = 0, y = 0)$.

Application à l'équation logistique Puisque $f(t, x) = ax - bx^2$ est de classe C^1 sur $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$, le théorème 1.18 s'applique en tout (t_0, y_0) et donne l'existence d'une unique solution maximale (J, y) telle que $y(t_0) = y_0$. On a trouvé des solutions globales constantes

$$y \equiv 0 \quad \text{et} \quad y \equiv N = \frac{a}{b}.$$

et des solutions ne prenant pas les valeurs 0 et N :

$$y_K := N \frac{Ke^{at}}{1 + Ke^{at}}$$

Montrons qu'il n'y en a pas d'autres. Soit (J, y) une solution maximale non constante. S'il existe $t_0 \in J$ tel que $y(t_0) = 0$ ou $y(t_0) = N$, alors y est solution du problème de Cauchy

$$\begin{cases} y' &= ay - by^2 \\ y(t_0) &= 0 \text{ (ou } y(t_0) = N), \end{cases}$$

Par unicité de Cauchy (i.e unicité de la solution au problème de Cauchy), (J, y) est l'une des solutions constantes, ce que nous avons exclu. Donc (J, y) ne prend pas les valeurs 0 et N . Il s'ensuit que $y = y_K$ pour un certain K . C'est une solution globale (\mathbb{R}, y_K) si $y(t_0) \in]0, N[$, une solution maximale $(]-\infty, T_K[, y_K)$ si $y(t_0) < 0$ ou $(]T_K, +\infty[, y_K)$ si $y(t_0) > N$.

L'unicité de Cauchy se manifeste très simplement sur le graphe des solutions : *les trajectoires ne se coupent jamais*. Elle dit aussi qu'une trajectoire ne peut converger vers un point d'équilibre en temps fini.

4 Suppléments : quelques applications aux équations autonomes $y' = f(y)$

On tire quelques conséquences du théorème de Cauchy-Lipschitz pour les équations autonomes :

$$y' = f(y) \tag{1.16}$$

où $f : U \rightarrow \mathbb{R}$ est supposée de classe C^1 , U intervalle ouvert de \mathbb{R} .

Essayons d'abord de comprendre ce qui se passe lorsque t s'approche de la borne droite d'un intervalle J maximal, i.e. tel que (J, y) est une solution maximale. Le cas de la borne gauche est similaire.

Corollaire 1.20 (Explosion en espace en temps fini). Soit (J, y) une solution maximale de (1.16). Supposons J de la forme $]a, b[$ avec $b < \infty$, alors pour tout compact $K \subset U$ il existe t_0 tel que $y(t) \notin K$ pour tout $t \in [t_0, b[$.

Si $U = \mathbb{R}$ cela implique que $|y(t)| \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow b$.

Preuve: Supposons que $y(t_n) \in K$ pour une sous-suite $t_n \rightarrow b$. Donnons nous $\varepsilon > 0$ et un compact $K' \subset U$ tel que pour tout $x \in K$, $d(x, \partial K') \geq \varepsilon$. Puisque f est continue et K' est compact, il existe M tel que $|f(x)| \leq M$ pour tout $x \in K'$. Soit $a \in]a, b[$ assez proche de b pour que $b - a < \frac{\varepsilon}{2M}$ et $y(a) \in K$. Un tel a existe par hypothèse (prendre $a = t_n$ pour n grand). Commençons par montrer qu'on peut étendre y en une fonction continue $y : [a, b] \rightarrow K'$. Pour cela montrons que $y([a, b[) \subset K'$ puis que y est uniformément continue sur $[a, b[$. Soit $t \in [a, b[$, alors

$$\begin{aligned} |y(t) - y(a)| &= \left| \int_a^t y'(s) ds \right| \\ &\leq \int_a^t |f(y(s))| ds \\ &\leq (t - a)M \end{aligned} \tag{1.17}$$

tant que $y([a, t])$ reste dans K' . C'est vrai pour $t > a$ assez proche de a par continuité. Supposons que $y([a, t])$ soit dans K' et $y(t)$ au bord de K' . Mais alors $|y(t) - y(a)| < \frac{\varepsilon}{2M} M = \frac{\varepsilon}{2}$ par (1.17). Comme $y(a) \in K$, ceci contredit $y(t) \in \partial K'$. Il s'ensuit que $y([a, b[) \subset K'$ et (1.17) montre l'uniforme continuité. On peut donc définir $y(b) = \lim_{t \rightarrow b} y(t)$. Montrons maintenant que y est dérivable à gauche en b et solution de l'équation différentielle (1.16). On a

$$\begin{aligned} y(b) &= y(a) + \lim_{t \rightarrow b} \int_a^t y'(s) ds \\ &= y(a) + \lim_{t \rightarrow b} \int_a^t f(y(s)) ds \\ &= y(a) + \int_a^b f(y(s)) ds \end{aligned}$$

en utilisant l'uniforme continuité de $f(y(s))$. Donc $y(t) = y(a) + \int_a^t f(y(s)) ds$ pour $t \in [a, b]$. Il s'ensuit que $y'(b) = f(y(b))$ (pour la dérivée à gauche). Maintenant d'après le théorème 1.18, le problème de Cauchy en $(t = b, y = y(b))$ admet une unique solution maximale (\tilde{J}, \tilde{y}) . Puisque \tilde{J} est un intervalle ouvert contenant b et que $\tilde{y}'(b) = f(\tilde{y}(b)) = f(y(b)) = y'(b)$, on peut donc prolonger la solution y sur $]a, b'[$ avec $b' > b$, ce qui contredit la maximalité de (J, y) . \square

Corollaire 1.21. Soient $p, q \in U$ deux points tels que $f(p) = f(q) = 0$ et $f > 0$ sur $]p, q[$. Soit (J, y) une solution maximale de (1.16) telle que $y(t_0) \in]p, q[$ pour un certain $t_0 \in J$. Alors $J = \mathbb{R}$, $y(t)$ tend vers p quand $t \rightarrow -\infty$ et $y(t)$ tend vers q quand $t \rightarrow +\infty$.

Autrement dit, si sur la ligne de phase deux points d'équilibre sont séparés par une flèche, la trajectoire va d'un point vers l'autre. Le cas où $f < 0$ sur $]p, q[$ est similaire, en inversant le rôle de p et q .

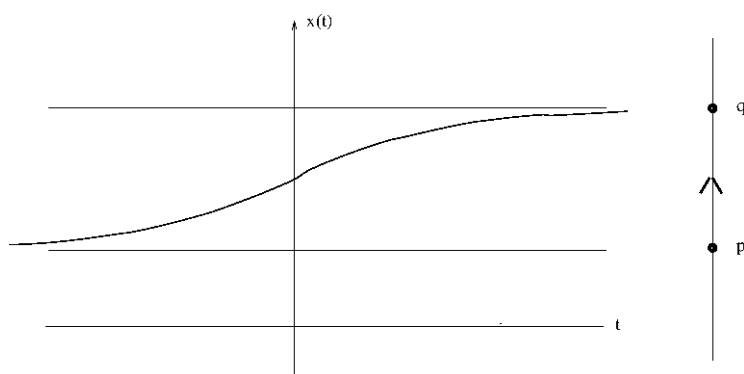


FIGURE 1.8 –

Preuve: L'unicité de Cauchy implique que $y(t) \neq p, q$ pour tout $t \in J$. Autrement dit $p < y < q$ sur J . Puisque $y'(t) = f(y(t)) > 0$, y est strictement croissante sur J . Montrons d'abord que J est de la forme $]\alpha, +\infty[$. Si $J =]\alpha, b[$ avec $b < \infty$, alors d'après 1.20, $y(t)$ doit sortir du compact $K = [p, q]$ pour un certain t_0 . Puisque $p < y < q$, c'est impossible. Donc $b = +\infty$. La démonstration que $\alpha = -\infty$ est similaire. Notons alors $q' = \lim_{t \rightarrow \infty} y(t) \leq q$, qui existe puisque y est croissante majorée. Nous voulons montrer que $q' = q$, il suffit pour cela d'établir que $f(q') = 0$, i.e. q' est un point d'équilibre. Appliquons le théorème des accroissements finis à y sur $[n, n+1]$: il donne $t_n \in]n, n+1[$ tel que $y(n+1) - y(n) = y'(t_n)$. Puisque $f(n)$ et $f(n+1)$ convergent vers $f(q')$ quand $n \rightarrow \infty$, $y'(t_n)$ tend vers 0. Or $y'(t_n) = f(y(t_n))$ tend vers $f(q')$ par continuité de f , d'où $f(q') = 0$. La démonstration que $y(t)$ tend vers p en $-\infty$ est similaire. \square

Remarque 1.22. La même démonstration montre que si $y'(t) = f(y(t)) > 0$ sur un intervalle de la forme $]\alpha, +\infty[$ et que y est bornée sur un intervalle $[a, +\infty[$, alors $y(t)$ converge vers un point d'équilibre lorsque $t \rightarrow \infty$.

Chapitre 2 : systèmes et équations différentielles

1 Systèmes différentiels d'ordre 1

On commence dans ce chapitre l'étude des *systèmes d'équations différentielles*, ou *systèmes différentiels*, d'ordre 1, c'est-à-dire de familles d'équations différentielles :

$$\begin{aligned}y_1' &= f_1(t, y_1, \dots, y_n), \\y_2' &= f_2(t, y_1, \dots, y_n), \\&\vdots \\y_n' &= f_n(t, y_1, \dots, y_n)\end{aligned}$$

où les f_i sont des fonctions de $(n + 1)$ -variables à valeurs réelles, $f_i : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ où I intervalle ouvert de \mathbb{R} , U ouvert de \mathbb{R}^n . En posant $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ et $F(t, Y) = \begin{pmatrix} f_1(t, y_1, \dots, y_n) \\ \vdots \\ f_n(t, y_1, \dots, y_n) \end{pmatrix}$, le système peut se réécrire

$$Y' = F(t, Y).$$

On pourra également noter les vecteurs en ligne pour gagner de la place. L'équation est identique à (1.1) : $y' = f(t, y)$, sauf que la fonction réelle y est remplacée par une fonction vectorielle Y .

Définition 2.1. Un système différentiel d'ordre 1 est l'équation

$$Y' = F(t, Y) \tag{2.1}$$

où F est une fonction continue sur $I \times U$ à valeurs dans \mathbb{R}^n , $I \subset \mathbb{R}$ étant un intervalle ouvert et U étant un ouvert de \mathbb{R}^n .

Un couple (J, Y) , où $J \subset I$ est un intervalle ouvert $Y : J \rightarrow \mathbb{R}^n$ est de classe C^1 , est une solution de (2.1) si

- (1) Pour tout $t \in J$, $Y(t) \in U$,
 (2) Pour tout $t \in J$, $Y'(t) = F(t, Y(t))$.

EXEMPLE 2.2. Le système de Lotka et Volterra que nous avons vu dans l'introduction

$$\begin{cases} x' &= ax - bxy \\ y' &= -cy + dxy \end{cases}$$

est de la forme $Y' = F(t, Y)$ où $F(t, (y_1, y_2)) = (ay_1 - by_1y_2, -cy_1 + dy_1y_2)$, $F : \mathbb{R} \times \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ est de classe C^∞ .

On peut interpréter un système différentiel comme un *champ de vecteur dont on cherche les courbes intégrales*. Considérons un système différentiel d'ordre 1 *autonome*, c'est-à-dire

$$Y' = F(Y),$$

où $F : U \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ ne dépend plus de t . On peut alors se représenter $Y \mapsto F(Y)$ comme la donnée, en chaque point $Y \in U$ d'un vecteur de coordonnées $(f_1(Y), \dots, f_n(Y))$ où $F = (f_1, \dots, f_n)$.

EXEMPLE 2.3. Au système $(x' = y, y' = -x)$, correspond le champ de vecteur $F(x, y) = (y, -x)$. Dessinons en quelques points :

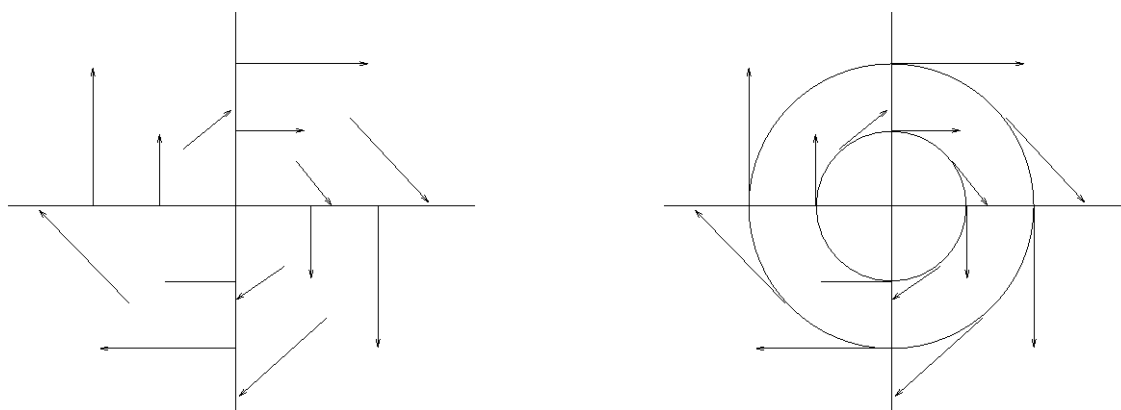


FIGURE 2.1 – Champs de vecteur et ses courbes intégrales

Résoudre $Y' = F(Y)$ revient à trouver les trajectoires $t \mapsto Y(t) \in \mathbb{R}^n$ dont le vecteur vitesse $Y'(t)$ au point $Y(t)$ coïncide avec le champ de vecteurs en ce point, i.e. $Y'(t) = F(Y(t))$. Sur l'exemple (2.3), les trajectoires (les courbes intégrales) sont des cercles $(x(t) = a \cos(t), y(t) = a \sin(-t))$, $a \in \mathbb{R}$.

Un système différentiel d'ordre 1 général $Y' = F(t, Y)$ peut s'interpréter de la même manière mais avec un champ de vecteur dépendant du temps...donc pas facile à visualiser.

Nous avons pour les systèmes différentiels un théorème de Cauchy-Lipschitz, en tout point semblable à celui énoncé pour les équations différentielles :

Théorème 2.4 (Théorème de Cauchy-Lipschitz pour les systèmes). Soit $F : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ continue, où $I \subset \mathbb{R}$ est un intervalle ouvert et U est un ouvert de \mathbb{R}^n . Soit $t_0 \in I$ et $Y_0 \in U$. Si F est de classe C^1 sur $I \times U$ alors le problème de Cauchy

$$\begin{cases} Y' &= F(t, Y) \\ Y(t_0) &= Y_0, \end{cases}$$

admet une unique solution maximale (J, Y) .

La preuve de ce théorème sera donnée plus tard.

1.1 Equations différentielle d'ordre supérieur

Définition 2.5. Une équation différentielle d'ordre n est l'équation

$$y^{(n)} = F(t, y, y', y'', \dots, y^{(n-1)}) \quad (2.2)$$

où F est continue de $I \times U$ dans \mathbb{R} , $I \subset \mathbb{R}$ étant un intervalle ouvert, U étant un ouvert de \mathbb{R}^n .

Un couple (J, y) , où $J \subset I$ est un intervalle ouvert et $y : J \rightarrow \mathbb{R}$ est de classe C^n , est solution de (2.2) si

- (1) Pour tout $t \in J$, $(y(t), y'(t), y''(t), \dots, y^{(n-1)}(t)) \in U$,
- (2) Pour tout $t \in J$, $y^{(n)}(t) = F(t, y(t), y'(t), y''(t), \dots, y^{(n-1)}(t))$.

Une équation différentielle d'ordre n est équivalente à un système différentiel d'ordre 1 sur \mathbb{R}^n . Considérons d'abord l'exemple

$$x'' + ax' + bx = f(t).$$

Supposons que (J, x) soit une solution, x étant donc de classe C^2 . Posons $y = x'$ définie sur J de classe C^1 . Alors sur J ,

$$\begin{aligned} x' &= y \\ y' &= x'' = -ax' - bx + f(t) = -ay - bx + f(t) \end{aligned}$$

soit

$$\begin{pmatrix} x'(t) \\ y'(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y(t) \\ -ay(t) - b(t)x(t) + f(t) \end{pmatrix}$$

un système différentiel à deux équations, $Y' = G(t, Y)$ où on a posé $Y = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ x' \end{pmatrix}$ et

$$G(t, \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}) = \begin{pmatrix} y \\ -bx - ay + f(t) \end{pmatrix}.$$

Plus généralement,

Proposition 2.6. Soit $F : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction continue, $I \subset \mathbb{R}$ étant un intervalle ouvert et U étant un ouvert de \mathbb{R}^n . Soit $G : I \times U \rightarrow \mathbb{R}^n$ définie par

$$G(t, x_1, \dots, x_n) = \begin{pmatrix} x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ F(t, x_1, \dots, x_n) \end{pmatrix}$$

(1) Si (J, y) est solution de l'équation différentielle d'ordre n

$$y^{(n)} = F(t, y, y', y'', \dots, y^{(n-1)}) \quad (2.3)$$

alors (J, Y) , où $Y(t) = \begin{pmatrix} y(t) \\ y'(t) \\ \vdots \\ y^{(n-1)}(t) \end{pmatrix}$ est solution du système différentiel d'ordre 1

$$Y' = G(t, Y) \quad (2.4)$$

(2) Inversement, si (J, Y) est solution de (2.4), avec $Y(t) = \begin{pmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \\ \vdots \\ y_n(t) \end{pmatrix}$ alors (J, y_1) est solution de (2.3).

Cette équivalence nous suggère la bonne notion de problème de Cauchy pour une équation différentielle d'ordre n :

Définition 2.7. Soit $F : I \times U \rightarrow \mathbb{R}$ continue, où $I \subset \mathbb{R}$ est un intervalle ouvert et U est un ouvert de \mathbb{R}^n . Soit $t_0 \in I$ et $(y_0, y_0', \dots, y_0^{(n-1)}) \in \mathbb{R}^n$. Résoudre le problème de Cauchy en t_0

$$\begin{cases} y^{(n)} = F(t, y', y'', \dots, y^{(n-1)}) \\ y(t_0) = y_0, y'(t_0) = y_0', \dots, y^{(n-1)}(t_0) = y_0^{(n-1)}, \end{cases} \quad (2.5)$$

c'est trouver toutes les solutions maximales (J, y) de (2.5) telle que $t_0 \in J$ et $y(t_0) = y_0, y'(t_0) = y_0', \dots, y^{(n-1)}(t_0) = y_0^{(n-1)}$.

Le théorème de Cauchy 2.6 et l'équivalence 2.4 impliquent que, si F est de classe C^1 , le problème (2.5) a une unique solution maximale. En effet, on sait bien par exemple qu'une solution de l'équation de Newton $mx''(t) = f(x(t))$ est déterminée de manière unique si on fixe une position initiale $x(0)$ et une vitesse initiale $x'(0)$.

2 Systèmes linéaires, généralités

Les systèmes différentiels *linéaires à coefficients constants* jouent un rôle très important :

- (1) on sait les résoudre complètement.
- (2) très souvent un système différentiel peut être approximé localement par un tel système linéaire via le procédé de *linéarisation*.

Heuristiquement, linéariser consiste un système différentiel à dériver en un point pour obtenir un système différentiel linéaire. Sous certaines conditions celui-ci renseignera sur les solutions du système différentiel au voisinage du point. Faisons une analogie : le comportement d'une fonction $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ lisse au voisinage d'un point x_0 tel que $f'(x_0) \neq 0$ est déterminée par le signe de $f'(x_0)$, croissante si $f'(x_0) > 0$ décroissante sinon.

2.1 Définition et Cauchy-Lipschitz

On a déjà vu une équation différentielle *linéaire*, l'équation (1.2) : $y' = a(t)y + b(t)$. On généralise ceci à un système différentiel sur \mathbb{R}^n , en remplaçant $a(t)$ par une matrice $n \times n$ et $b(t)$ par une fonction à valeurs dans \mathbb{R}^n . Rappelons qu'on note $M_n(\mathbb{R})$ l'ensemble des matrices carrées $n \times n$ à coefficients réels. C'est un espace vectoriel de dimension n^2 .

Définition 2.8. Soit $F : I \times U \rightarrow \mathbb{R}^n$ continue, où $I \subset \mathbb{R}$ est un intervalle ouvert et U est un ouvert de \mathbb{R}^n . On dit que le système différentiel

$$Y' = F(t, Y)$$

est **linéaire** lorsqu'il existe deux fonctions $A : I \rightarrow M_n(\mathbb{R})$ et $B : I \rightarrow \mathbb{R}^n$, continues, telles que

$$F(t, X) = A(t)X + B(t).$$

Remarque : la fonction $X \mapsto F(t, X)$ n'est pas exactement linéaire, elle est affine.

EXEMPLE 2.9.

$$\begin{cases} x' &= x + 3ty + t^2 \\ y' &= t^2x - y + t^3, \end{cases}$$

se met sous la forme

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}' = \begin{pmatrix} 1 & 3t \\ t^2 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t^2 \\ t^3 \end{pmatrix}.$$

Le résultat suivant donne pour les systèmes linéaires une version plus forte du théorème de Cauchy-Lipschitz :

Théorème 2.10 (Cauchy-Lipschitz, version système différentiel linéaire). Soit $F : I \times U \rightarrow \mathbb{R}^n$ où $I \subset \mathbb{R}$ est un intervalle ouvert et U est un ouvert de \mathbb{R}^n . Soit $t_0 \in I$ et $Y_0 \in U$. Si $F(t, X) = A(t)X + B(t)$, avec $t \mapsto A(t)$ et $t \mapsto B(t)$ **continues**, alors le problème de Cauchy

$$\begin{cases} Y' &= A(t)Y + B(t) \\ Y(t_0) &= Y_0, \end{cases} \quad (2.6)$$

admet une unique solution **globale** (I, Y) .

Insistons sur les 2 particularités : on ne suppose pas F de classe C^1 et les solutions *maximales* sont automatiquement globales. En particulier il ne peut pas se produire le phénomène d'explosion en temps fini que nous avons observé pour l'équation logistique en section 2.2. Nous avons déjà montré ce théorème dans le cas $n = 1$: pour l'équation (1.2). Une preuve du théorème 2.10 dans le cas $n = 2$ pour des systèmes homogènes autonomes est donnée dans le chapitre 3.

On visite maintenant quelques propriétés fondamentales des systèmes différentiels linéaires.

2.2 Principe de superposition

Définition 2.11. Le système différentiel

$$Y' = A(t)Y \quad (2.7)$$

est appelé **système différentiel homogène** associé à $Y' = A(t)Y + B(t)$.

Son intérêt est le résultat suivant, simple mais très important :

Proposition 2.12. Si Y_1 et Y_2 sont deux solutions du système $Y' = A(t)Y$, alors pour tous $\alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{R}$, $\alpha_1 Y_1 + \alpha_2 Y_2$ est encore une solution. L'ensemble des solutions d'un système linéaire homogène est un sous-espace vectoriel de $C^1(I, \mathbb{R})$.

Preuve: C'est immédiat, car pour tout $t \in I$:

$$\begin{aligned}(\alpha_1 Y_1 + \alpha_2 Y_2)'(t) &= \alpha_1 Y_1'(t) + \alpha_2 Y_2'(t) \\ &= \alpha_1 A(t)Y_1(t) + \alpha_2 A(t)Y_2(t) \\ &= A(t)[(\alpha_1 Y_1 + \alpha_2 Y_2)(t)]\end{aligned}$$

□

Proposition 2.13. Si Y_1 et Y_2 sont deux solutions d'un système linéaire $Y' = A(t)Y + B(t)$, alors $X = Y_1 - Y_2$ est solution du système linéaire homogène associé, i.e. $X'(t) = A(t)X(t)$.

Preuve: Pour $t \in I$,

$$X'(t) = Y_1'(t) - Y_2'(t) = A(t)Y_1(t) + B(t) - (A(t)Y_2(t) + B(t)) = A(t)[Y_1(t) - Y_2(t)] = A(t)X(t).$$

□

On en déduit

Proposition 2.14 (Principe de superposition). Soit Y_p une solution de $Y' = A(t)Y + B(t)$. Toute solution de cette équation est de la forme $Y = Y_p + Y_0$, où Y_0 est une solution de l'équation homogène $Y' = A(t)Y$.

Pour trouver **TOUTES** les solutions de $Y' = A(t)Y + B(t)$, il suffit donc de

- (1) trouver **TOUTES** les solutions Y_0 de l'équation homogène associée $Y' = A(t)Y$,
- (2) trouver **UNE** solution Y_p de l'équation $Y' = A(t)Y + B(t)$.

Les solutions sont alors les $Y_p + Y_0$.

D'après (2.12) l'ensemble \mathcal{S}_H des solutions de l'équation inéaire homogène $Y' = A(t)Y$ est un sous-espace vectoriel de $C^1(I, \mathbb{R})$. Dans le cas $n = 1$ ($y' = a(t)y$, cf théorème 1.5), cet espace vectoriel est de dimension 1, engendré par $t \mapsto e^{A(t)}$ (attention ici $A(t)$ est une primitive de $a(t)$!). Le théorème de Cauchy-Lipschitz 2.4 nous permet d'étendre cette propriété à la dimension n :

Proposition 2.15. Soit $A : I \rightarrow M_n(\mathbb{R})$ continue. L'espace vectoriel \mathcal{S}_H des solutions du système linéaire homogène $Y' = A(t)Y$ est de dimension n .

Preuve: Soit $t_0 \in I$. D'après le théorème 2.4, pour chaque $X_0 \in \mathbb{R}^n$, le problème de Cauchy

$$\begin{cases} Y' &= A(t)Y \\ Y(t_0) &= X_0, \end{cases}$$

admet une unique solution globale, qu'on note (I, Y_{X_0}) . Définissons $\phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathcal{S}_H$ par $X_0 \mapsto Y_{X_0}$ et $\psi : \mathcal{S}_H \rightarrow \mathbb{R}^n$ par $Y \mapsto Y(t_0)$. Clairement $\psi \circ \phi$ et $\phi \circ \psi$ sont égales à l'application identité. Pour la deuxième, cela vient de l'unicité de Cauchy : étant donné une solution Y , la solution $Y_{Y(t_0)}$ est égale à Y . L'application ϕ est donc bijective. Elle est de plus linéaire : soit $X = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2$; soit Y_X, Y_{X_1} et Y_{X_2} les images par ϕ de X, X_1 et X_2 , respectivement. Par définition, $Y_X(t_0) = X$. Or l'application $t \mapsto \alpha_1 Y_{X_1}(t) + \alpha_2 Y_{X_2}(t)$ est solution de $Y' = A(t)Y$ par 2.12, et vérifie la même donnée initiale :

$$\alpha_1 Y_{X_1}(t_0) + \alpha_2 Y_{X_2}(t_0) = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 = X.$$

Par unicité de Cauchy

$$\begin{cases} Y' &= A(t)Y \\ Y(t_0) &= X, \end{cases}$$

il s'ensuit que $Y_X(t) = \alpha_1 Y_{X_1}(t) + \alpha_2 Y_{X_2}(t)$ pour tout $t \in I$. On a donc bien $\phi(X) = Y_X = \alpha_1 Y_{X_1} + \alpha_2 Y_{X_2} = \alpha_1 \phi(X_1) + \alpha_2 \phi(X_2)$. Il s'ensuit que ϕ est un isomorphisme d'espace vectoriel, et que

$$\dim \mathcal{S}_H = \dim \mathbb{R}^n = n.$$

□

Chapitre 3 : systèmes planaires

1 Définitions

Il s'agit des systèmes linéaires $X' = A(t)X + B(t)$ où $X(t) \in \mathbb{R}^2$. On ne considèrera que le cas homogène et autonome, c'est-à-dire $X' = AX$ où $A \in M_2(\mathbb{R})$, ce qui donne

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}' = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

où $a, b, c, d \in \mathbb{R}$. Puisque la fonction $(t, X) \mapsto AX$ est définie sur $\mathbb{R} \times \mathbb{R}^2$ et est continue (et même C^∞). Le théorème de Cauchy-Lipschitz 2.10 s'écrit donc :

Théorème 3.1. Soit $A \in M_2(\mathbb{R})$, alors pour tout $t_0 \in \mathbb{R}$ et $X_0 \in \mathbb{R}^2$, le problème de Cauchy

$$\begin{cases} X' & = & AX \\ X(t_0) & = & X_0, \end{cases} \quad (3.2)$$

admet une unique solution globale (\mathbb{R}, X) .

On va en détailler la preuve dans ce chapitre.

1.1 Rappels d'algèbre linéaire

On rappelle quelques notions de base sur les matrices et, chemin faisant, on donne quelques applications immédiates aux systèmes différentiels linéaires. On rappelle qu'une matrice $A \in M_n(\mathbb{R})$ est *inversible* s'il existe une matrice $B \in M_n(\mathbb{R})$ telle que $AB = BA = I_n$. S

Proposition 3.2. Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$. Sont équivalents :

- (1) A est inversible.

- (2) Les colonnes de A sont linéairement indépendantes.
- (3) Les lignes de A sont linéairement indépendantes.
- (4) $\det(A) \neq 0$.
- (5) L'équation $AX = 0$ admet $X = 0$ comme unique solution.
- (6) Pour tout $Y \in \mathbb{R}^n$, l'équation $AX = Y$ admet une unique solution.

Rappelons que des vecteurs V_1, \dots, V_k sont *linéairement indépendants* si l'égalité $\alpha_1 V_1 + \dots + \alpha_k V_k = 0$ implique $\alpha_1 = \dots = \alpha_k = 0$. Une conséquence de cette proposition est que si A est inversible, le système linéaire $X' = AX$ admet un seul point d'équilibre : $X = 0$.

Définition 3.3. On dit que deux matrices $A, B \in M_n(\mathbb{R})$ sont **semblables** s'il existe une matrice inversible $P \in M_n(\mathbb{R})$ telle que

$$P^{-1}AP = B.$$

L'intérêt pour les systèmes différentiels est le suivant. Supposons que $P^{-1}AP = B$.

Proposition 3.4. Soit $X : I \rightarrow \mathbb{R}^n$ une fonction de classe C^1 sur un intervalle I ; posons $Y(t) = P^{-1}X(t)$. Alors

$$X' = AX \Leftrightarrow Y' = BY.$$

Preuve: (\Rightarrow) Découle de

$$Y' = P^{-1}X' = P^{-1}AX = P^{-1}APP^{-1}X = BY,$$

Réciproque identique. □

Pour résoudre $X' = AX$ on cherche B semblable à A tel que la résolution de $Y' = BY$ soit plus facile et on conclut avec $X(t) = PY(t)$. La situation idéale est B diagonale, c'est-à-dire

$$B = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}$$

Définition 3.5. Un vecteur non nul V_0 est appelé **vecteur propre** de A si $AV = \lambda V$ pour un certain $\lambda \in \mathbb{R}$. Le réel λ est appelé **valeur propre** de A .

Supposons que A admette un vecteur propre V_0 de valeur propre λ . Considérons la fonction $X(t) = e^{\lambda t}V_0$, alors

$$\begin{aligned} X'(t) &= \lambda e^{\lambda t}V_0 \\ &= e^{\lambda t}A.V_0 \\ &= Ae^{\lambda t}V_0 = A.X(t) \end{aligned}$$

C'est une solution de $X' = AX$, définie pour tout $t \in \mathbb{R}$, qui satisfait $X(0) = e^0V_0 = V_0$.

Proposition 3.6. Supposons que V_0 soit vecteur propre de A de valeur propre λ . Soit $t_0 \in \mathbb{R}$, alors $(\mathbb{R}, X(t) = e^{\lambda(t-t_0)}V_0)$ est une solution globale du problème de Cauchy $X' = AX, X(t_0) = X_0$

EXEMPLE 3.7. $A = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$, alors $\begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix}$ est vecteur propre de valeur propre 2 :

$$\begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6 \\ 2 \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix}$$

donc $X(t) = e^{2t} \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix}$ est solution de $X' = AX$.

Si $\{V_1, \dots, V_k\}$ sont des vecteurs propres indépendants de valeurs propres $\lambda_1, \dots, \lambda_k$, le principe de superposition permet de résoudre le problème de Cauchy $X' = AX, X(0) = X_0$ pour toute donnée initiale $X_0 \in \text{vect}(V_1, \dots, V_k)$: si $X_0 = \alpha_1 V_1 + \dots + \alpha_k V_k$ alors $X(t) = \alpha_1 e^{\lambda_1 t} V_1 + \dots + \alpha_k e^{\lambda_k t} V_k$ est la solution. Si on a une base $\{V_1, \dots, V_n\}$ de vecteurs propres on peut donc résoudre tout problème de Cauchy. C'est précisément la situation où A est diagonalisable :

Définition 3.8. On dit qu'une matrice A est *diagonalisable* si elle est semblable à une matrice diagonale, c'est-à-dire s'il existe une matrice P inversible et une matrice D diagonale, tel que

$$P^{-1}AP = D.$$

Le lien entre diagonalisation et vecteurs propres est le suivant :

Théorème 3.9. A est diagonalisable si et seulement si elle admet n vecteurs propres $\{V_1, \dots, V_n\}$ linéairement indépendants.

Preuve :

(\Rightarrow) Supposons qu'il existe P inversible et une matrice D diagonale telle que $P^{-1}AP = D$.

Notons

$$E_i = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \leftarrow \text{ligne } j$$

le i -ème vecteur de la base canonique. Posons $V_j = P.E_j$, alors V_j est la j -ème colonne de P . On a $A = PDP^{-1}$ donc

$$A.V_j = PDP^{-1}.V_j = PD.E_j = P \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ \lambda_i \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = \lambda_i P.E_j = \lambda_j V_j.$$

Les V_j sont donc des vecteurs propres. Ils sont linéairement indépendants d'après la proposition 3.2 puisque P est inversible.

(\Leftarrow) Supposons donnés n indépendants $\{V_1, \dots, V_n\}$, de valeurs propres $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ respectivement. Formons $P = (V_1 \ \dots \ V_n)$ la matrice dont les colonnes sont les V_j . Par la proposition 3.2, P est inversible. Un calcul similaire à celui au dessus donne

$$P^{-1}AP.E_j = \lambda_j E_j \tag{3.3}$$

soit

$$P^{-1}AP I_n = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}$$

d'où $P^{-1}AP = D$ une matrice diagonale. □

Lemme 3.10. Soit $\{\lambda_1, \dots, \lambda_k\}$ des valeurs propres 2 à 2 distinctes, et $\{V_1, \dots, V_k\}$ des vecteurs propres associés. Alors la famille $\{V_1, \dots, V_k\}$ est linéairement indépendante.

Preuve: Par récurrence sur k . Pour $k = 1$ il n'y a rien à montrer. Pour $k \geq 2$, supposons que $\{V_2, \dots, V_k\}$ soient indépendants mais $V_1 = \alpha_2 V_2 + \dots + \alpha_k V_k$. On a

$$AV_1 = \lambda_1 V_1 = \lambda_1 \alpha_2 V_2 + \dots + \lambda_1 \alpha_k V_k.$$

On a aussi

$$AV_1 = \lambda_2 \alpha_2 V_2 + \dots + \lambda_k \alpha_k V_k$$

d'où

$$0 = (\lambda_1 - \lambda_2) \alpha_2 V_2 + \dots + (\lambda_1 - \lambda_k) \alpha_k V_k$$

et puisque $\lambda_1 - \lambda_i \neq 0$ pour $i \geq 2$ on a $\alpha_2 = \dots = \alpha_k = 0$. □

Corollaire 3.11. Si A admet n valeurs propres deux à deux distinctes $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$, alors A est diagonalisable.

Preuve: Notons $\{V_1, \dots, V_n\}$ les vecteurs propres associés. D'après le théorème 3.9 il suffit de montrer qu'ils sont indépendants. Or c'est prouvé par le lemme 3.10. \square

Venons en à la recherche des vecteurs propres. On cherche V non nul tel que $AV = \lambda V$ pour un certain $\lambda \in \mathbb{R}$, soit $AV - \lambda V = 0$, soit encore

$$(A - \lambda I_n)V = 0.$$

D'après la proposition 3.2 cela revient à dire que $A - \lambda I_n$ n'est pas inversible et que $\det(A - \lambda I_n) = 0$.

Définition 3.12. On appelle $P_A(\lambda) = \det(A - \lambda I_n)$ le **polynôme caractéristique**. C'est un polynôme de degré n en la variable λ .

La discussion ci-dessus nous dit que les racines de $P_A(\lambda)$, lorsqu'elles existent, sont des valeurs propres de A . Inversement toute valeur propre est racine de $P_A(\lambda)$.

Proposition 3.13. $\lambda \in \mathbb{R}$ est valeur propre de $A \Leftrightarrow P_A(\lambda) = 0$.

Recherche de valeurs propres et vecteurs propres : On commence donc par chercher les racines de $P_A(\lambda)$. Ensuite on cherche pour chaque valeur propre λ à résoudre $(A - \lambda I_n)V = 0$, d'inconnue V . On est sûr de trouver au moins une solution, et même une droite de solution car si $AV = \lambda V$, $A(\alpha V) = \alpha AV = \alpha \lambda V = \lambda(\alpha V)$ pour tout $\alpha \in \mathbb{R}$.

EXEMPLE 3.14. Reprenons la matrice A de l'exemple 3.7, alors $A - \lambda I_2 = \begin{pmatrix} 1 - \lambda & 3 \\ 1 & -1 - \lambda \end{pmatrix}$ et $P_A(\lambda) = (1 - \lambda)(-1 - \lambda) - 3 = \lambda^2 - 4 = (\lambda - 2)(\lambda + 2)$. Il y a 2 valeurs propres : $+2$ et -2 . Pour $\lambda = 2$ on résoud $\begin{pmatrix} 1 - 2 & 3 \\ 1 & -1 - 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ ce qui se réduit à une équation : $-x + 3y = 0$. On pose par exemple $V_1 = \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix}$.

Pour $\lambda = -2$ on résoud $\begin{pmatrix} 1 + 2 & 3 \\ 1 & -1 + 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ ce qui se réduit à l'équation : $x - y = 0$ et on pose $V_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$. On voit que V_1 et V_2 sont indépendants, comme prévu par le lemme 3.10. La matrice

$P = (V_1 \ V_2) = \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ est inversible et

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix}.$$

Alors $X(t) = \alpha e^{2t} \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix} + \beta e^{-2t} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ est solution globale de l'équation $X' = AX$.

Remarque 3.15. En général le polynôme caractéristique $P_A(\lambda)$ n'a pas nécessairement deux racines réelles $\lambda_1 \neq \lambda_2$. Il peut avoir une racine réelle double (par exemple si $P_A(\lambda) = (\lambda - 2)^2$) ou pas de racines réelles mais deux racines complexes conjuguées $\alpha \pm i\beta$ (par exemple si $P_A(\lambda) = \lambda^2 + 1$). Néanmoins dans tous ces cas nous pourrions résoudre $X' = AX$ à l'aide des vecteurs propres et valeurs propres de A , éventuellement complexes !

2 Résolution de $X' = AX$ et portraits de phase

Dans toute cette section, on suppose que $A \in M_2(\mathbb{R})$. Nous allons démontrer le théorème 3.1, à savoir que le problème de Cauchy

$$\begin{cases} X' &= AX, \\ X(0) &= X_0. \end{cases} \quad (3.4)$$

admet une unique solution globale. Pour cela on va montrer que A est semblable à l'une des 3 matrices B suivantes :

$$(i) \quad B = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \quad (ii) \quad B = \begin{pmatrix} \alpha & \beta \\ -\beta & \alpha \end{pmatrix} \quad (\beta \neq 0) \quad (iii) \quad B = \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix}.$$

Comme dit auparavant on est alors ramené à résoudre

$$\begin{cases} Y' &= BY, \\ Y(0) &= Y_0. \end{cases} \quad (3.5)$$

où $P^{-1}AP = B$, $Y_0 = P^{-1}X_0$ et P est inversible.

On va voir que les trois cas correspondent aux 3 situations suivantes :

- (i) A est diagonalisable de valeurs propres λ_1, λ_2 (réelles).
- (ii) A a deux valeurs propres complexes conjuguées $\alpha \pm i\beta$, ou
- (iii) A a une valeur propre réelle double λ mais n'est pas diagonalisable

2.1 Cas (i) A est diagonalisable

Il existe P inversible telle que

$$P^{-1}AP = B = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$$

(on n'exclut pas $\lambda_1 = \lambda_2$). En notant $Y = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$, $Y_0 = \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix}$, le système (3.5) est découpé en

$$\begin{cases} x' &= \lambda_1 x, x(0) = x_0 \\ y' &= \lambda_2 y, y(0) = y_0 \end{cases}$$

Chaque équation admet pour unique solution maximale

$$\begin{cases} x(t) &= x_0 e^{\lambda_1 t} \\ y(t) &= y_0 e^{\lambda_2 t} \end{cases}$$

soit

$$Y(t) = \begin{pmatrix} e^{\lambda_1 t} & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e^{\lambda_1 t} & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix} Y_0, \quad (3.6)$$

d'où la solution globale unique de (3.4)

$$X(t) = PY(t) = P \begin{pmatrix} e^{\lambda_1 t} & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix} Y_0 = P \begin{pmatrix} e^{\lambda_1 t} & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix} P^{-1} X_0.$$

On a montré :

Théorème 3.16. Soit $A \in M_2(\mathbb{R})$ telle que $P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$. Alors le problème de Cauchy (3.4) admet l'unique solution globale

$$X(t) = P \begin{pmatrix} e^{\lambda_1 t} & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix} P^{-1} X_0$$

On a aussi la formulation équivalente suivante,

$$X(t) = \alpha_1 e^{\lambda_1 t} V_1 + \alpha_2 e^{\lambda_2 t} V_2$$

où V_1, V_2 sont les vecteurs propres de A associés à λ_1, λ_2 respectivement.

Portraits de phase Nous allons maintenant dessiner le *portrait de phase* du système $X' = AX$, c'est-à-dire des trajectoires dans le plan \mathbb{R}^2 , appelé *plan de phase*, représentatives de solutions $t \mapsto X(t) = (x(t), y(t))$ du système. Pour cela, il suffit de dessiner le portrait de phase de $Y' = BY$ et de lui appliquer la transformation P . Nous allons distinguer 5 cas, en supposant d'abord $\lambda_1 < \lambda_2$:

- (1) $\lambda_1 < 0 < \lambda_2$,
- (2) $\lambda_1 < \lambda_2 < 0$,
- (3) $0 < \lambda_1 < \lambda_2$.

puis

- (4) $\lambda_1 = 0 < \lambda_2$ ou $\lambda_1 < 0 = \lambda_2$.

et enfin

- (5) $\lambda_1 = \lambda_2$.

(1) $\lambda_1 < 0 < \lambda_2$ D'après (3.6) les solutions de $Y' = BY$ sont

$$Y(t) = \begin{pmatrix} \alpha_1 e^{\lambda_1 t} \\ \alpha_2 e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix}. \quad (3.7)$$

- Si $\alpha_1 = \alpha_2 = 0$, on trouve la solution stationnaire $Y(t) = (0, 0)$.
- Si $\alpha_1 = 0, \alpha_2 \neq 0$, $\mathbb{R} \ni t \mapsto (0, \alpha_2 e^{\lambda_2 t})$ décrit l'un des demi-axes de $Oy \setminus \{(0, 0)\}$ (selon le signe de α_2). Puisque $\lambda_2 > 0$, $\|Y(t)\| \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow \infty$ et $\|Y(t)\| \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow -\infty$.
- Si $\alpha_1 \neq 0, \alpha_2 = 0$, $\mathbb{R} \ni t \mapsto (\alpha_1 e^{\lambda_1 t}, 0)$ décrit l'un des demi-axes de $Ox \setminus \{(0, 0)\}$. Puisque $\lambda_1 < 0$, $\|Y(t)\| \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$ et $\|Y(t)\| \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow -\infty$.
- Si $\alpha_1, \alpha_2 \neq 0$, $\mathbb{R} \ni t \mapsto Y(t)$ est dans un des 4 quadrants du plan (selon les signes de α_1 et α_2). Lorsque $t \rightarrow \infty$,

$$X(t) = e^{\alpha_2 t} \begin{pmatrix} \alpha_1 e^{(\lambda_1 - \lambda_2)t} \\ \alpha_2 \end{pmatrix} \approx \alpha_2 e^{\lambda_2 t} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix},$$

la courbe est asymptote à l'axe Oy . Lorsque $t \rightarrow \infty$,

$$Y(t) = e^{\alpha_1 t} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 e^{(\lambda_2 - \lambda_1)t} \end{pmatrix} \approx \alpha_1 e^{\lambda_1 t} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix},$$

la courbe est asymptote à l'axe Ox . On peut se faire une idée de la trajectoire en remarquant que, pour $\alpha_1 = \alpha_2 = 1$,

$$y^{\lambda_1} = x^{\lambda_2}, \text{ soit } y = x^{\frac{\lambda_2}{\lambda_1}} = x^\gamma \text{ pour } \gamma < 0.$$

Les autres cas, correspondant à $\alpha_1, \alpha_2 \neq 0$, s'obtiennent en dilatant cette courbe (pour $\alpha_1, \alpha_2 > 0$) et en faisant des symétries par rapport aux axes.

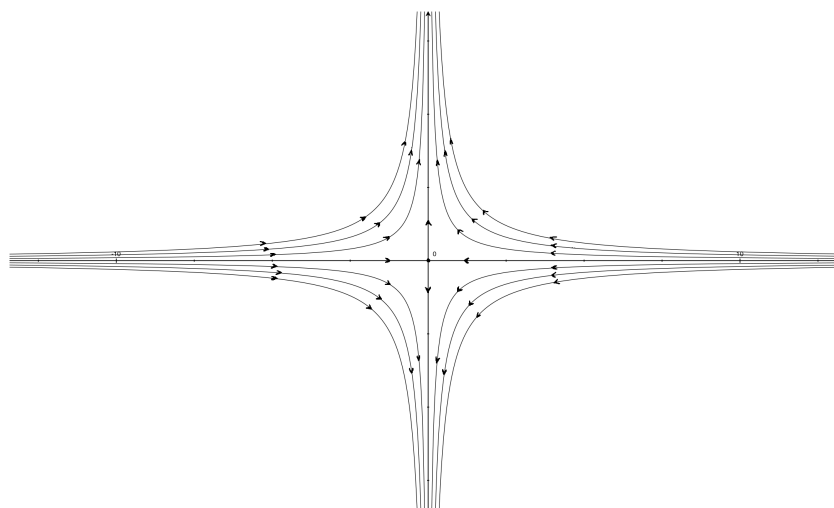


FIGURE 3.1 – point d'équilibre de type *selle*

Le point d'équilibre est dit de type *selle*.

Revenons maintenant à $X' = AX$, de solution $X(t) = PY(t)$. Le portrait de phase de $X' = AX$ s'obtient donc en appliquant la transformation linéaire P au portrait de phase de $Y' = BY$ (voir figure 3.2).

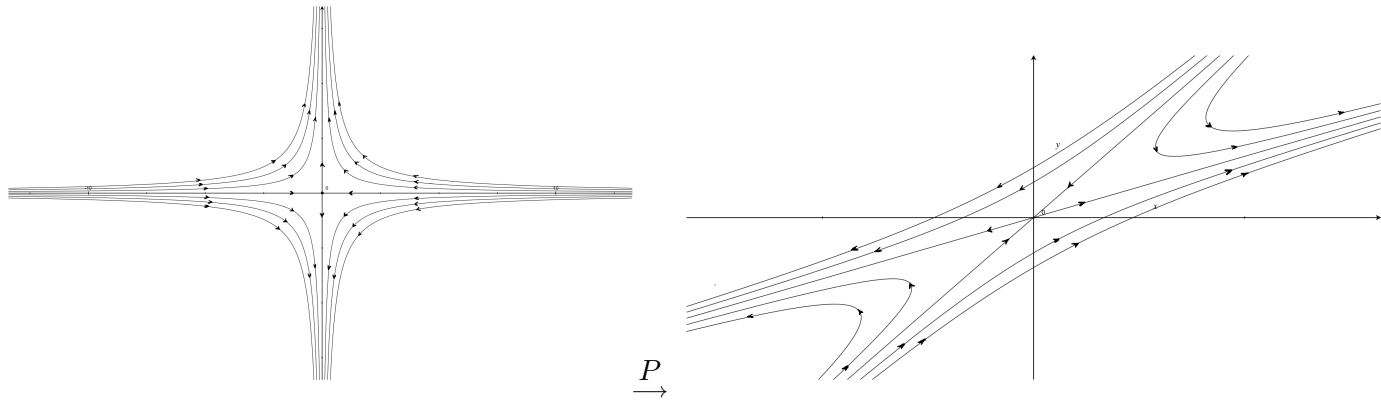


FIGURE 3.2 – P transforme $Y' = BY$ en $X' = AX$

Observons que les demi-axes trajectoires ont désormais pour vecteur directeur $V_1 = PE_1$ et $V_2 = PE_2$.

(2) $\lambda_1 < \lambda_2 < 0$ Le point d'équilibre est toujours $(0, 0)$ et les demi-axes sont des trajectoires. Désormais toute solution (\mathbb{R}, Y) de $Y' = BY$ vérifie $Y(t) \rightarrow (0, 0)$ lorsque $t \rightarrow \infty$. Pour déterminer de quelle manière les trajectoires s'approchent de $(0, 0)$, lorsque $\alpha_1, \alpha_2 \neq 0$, on peut étudier le ratio y/x , lorsque $t \rightarrow \infty$:

$$\frac{y(t)}{x(t)} = \frac{\alpha_2 e^{\lambda_2 t}}{\alpha_1 e^{\lambda_1 t}} = \frac{\alpha_2}{\alpha_1} e^{(\lambda_2 - \lambda_1)t} \rightarrow \pm \infty,$$

selon le signe de $\frac{\alpha_2}{\alpha_1}$. Les trajectoires s'approchent donc de $(0, 0)$ tangentiellement à l'axe Oy . Inversement lorsque $t \rightarrow -\infty$, $\|Y(t)\| \rightarrow \infty$, et $\frac{y(t)}{x(t)} \rightarrow 0$ indiquant que les trajectoires tendent à être horizontales.

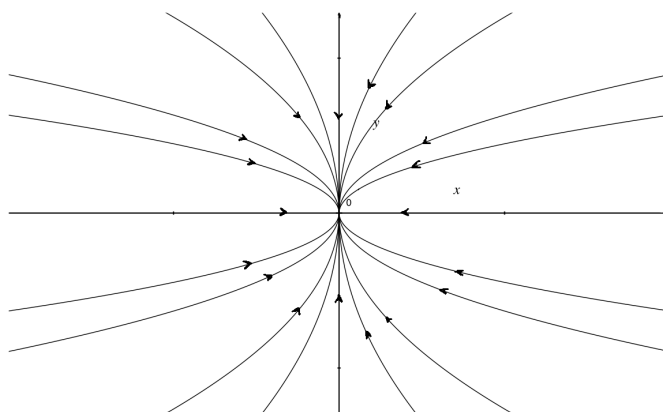


FIGURE 3.3 – point d'équilibre de type *puits* ou *noeud stable*

Le point d'équilibre $(0, 0)$ est dit de type *puits*. On dit aussi que c'est un *noeud stable*. En général, un point d'équilibre X_* est dit *stable* si pour tout voisinage U de X_* , il existe un voisinage $V \subset U$ de X_* tel que si $X(t_0) \in V$, alors $X(t)$ reste dans U pour tout $t \geq t_0$. Sinon le point d'équilibre est dit *instable*.

Le portrait de phase de la matrice générale A s'obtient comme précédemment en appliquant la transformation P (voir figure 3.4). Les axes invariants ont pour direction $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ et $\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$.

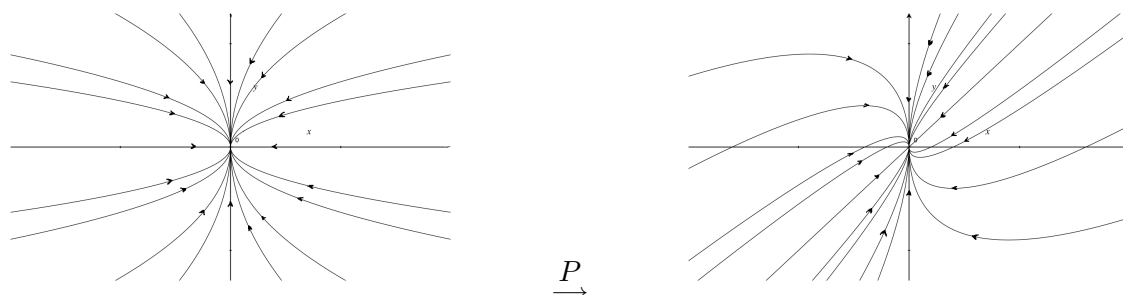


FIGURE 3.4 – $X' = AX$: point d'équilibre de type *puits* ou noeud stable

(3) $0 < \lambda_1 < \lambda_2$ Le portrait de phase est similaire à celui du cas (2), avec les flèches inversées. Les trajectoires s'approchent donc de $(0,0)$ tangentiellement à l'axe Ox (lorsque $t \rightarrow -\infty$). Le point d'équilibre est dit de type *source* ou *noeud stable*.

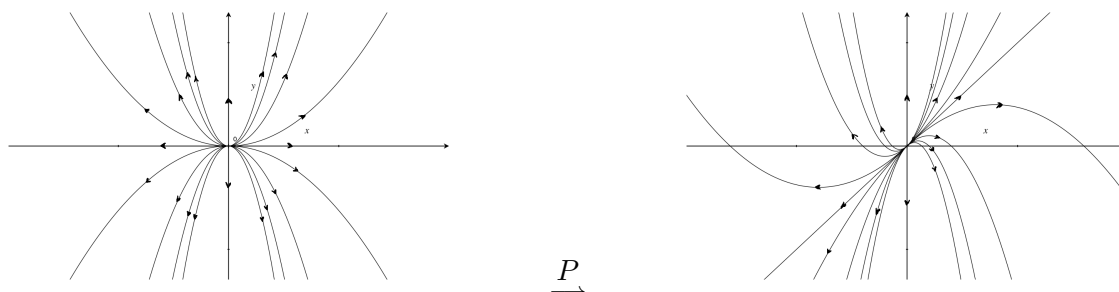


FIGURE 3.5 – point d'équilibre de type *source* ou *noeud instable*

(4) $\lambda_1 = 0 < \lambda_2$ Une solution $Y(t)$ du système diagonal $Y' = BY$ se réduit à $Y(t) = (\alpha_1, \alpha_2 e^{\lambda_2 t})$. On a une droite de points d'équilibre, constituée de l'axe des x , i.e. des points $(\alpha_1, 0)$ (voir figure). Les autres trajectoires sont des demi-droites, convergeant vers l'axe des x lorsque $t \rightarrow -\infty$. Le portrait de phase de $X' = AX$ s'obtient comme précédemment en appliquant la transformation P .

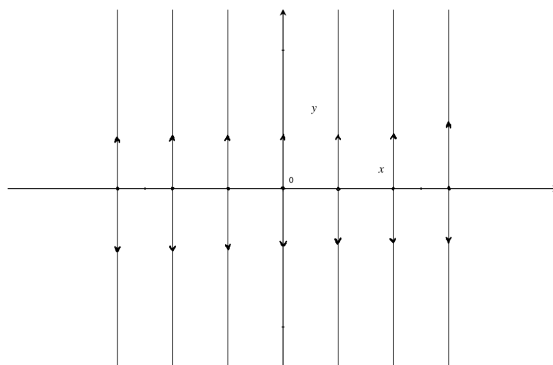


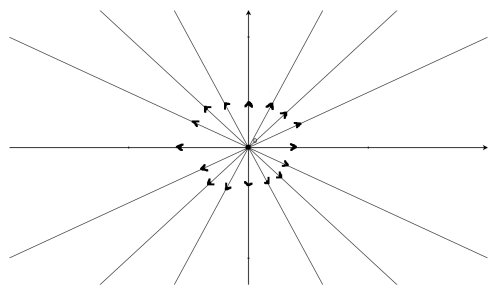
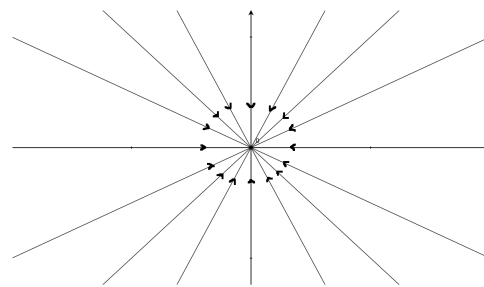
FIGURE 3.6 – $Y' = BY$, $\lambda_1 = 0$

EXERCICE 3.17. Dessiner le cas général $X' = AX$ et traiter le cas $\lambda_1 < 0 = \lambda_2$.

(5) $\lambda_1 = \lambda_2$ On suppose que A est diagonalisable avec une valeur propre $\lambda \in \mathbb{R}$, racine double du polynôme caractéristique $P_A(\lambda)$. Cela signifie en fait que

$$A = \begin{pmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix}.$$

Les solutions sont alors de la forme $X(t) = \alpha e^{\lambda t} V$, pour tout $\alpha \in \mathbb{R}$.

FIGURE 3.7 – $\lambda > 0$ FIGURE 3.8 – $\lambda < 0$

2.2 Cas (ii) Valeurs propres complexes

On suppose ici que le polynôme caractéristique $P_A(\lambda)$ a pour racines $\alpha \pm i\beta \in \mathbb{C}$ ($\beta \neq 0$).

EXEMPLE 3.18. $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -4 & 0 \end{pmatrix}$ donne l'équation caractéristique $\lambda^2 + 4 = 0$, qui a pour racines $\pm 2i$.

On peut considérer $\lambda = \alpha + i\beta$ comme une *valeur propre complexe* de A : il existe $W \in \mathbb{C}^n \setminus \{0\}$ tel que $AW = \lambda W$. En effet, la proposition 3.2 est vraie pour des matrices $A \in M_n(\mathbb{C})$ et dit $(A - \lambda I_n)W = 0$ a des solutions non nulles. Notons que $A\bar{W} = \bar{A}W = \bar{\lambda}\bar{W}$.

Sur l'exemple 3.18, avec $\lambda = 2i$ la résolution de $(A - 2iI_n)W = 0$ donne

$$\begin{pmatrix} -2i & 1 \\ -4 & -2i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

qui conduit à $y = 2ix$ soit $W = \begin{pmatrix} 1 \\ 2i \end{pmatrix}$.

Proposition 3.19. Soit $A \in M_2(\mathbb{R})$ admettant un vecteur propre W associé à la valeur propre $\alpha + i\beta \in \mathbb{C}$, $\beta \neq 0$. Soit $W_R, W_I \in \mathbb{R}^2$ tel que $W = W_R + iW_I$. Alors

- (1) Les vecteurs W_R et W_I sont linéairement indépendants (dans le \mathbb{R} -espace vectoriel \mathbb{R}^2)
- (2) Soit $P = (W_R \quad W_I) \in M_2(\mathbb{R})$, alors

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \alpha & \beta \\ -\beta & \alpha \end{pmatrix}$$

- (3) $Z(t) = e^{(\alpha+i\beta)t}W$ est une solution complexe de $X' = AX$,
- (4) Si on décompose $Z(t) = Z_R(t) + iZ_I(t)$, on obtient deux fonctions réelles $Z_R : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2$ et $Z_I : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2$, qui sont solutions de $X' = AX$. On a

$$Z_R(t) = e^{\alpha t} (\cos(bt)W_R - \sin(bt)W_I), \quad Z_I(t) = e^{\alpha t} (\sin(bt)W_R + \cos(bt)W_I)$$

Preuve: (1) Supposons que $W_R = cW_I$ pour $c \in \mathbb{R}$. On a alors

$$A(W_R + iW_I) = (\alpha + i\beta)(W_R + iW_I) = (\alpha + i\beta)(c + i)W_I.$$

On a aussi

$$A(W_R + iW_I) = A(c + i)W_I = (c + i)AW_I$$

d'où l'égalité (en divisant par $(c + i)$), $(\alpha + i\beta)W_I = AW_I \in \mathbb{R}^2$. Or $W_I \in \mathbb{R}^2$ et $\alpha + i\beta \notin \mathbb{R}$ par hypothèse, d'où la contradiction.

(2) On a $PE_1 = W_R$ et $PE_2 = W_I$, puis

$$A(W_R + iW_I) = AW = (\alpha + i\beta)(W_R + iW_I) = \alpha W_R - \beta W_I + i(\alpha W_I + \beta W_R).$$

En identifiant partie réelle et imaginaire,

$$\begin{cases} AW_R &= \alpha W_R - \beta W_I, \\ AW_I &= \alpha W_I + \beta W_R. \end{cases}$$

Alors

$$\begin{aligned} P^{-1}APE_1 &= \alpha E_1 - \beta E_2 = \begin{pmatrix} \alpha \\ -\beta \end{pmatrix}, \\ P^{-1}APE_2 &= \alpha E_2 + \beta E_1 = \begin{pmatrix} \beta \\ \alpha \end{pmatrix}, \end{aligned}$$

soit

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \alpha & \beta \\ -\beta & \alpha \end{pmatrix}.$$

(3) On dérive.

(4) On a $Z'(t) = Z'_R(t) + iZ'_I(t)$, et puisque Z est une solution de $X' = AX$:

$$\begin{aligned} Z'(t) &= AZ(t) \\ &= A(Z_R(t) + iZ_I(t)) \\ &= AZ_R(t) + iAZ_I(t) \end{aligned}$$

d'où en identifiant partie réelle et imaginaire :

$$\begin{cases} Z'_R(t) &= AZ_R(t), \\ Z'_I(t) &= AZ_I(t). \end{cases}$$

Les expressions de Z_R et Z_I s'obtiennent en développant

$$Z(t) = e^{(\alpha+i\beta)t}W = e^{\alpha t}(\cos(bt) + i\sin(bt))(W_R + iW_I)$$

et en regroupant partie réelle et imaginaire.

□

Pour $B = \begin{pmatrix} \alpha & \beta \\ -\beta & \alpha \end{pmatrix}$, qui admet $\alpha + i\beta$ comme valeur propre, le vecteur propre complexe est simplement $E = \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + i \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = E_1 + iE_2$. En effet

$$\begin{pmatrix} \alpha - (\alpha + i\beta) & \beta \\ -\beta & \alpha - (\alpha + i\beta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

conduit à $-ix + y = 0$, soit le vecteur propre $E = \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix}$. On sait alors qu'on a la solution complexe

$$\begin{aligned} Z(t) = e^{\lambda t} E &= e^{\alpha t} e^{i\beta t} \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix} \\ &= e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) + i \sin(\beta t) \\ i \cos(\beta t) - \sin(\beta t) \end{pmatrix} \\ &= e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) \\ -\sin(\beta t) \end{pmatrix} + i e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \sin(\beta t) \\ \cos(\beta t) \end{pmatrix} \\ &= Z_R(t) + i Z_I(t) \end{aligned}$$

où Z_R et Z_I sont solutions réelles. Par linéarité (proposition 2.12), pour tout $\alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{R}$, $Y(t) = \alpha_1 Z_R(t) + \alpha_2 Z_I(t)$ est également solution réelle, d'où l'expression générale :

$$Y(t) = \alpha_1 e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) \\ -\sin(\beta t) \end{pmatrix} + \alpha_2 e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \sin(\beta t) \\ \cos(\beta t) \end{pmatrix} = e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) & \sin(\beta t) \\ -\sin(\beta t) & \cos(\beta t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix}$$

On en déduit la solution globale de (3.5)

$$Y(t) = e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) & \sin(\beta t) \\ -\sin(\beta t) & \cos(\beta t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

Il reste à démontrer l'unicité de cette solution (si l'on ne veut pas utiliser l'argument de dimension de la proposition 2.15, qui repose sur le théorème de Cauchy-Lipschitz 2.10).

Preuve: Supposons que $X(t)$ soit une autre solution du problème de Cauchy. Écrivons $X(t) = \begin{pmatrix} u(t) \\ v(t) \end{pmatrix}$ dans la base $\{E_1, E_2\}$. Puisque $X(0) = \begin{pmatrix} u(0) \\ v(0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix}$ on a $u(0) = x_0$ et $v(0) = y_0$. Formons la fonction à valeurs complexes

$$f(t) = (u(t) + iv(t))e^{(-\alpha + i\beta)t},$$

définie sur \mathbb{R} . Montrons que $f'(t) = 0$ pour tout $t \in \mathbb{R}$. Pour $t \in \mathbb{R}$, on a

$$f(t) = [(u' + iv') + (u + iv)(-\alpha + i\beta)](t)e^{(-\alpha + i\beta)t} \quad (3.9)$$

Pour calculer u' et v' , écrivons que $X' = BX$:

$$\begin{pmatrix} u' \\ v' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & \beta \\ -\beta & \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u\alpha + v\beta \\ -u\beta + v\alpha \end{pmatrix}$$

et en reportant dans (3.9) on a bien $f'(t) = 0$. Il s'ensuit que $f(t) = f(0)$ pour tout $t \in \mathbb{R}$, d'où

$$(u(t) + iv(t))e^{(-\alpha + i\beta)t} = u(0) + iv(0) = x_0 + iy_0$$

d'où

$$u(t) + iv(t) = e^{\alpha t} e^{-i\beta t} (x_0 + iy_0) = e^{\alpha t} (\cos(\beta t) - i \sin(\beta t)) (x_0 + iy_0)$$

puis par identification des parties réelles et imaginaires :

$$X(t) = \begin{pmatrix} u(t) \\ v(t) \end{pmatrix} = e^{\alpha t} \begin{pmatrix} x_0 \cos(\beta t) + y_0 \sin(\beta t) \\ -x_0 \sin(\beta t) + y_0 \cos(\beta t) \end{pmatrix} = e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) & \sin(\beta t) \\ -\sin(\beta t) & \cos(\beta t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} = Y(t)$$

d'après (3.8). □

On peut alors à l'existence et l'unicité d'une solution au problème de Cauchy pour la matrice A de départ :

Théorème 3.20. Soit $A \in M_2(\mathbb{R})$ admettant une valeur propre complexe $\alpha + i\beta$ ($\beta \neq 0$), $W = W_R + iW_I$ un vecteur propre complexe associé. Alors le problème de Cauchy (3.4) admet l'unique solution globale

$$X(t) = P e^{\alpha t} \begin{pmatrix} \cos(\beta t) & \sin(\beta t) \\ -\sin(\beta t) & \cos(\beta t) \end{pmatrix} P^{-1} X_0$$

où P est formée des vecteurs W_R et W_I .

EXEMPLE 3.21. Sur l'exemple 3.18, la solution complexe est

$$Z(t) = e^{2it} \begin{pmatrix} 1 \\ 2i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos 2t + i \sin 2t \\ 2i \cos t - 2 \sin 2t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(2t) \\ -2 \sin(2t) \end{pmatrix} + i \begin{pmatrix} \sin(2t) \\ 2 \cos(2t) \end{pmatrix}$$

conduit à la solution générale réelle

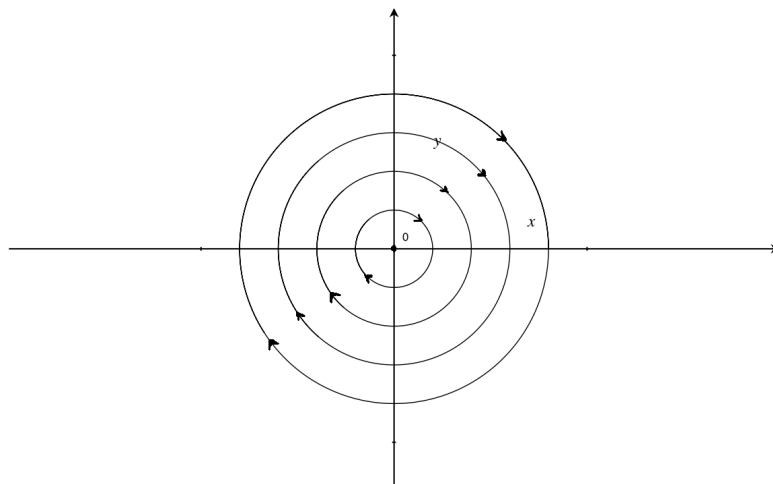
$$\begin{aligned} X(t) &= \alpha_1 \begin{pmatrix} \cos(2t) \\ -2 \sin(2t) \end{pmatrix} + \alpha_2 \begin{pmatrix} \sin(2t) \\ 2 \cos(2t) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \alpha_1 \cos(2t) + \alpha_2 \sin(2t) \\ -2\alpha_1 \sin(2t) + 2\alpha_2 \cos(2t) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(2t) & \sin(2t) \\ -\sin(2t) & \cos(2t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1/2 \end{pmatrix} X(0) \end{aligned}$$

Portraits de phase Traçons d'abord celui de $Y' = BY$. Notons $R_{\beta t}$ la matrice $\begin{pmatrix} \cos(\beta t) & \sin(\beta t) \\ -\sin(\beta t) & \cos(\beta t) \end{pmatrix}$. C'est la matrice d'une rotation d'angle β dans le sens horaire. D'après (3.8), $Y(t) = e^{\alpha t} R_{\beta t} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix}$.

Il y a essentiellement 3 cas à considérer : $\alpha = 0$, $\alpha < 0$ et $\alpha > 0$.

$\alpha = 0$ Les trajectoires de $X(t)$ sont des *cercles* centrés en $(0, 0)$, parcourues dans le sens horaire si $\beta > 0$. On dit que le point d'équilibre est un *centre*.

Si on applique la transformation linéaire P pour revenir au système $X' = AX$, les cercles sont déformés en ellipses : Les trajectoires sont parcourues dans le sens horaire si $\beta > 0$ et $\det P > 0$ (la base $\{W_R, W_I\}$ est directe si $\det P > 0$).

FIGURE 3.9 – $Y' = BY$: Centre

On dit que $(0, 0)$ est un *centre*.

$\alpha < 0$: Les trajectoires de $X(t)$ décrivent des spirales, centrées en $(0, 0)$. On a $\|X(t)\| \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow -\infty$ et $X(t) \rightarrow (0, 0)$ quand $t \rightarrow +\infty$. Elle sont parcourues dans le sens horaire si $\beta > 0$ et $\det P > 0$. Le point d'équilibre est dit de type *spirale puits* ou *foyer stable*.

Après application d'une transformation linéaire P :

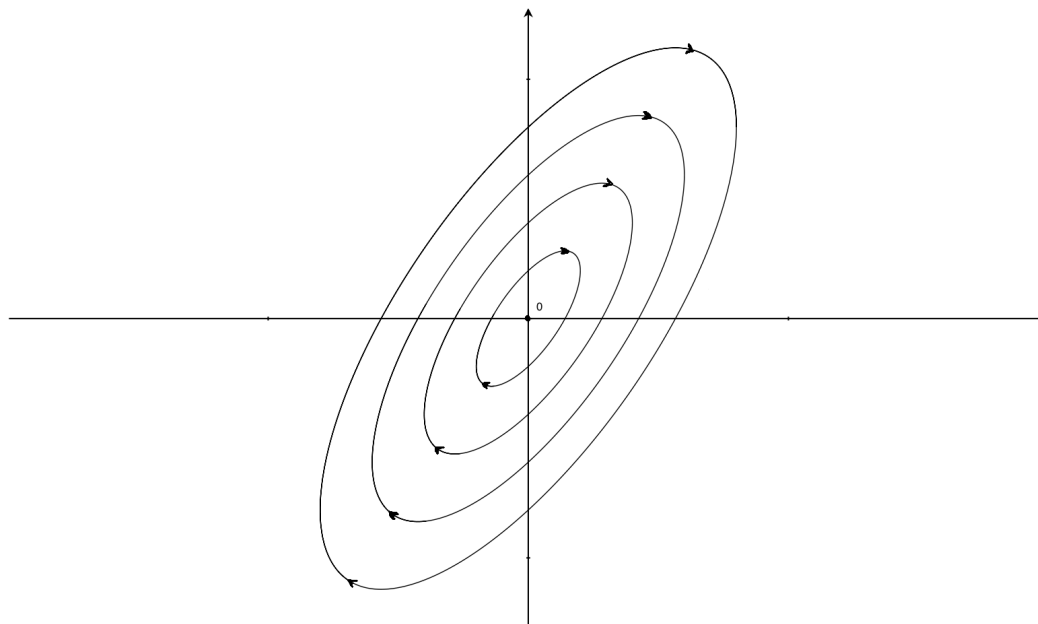
$\alpha > 0$: Les trajectoires de $X(t)$ décrivent des spirales, dites *spirales sources*, centrés en $(0, 0)$ car s'éloignant de $(0, 0)$. On a $\|X(t)\| \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow +\infty$ et $X(t) \rightarrow (0, 0)$ quand $t \rightarrow -\infty$ Elle sont parcourues dans le sens horaire si $\beta > 0$.

Comme dans la section 2.1, les portrait de phase de $X' = AX$ s'obtiennent en appliquant la transformation $P = (W_R \ W_I)$, où $W_R + iW_I$ est un vecteur propre complexe de A , à ceux de $X' = BX$.

2.3 Cas (iii) A a une valeur propre réelle mais n'est pas diagonalisable

A admet une valeur propre réelle λ racine double mais n'est pas diagonalisable : elle admet donc un vecteur propre V pour λ , mais pas d'autre vecteur propre indépendant de V . On se ramène à une matrice "canonique". Prenons W un vecteur non colinéaire à V , de sorte que $\{V, W\}$ soit une base. Notons que W n'est pas un vecteur propre de A . On a

$$\begin{aligned} AV &= \lambda V, \\ AW &= aV + bW, \quad a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0. \end{aligned}$$

FIGURE 3.10 – $X' = AX$: Centre

Lemme 3.22. On a $b = \lambda$.

Preuve: Considérons un vecteur $W + cV$. On a

$$\begin{aligned} A(W + cV) &= aV + bW + c\lambda V \\ &= (a + c\lambda)V + bW \\ &= b(W + cV) \end{aligned}$$

si $bc = a + c\lambda$, soit $c(b - \lambda) = a$. Si $b \neq \lambda$, on peut poser $c = a/(b - \lambda)$ et $W + cV$ devient un vecteur propre de A , non colinéaire à V , contrairement à l'hypothèse initiale. Il s'ensuit que $b = \lambda$. \square

Posons alors $U = \frac{W}{a}$, de sorte que $\{V, U\}$ soit une base de \mathbb{R}^2 et qu'on ait :

$$\begin{cases} AV = \lambda V \\ AU = U + \lambda V \end{cases}$$

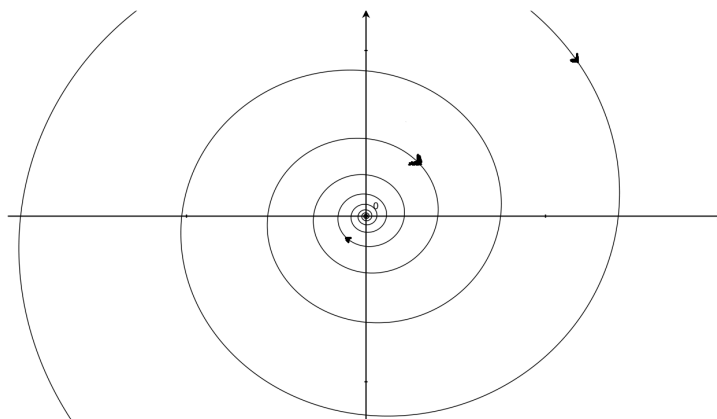
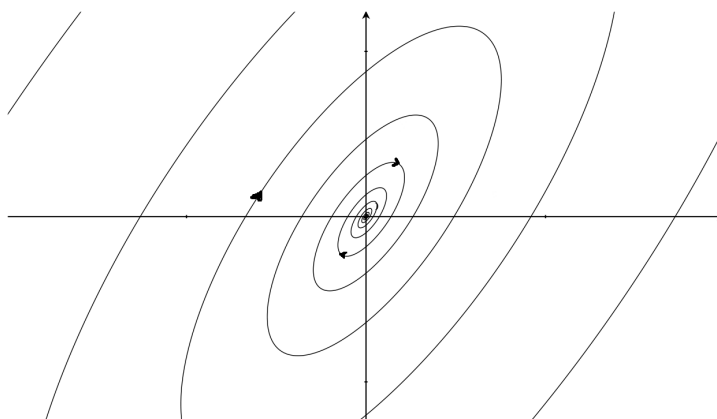
En posant $P = (V \ U)$, on a alors

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix} =: B$$

Comme précédemment on résoud le problème de Cauchy (3.5). Le système est simplement

$$x' = \lambda x + y, \quad (3.10)$$

$$y' = \lambda y. \quad (3.11)$$

FIGURE 3.11 – $Y' = BY$: Spirale-puits ou foyer stableFIGURE 3.12 – $X' = AX$: Spirale-puits ou foyer stable

qu'on résoud comme suit. La solution générale de (3.11) est $y(t) = c_2 e^{\lambda t}$, pour $c_2 \in \mathbb{R}$. En reportant cette expression dans (3.10), il vient

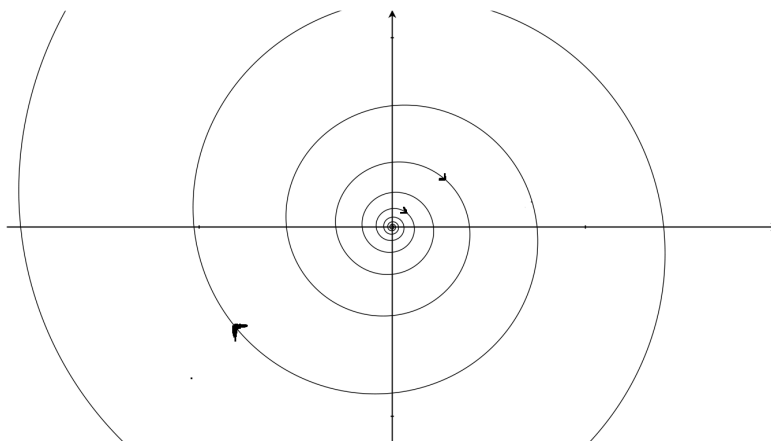
$$x' = \lambda x + c_2 e^{\lambda t}.$$

C'est une équation linéaire du 1er ordre avec second membre, que nous avons résolu en 2.1. On trouve

$$x(t) = c_1 e^{\lambda t} + c_2 t e^{\lambda t}, \quad c_1, c_2 \in \mathbb{R}.$$

Si $Y_0 = \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix}$, il vient $c_1 = x_0, c_2 = y_0$, d'où l'unicité de la solution au problème de Cauchy (3.5). La solution s'écrit

$$Y(t) = e^{\lambda t} \begin{pmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix}. \quad (3.12)$$

FIGURE 3.13 – $Y' = BY$: Spirale-source ou foyer instable

Portraits de phase Il y a deux cas à considérer, $\lambda < 0$ ou $\lambda > 0$.

$\lambda > 0$: Lorsque $t \rightarrow -\infty$, $X(t) \rightarrow (0, 0)$. De plus, quand $t \rightarrow -\infty$,

$$\frac{y(t)}{x(t)} = \frac{c_2}{c_1 + tc_2} \rightarrow 0,$$

donc toutes les trajectoires s'approchent de $(0, 0)$ tangentiellement au vecteur $(1, 0)$. Pour tout $c_2 > 0$, $y(t) > 0$ pour tout t alors que $x(t) > 0$ pour tout t grand et $x(t) < 0$ pour tout $t \ll 0$ (quelque soit c_1). Pour tout $c_2 < 0$, $y(t) < 0$ pour tout t alors que $x(t) < 0$ pour tout t grand et $x(t) > 0$ pour tout $t \ll 0$ (quelque soit c_1). D'où le dessin :

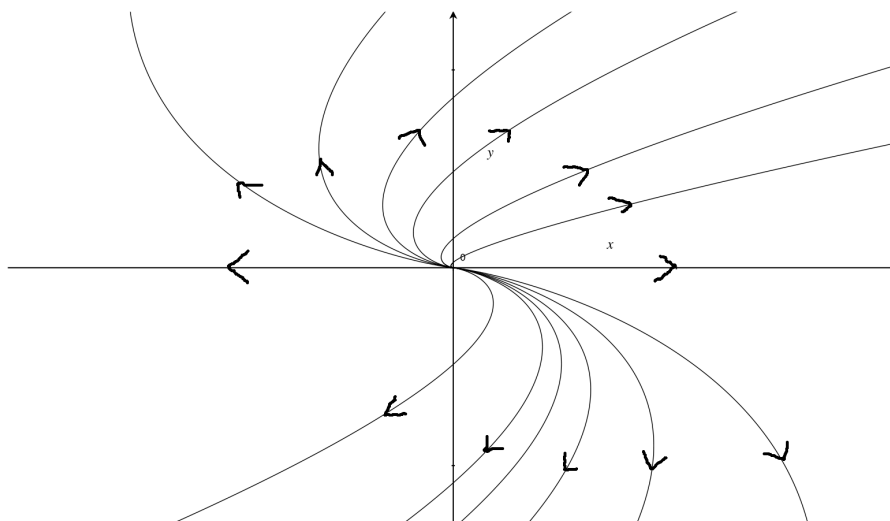


FIGURE 3.14 – Noeud stable dégénéré

$\lambda < 0$: fait en cours.

Théorème 3.23. Soit $A \in M_2(\mathbb{R})$ admettant une valeur propre double $\lambda \in \mathbb{R}$. Supposons que $A \neq \lambda I_2$, soit V un vecteur propre de A et U un vecteur non colinéaire à V . Soit $t_0 \in \mathbb{R}$ et $X_0 \in \mathbb{R}^2$, alors le problème de Cauchy (3.4) admet une unique solution globale (\mathbb{R}, X) , donnée par

$$X(t) = P e^{\lambda t} \begin{pmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} P^{-1} X_0$$

où $P = (V \ U)$.

Preuve: On a $X(t) = PY(t)$. Il suffit d'appliquer P à l'égalité (3.12), et d'écrire $Y_0 = P^{-1}X_0$. \square

3 Bilan : classification des systèmes planaires

Pour une matrice

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$$

l'équation caractéristique a la forme

$$\lambda^2 - (a + d)\lambda + ad - bc = 0$$

Notons $D = ad - bc = \det A$ et $T = a + d = \operatorname{tr} A$ (la trace de A). Rappelons que la trace vérifie $\operatorname{tr}(AB) = \operatorname{tr}(BA)$, et donc $\operatorname{tr}(P^{-1}AP) = \operatorname{tr}(APP^{-1}) = \operatorname{tr}(A)$. En particulier, si A est diagonalisable de valeurs propres λ_1, λ_2 , $\operatorname{tr} A = \lambda_1 + \lambda_2$.

Si $D \neq 0$, le système $X' = AX$ admet un unique point d'équilibre $X = 0$. On peut déterminer son type uniquement avec les nombres D et T . Notons que $T^2 - 4D$ est le discriminant.

Théorème 3.24 (Classification des systèmes planaires). Soit $D = \det A$ et $T = \operatorname{tr} A$, considérons le système

$$X' = AX.$$

- (1) Si $D < 0$, alors $X = 0$ est un point selle du système
- (2) Si $D > 0$ et $T^2 - 4D \geq 0$ alors $X = 0$ est un noeud. Il est stable si $T < 0$ (puits), instable si $T > 0$ (source).
- (3) Si $D > 0$ et $T^2 - 4D < 0$, si $T \neq 0$, alors $X = 0$ est un foyer. Il est stable si $T < 0$ (spirale puits), instable si $T > 0$ (spirale source).
- (4) Si $D > 0$ et $T = 0$, $X = 0$ est un centre.

Preuve:

(1) Si $D < 0$, $T^2 - 4D > 0$ donc A deux racines réelles $\lambda_1 \neq \lambda_2$. Puisque $D = \lambda_1 \lambda_2$ elles sont de signe opposé.

(2) Si $D > 0$ et $T^2 - 4D \geq 0$, $0 \leq T^2 - 4D < T^2$ donc les racines

$$\frac{T \pm \sqrt{T^2 - 4D}}{2}$$

sont du signe de T , donc du même signe. On a noeud stable si $T < 0$, instable si $T > 0$.

(3) Si $D > 0$, $T^2 - 4D < 0$ donc A a deux valeurs propres complexes conjuguées $\alpha \pm i\beta$. Puisque $T \neq 0$, le point d'équilibre est un foyer (spirale). Puisque la partie réelle des valeurs propres est $\alpha = \frac{T}{2}$, c'est un foyer stable si $T < 0$, instable si $T > 0$.

(4) Si $D > 0$ et $T = 0$ (alors $T^2 - 4D < 0$), les racines complexes sont imaginaires pures. Le point d'équilibre est un centre. \square

On peut visualiser tout ceci dans le schéma suivant :

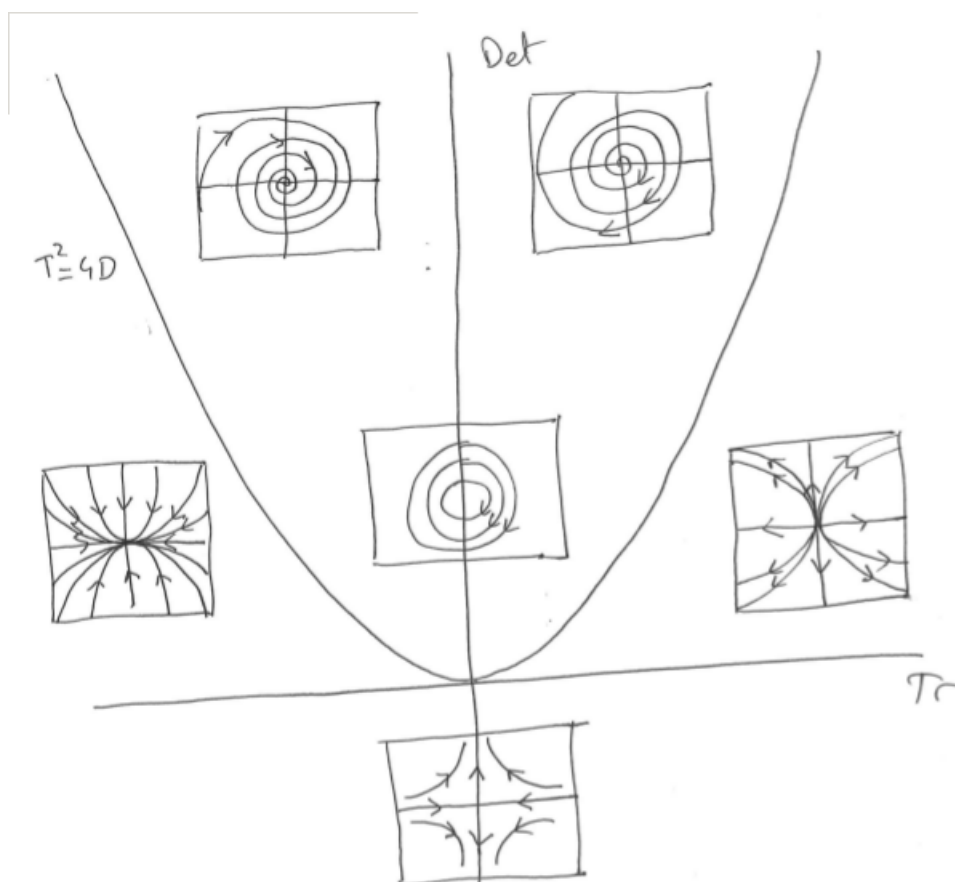


FIGURE 3.15 – portraits de phase des systèmes planaires

On appelle *hyperbolique* un point d'équilibre de $X' = AX$ où $\operatorname{Re}(\lambda) \neq 0$ pour toute valeur

propre λ , c'est-à-dire tout sauf les centres et les points d'équilibre dégénérés. Ils joueront un rôle important dans les questions de stabilité des systèmes non linéaires.

Chapitre 4 : solution des systèmes linéaires

Le but de ce chapitre est de résoudre les systèmes linéaires

$$X' = AX + B(t) \quad (4.1)$$

où $A \in M_n(\mathbb{R})$ et $t \mapsto B(t) \in \mathbb{R}^n$ est continu.

Idée : définir une *exponentielle de matrice* $e^A \in M_n(\mathbb{R})$ telle que $e^0 = I_n$ et $t \mapsto e^{tA}$ soit dérivable et vérifie $(e^{tA})' = Ae^{tA}$. Alors $X(t) = e^{tA}X_0$ vérifie $X'(t) = Ae^{tA}X_0 = AX(t)$. C'est une solution du problème de Cauchy ((4.1), $X(0) = X_0$).

1 Exponentielle de matrices.

Pour $a \in \mathbb{R}$,

$$e^a = 1 + a + \frac{a^2}{2} + \frac{a^3}{3!} + \cdots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{a^k}{k!}.$$

On veut donc poser

$$e^A = I_n + A + \frac{A^2}{2} + \frac{A^3}{3!} + \cdots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k}{k!},$$

où $A^k = A.A \dots A$ le produit de k matrices A , avec $A^0 = I_n$. Problème : assurer la convergence de la série. Solution : on montre sa convergence absolue grâce à une norme bien choisie.

Définition 4.1 (Norme d'opérateur). On définit une norme sur $M_n(\mathbb{R})$ en posant, pour $A \in M_n(\mathbb{R})$,

$$\|A\| = \max_{\|X\| \leq 1} \|AX\|$$

où $\|X\| = \sqrt{x_1^2 + \cdots + x_n^2}$ si $X = (x_1, \dots, x_n)$.

Le maximum est bien défini car $X \mapsto \|AX\|$ est continue sur le compact $\bar{B}(0, 1) \subset \mathbb{R}^n$ donc est bornée et atteint ses bornes.

EXERCICE 4.2. Vérifier que c'est une norme, c'est à dire que pour tous $A, B \in M_n(\mathbb{R})$ et $\lambda \in \mathbb{R}$,

- $\|A\| \geq 0$ et $\|A\| = 0 \Leftrightarrow A = 0$,
- $\|\lambda A\| = |\lambda| \cdot \|A\|$,
- $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$.

Cette norme, dite d'opérateur, a les propriétés spéciales suivantes :

Lemme 4.3 (Propriétés de la norme d'opérateur). Pour tous $A, B \in M_n(\mathbb{R})$ et $\lambda \in \mathbb{R}$,

- (1) $\|AX\| \leq \|A\| \cdot \|X\|$,
- (2) $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$,
- (3) $\|A^k\| \leq \|A\|^k$ pour tout $k \in \mathbb{N}^*$.

Preuve:

(1) Si $X = 0$ c'est vrai. Si $X \neq 0$,

$$\frac{\|AX\|}{\|X\|} = \left\| A \cdot \frac{X}{\|X\|} \right\| \leq \|A\|$$

par définition de la norme de A .

(2) Soit $X \in \mathbb{R}^n$ tel que $\|X\| \leq 1$. On a, en utilisant 2 fois (1) :

$$\|ABX\| \leq \|A\| \cdot \|BX\| \leq \|A\| \cdot \|B\| \cdot \|X\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$$

d'où $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$ en prenant le max.

(3) Par récurrence. □

Définition 4.4. On dit qu'une série $(A_i = \sum_{k=0}^i B_k)$ de $M_n(\mathbb{R})$ converge vers A si $\|A_i - A\| \rightarrow 0$ quand $i \rightarrow \infty$. On dit que (A_i) converge absolument si $\sum_{k=0}^{\infty} \|B_k\| < \infty$.

L'espace $(M_n(\mathbb{R}), \|\cdot\|)$ étant complet (car de dimension finie), la convergence absolue implique la convergence. On montre la convergence absolue de $A_i = \sum_{k=0}^i \frac{A^k}{k!}$ et un peu plus :

Théorème 4.5. Soit $t_0 > 0$, $A \in M_n(\mathbb{R})$. Alors la série

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(tA)^k}{k!}$$

converge absolument et uniformément pour $t \in [-t_0, t_0]$.

Preuve: On a

$$\left\| \frac{(tA)^k}{k!} \right\| = \frac{|t|^k \|A\|^k}{k!} \leq \frac{(t_0 \|A\|)^k}{k!} = \frac{a^k}{k!}$$

où $a = t_0 \|A\|$. Alors pour tout n

$$u_i = \sum_{k=0}^i \left\| \frac{(tA)^k}{k!} \right\| \leq \sum_{k=0}^{\infty} \frac{a^k}{k!} = e^a < \infty$$

donc la série de terme $\frac{(tA)^k}{k!}$ converge absolument. Il s'ensuit que la suite $A_i = \sum_{k=0}^i \frac{(tA)^k}{k!}$ converge vers une limite qu'on note e^{tA} . On vérifie l'uniformité de la convergence :

$$\|e^{tA} - A_i\| \leq \left\| \sum_{k=i+1}^{\infty} \frac{(tA)^k}{k!} \right\| \leq \sum_{k=i+1}^{\infty} \frac{a^k}{k!} \rightarrow 0$$

quand $i \rightarrow \infty$ indépendamment de t . □

Proposition 4.6. Soit $A, B, P \in M_n(\mathbb{R})$, P inversible.

- (1) Si $A = PBP^{-1}$, $e^A = Pe^BP^{-1}$
- (2) Si $AB = BA$ (on dit que A et B commutent), $e^{A+B} = e^A e^B$.
- (3) e^A est inversible d'inverse e^{-A} .

Preuve:

(1) On a $(PBP^{-1})^k = PB^kP^{-1}$, donc

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(PBP^{-1})^k}{k!} = \sum_{k=0}^{\infty} P \frac{B^k}{k!} P^{-1} = P \left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{B^k}{k!} \right) P^{-1}$$

(2) Si $AB = BA$, la formule du binôme donne

$$(A+B)^k = k! \sum_{i+j=k} \frac{A^i B^j}{i! j!}$$

donc

$$\sum_{k=0}^n \frac{(A+B)^k}{k!} = \sum_{k=0}^n \sum_{i+j=k} \frac{A^i B^j}{i! j!} \tag{4.2}$$

quand $n \rightarrow \infty$. D'autre part

$$\left(\sum_{i=0}^n \frac{A^i}{i!} \right) \left(\sum_{j=0}^n \frac{B^j}{j!} \right) = \sum_{k=0}^n \sum_{i+j=k} \frac{A^i B^j}{i! j!} + \sum_{k=n+1}^{2n} \sum_{i+j=k} \frac{A^i B^j}{i! j!}$$

On peut montrer que le terme de droite converge absolument vers 0 quand $n \rightarrow \infty$, d'où

$$e^{A+B} = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^n \sum_{i+j=k} \frac{A^i B^j}{i! j!} = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=0}^n \frac{A^i}{i!} \right) \left(\sum_{j=0}^n \frac{B^j}{j!} \right) = e^A e^B.$$

(3) $e^A e^{-A} = e^{A-A} = e^0 = I_n$. □

EXERCICE 4.7. Soit $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ et $B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$. Vérifier que $AB \neq BA$ et que $e^{A+B} \neq e^A \cdot e^B$.

Lemme 4.8. Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$, alors

$$\frac{d}{dt} e^{tA} = A e^{tA}.$$

Preuve :

$$\begin{aligned} \lim_{h \rightarrow 0} \frac{e^{A(t+h)} - e^{At}}{h} &= \lim_{h \rightarrow 0} e^{At} \frac{e^{Ah} - I_n}{h} = e^{At} \lim_{h \rightarrow 0} \frac{e^{Ah} - I_n}{h} \\ &= e^{At} \lim_{h \rightarrow 0} \lim_{i \rightarrow \infty} A + \frac{A^2}{2} h + \dots + \frac{A^i}{i!} h^{i-1} \\ &= e^{At} \lim_{i \rightarrow \infty} \lim_{h \rightarrow 0} A + \frac{A^2}{2} h + \dots + \frac{A^i}{i!} h^{i-1} \\ &= e^{At} A = A e^{At} \end{aligned}$$

où on a utilisé l'uniformité de la convergence pour intervertir les limites, et la commutation de A avec e^{At} . \square

2 Solution fondamentale des systèmes linéaires

2.1 Systèmes homogènes

Théorème 4.9 (Solution fondamentale des systèmes linéaires). Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$ et $X_0 \in \mathbb{R}$. Le problème de Cauchy

$$\begin{cases} X' &= AX \\ X(0) &= X_0. \end{cases} \quad (4.3)$$

admet l'unique solution globale $X(t) = e^{tA} X_0$.

Preuve : Que $X(t) = e^{tA} X_0$ soit une solution découle du lemme 4.8. Pour l'unicité, supposons que $X(t)$ soit une solution de (4.3) et considérons la fonction $Y(t) = e^{-At} X(t)$. Alors

$$Y'(t) = -A e^{-At} X(t) + e^{-At} A X(t) = 0$$

en utilisant le fait que A et e^{At} commutent. Il s'ensuit que $e^{-At} X(t) = X_0$ pour tout $t \in \mathbb{R}$, d'où en multipliant à gauche par e^{At} , $X(t) = e^{At} X_0$. \square

Vérifions si dans le cas de la dimension 2 on retrouve les résultats de la section 3. On a besoin calculer efficacement des exponentielles de matrices.

Proposition 4.10. (1) Si $A = P \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_n \end{pmatrix} P^{-1}$,

$$e^A = P \begin{pmatrix} e^{\lambda_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & e^{\lambda_n} \end{pmatrix} P^{-1}.$$

(2) Si $A = \begin{pmatrix} a & b \\ -b & a \end{pmatrix}$,

$$e^A = e^a \begin{pmatrix} \cos b & \sin b \\ -\sin b & \cos b \end{pmatrix}.$$

(3) Si $A = \begin{pmatrix} a & b \\ 0 & a \end{pmatrix}$,

$$e^A = e^a \begin{pmatrix} 1 & b \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Preuve :

(1) est évident 4.6(1).

(2) Si $\lambda = a + ib$, on montre par récurrence que

$$\begin{pmatrix} a & b \\ -b & a \end{pmatrix}^k = \begin{pmatrix} \operatorname{Re}(\lambda^k) & \operatorname{Im}(\lambda^k) \\ -\operatorname{Im}(\lambda^k) & \operatorname{Re}(\lambda^k) \end{pmatrix}$$

Puis

$$\begin{aligned} e^A &= \sum_{k=0}^{\infty} \begin{pmatrix} \frac{\operatorname{Re}(\lambda^k)}{k!} & \frac{\operatorname{Im}(\lambda^k)}{k!} \\ -\frac{\operatorname{Im}(\lambda^k)}{k!} & \frac{\operatorname{Re}(\lambda^k)}{k!} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \operatorname{Re}\left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!}\right) & \operatorname{Im}\left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!}\right) \\ -\operatorname{Im}\left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!}\right) & \operatorname{Re}\left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!}\right) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \operatorname{Re}(e^\lambda) & \operatorname{Im}(e^\lambda) \\ -\operatorname{Im}(e^\lambda) & \operatorname{Re}(e^\lambda) \end{pmatrix} \\ &= e^a \begin{pmatrix} \cos b & \sin b \\ -\sin b & \cos b \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

(3) On a $A = aI_2 + B$ avec $B = \begin{pmatrix} 0 & b \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, donc $e^A = e^{aI_2} e^B$. Or $e^B = I_2 + B + 0 + \dots = I_2 + B$ car $B^2 = 0$ (calcul) et donc les termes suivants aussi. \square

EXERCICE 4.11. Calculer l'exponentielle des matrices suivantes.

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -3 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 5 & 1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 5 & -6 \\ 3 & -4 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

En conséquence, si B a une des formes suivantes :

$$B = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} a & b \\ -b & a \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix}$$

on a

$$e^{Bt} = \begin{pmatrix} e^{\lambda_1 t} & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} \end{pmatrix}, \quad e^{Bt} = e^{at} \begin{pmatrix} \cos bt & \sin bt \\ -\sin bt & \cos bt \end{pmatrix}, \quad e^{Bt} = e^{\lambda t} \begin{pmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

respectivement, et les solutions

$$X(t) = e^{At} X_0 = P e^{Bt} P^{-1} X_0$$

comme dans les théorèmes 3.16, 3.20 et 3.23.

2.2 Systèmes non homogènes

On considère maintenant l'équation

$$X' = AX + B(t) \tag{4.4}$$

Définition 4.12. On appelle **solution fondamentale** de

$$X' = AX \tag{4.5}$$

une fonction $t \mapsto \Phi(t) \in M_n(\mathbb{R})$ telle que $\Phi'(t) = A\Phi$.

On vient de voir que $\Phi(t) = e^{tA}$ est une solution de fondamentale de (4.5). Alors :

Théorème 4.13. Si ϕ est une solution fondamentale de (4.5), alors la solution de (4.4) de donnée initiale $X(0) = X_0$ est

$$X(t) = \Phi(t)\Phi(0)^{-1}X_0 + \int_0^t \Phi(t)\Phi(u)^{-1}B(u) du.$$

Preuve: On dérive cette fonction :

$$\begin{aligned} X' &= A\Phi(t)\Phi(0)^{-1}X_0 + \int_0^t \Phi'(t)\Phi(u)^{-1}B(u) du + \Phi(t)\Phi(t)^{-1}B(t) \\ &= A \left[\Phi(t)\Phi(0)^{-1} + \int_0^t \Phi(t)\Phi(u)^{-1}B(u) du \right] + B(t) \\ &= AX(t) \end{aligned}$$

□

Remarque 4.14. On arrive aussi à ce résultat par la méthode de la variation de la constante. Puisque les solutions de (4.5) sont de la forme $X(t) = \Phi(t)C$, on cherche les solutions de (4.4) sous la forme $X(t) = \Phi(t)C(t)$. En dérivant :

$$X' = \Phi'(t)C(t) + \Phi(t)C'(t) = A\Phi(t)C(t) + B(t)$$

d'où $C'(t) = \Phi^{-1}(t)B(t)$ et on intègre.

2.3 Description des solutions

L'écriture $X(t) = e^{At}X_0$ ne nous renseigne par forcément car il peut être difficile de calculer l'exponentielle en pratique. Commençons par quelques exemples.

2.3.1 Exemples de base, blocs de Jordan

EXEMPLE 4.15. $B = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 0 \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$. On lit directement dans la matrice que les valeurs propres sont

$\lambda_1 = -2 + i$, $\lambda_2 = -2 - i$ et $\lambda_3 = 3$. On a pour λ_1 un vecteur propre complexe $W = \begin{pmatrix} 1 \\ i \\ 0 \end{pmatrix} = E_1 + iE_2$

et pour λ_2 , $E_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$. L'exponentielle se calcule dans chaque bloc :

$$X(t) = \begin{pmatrix} e^{-2t} \cos(t) & e^{-2t} \sin(t) & 0 \\ -e^{-2t} \sin(t) & e^{-2t} \cos(t) & 0 \\ 0 & 0 & e^{3t} \end{pmatrix}$$

EXEMPLE 4.16. $B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}$.

Alors $X(t) = \begin{pmatrix} \cos(t) & \sin(-t) & 0 \\ \sin(t) & \cos(t) & 0 \\ 0 & 0 & e^{-2t} \end{pmatrix}$

Ces deux cas sont faciles à traiter car il y a 3 valeurs propres distinctes. Plus généralement, il sera facile de décrire le comportement de $X(t)$ lorsque $A \in M_n(\mathbb{R})$ aura n valeurs propres distinctes (éventuellement complexes) : on pourra "diagonaliser" A en $B = P^{-1}AP$, avec éventuellement des blocs $\begin{pmatrix} a & b \\ -b & a \end{pmatrix}$ dans la matrice B , et distribuer l'exponentielle sur chaque bloc.

Considérons maintenant des exemples où ce n'est pas possible.

EXEMPLE 4.17. $B = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$ (bloc de Jordan).

Vu que la matrice est triangulaire, on voit directement que $\lambda_1 = 2$ est la seule valeur propre et que E_1 est vecteur propre. Un calcul immédiat montre qu'il n'y a pas de vecteur propre non colinéaire à E_1 . La stratégie pour calculer e^{tB} est d'écrire

$$B = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = S + N.$$

Puisque $S = 2I_3$, S commute avec N et on peut utiliser $e^B = e^{S+N} = e^S e^N$, et de même $e^{tB} = e^{tS} e^{tN}$. Observons que

$$\begin{aligned} N.E_1 &= 0 \\ N.E_2 &= E_1 \\ N.E_3 &= E_2 \end{aligned}$$

Si on multiplie à nouveau par N on a $N^2.E_2 = 0$ et $N^2.E_3 = E_1$, soit $N^2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$. Ensuite,

$N^3.E_i = 0$ pour tout i donc $N^3 = 0$ et $N^k = 0$ pour tout $k \geq 3$. Il s'ensuit que $e^N = I_3 + N + \frac{N^2}{2}$ et de même

$$e^{tN} = I_3 + tN + \frac{t^2 N^2}{2} = \begin{pmatrix} 1 & t & \frac{t^2}{2} \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

On obtient donc

$$X(t) = e^{tB} X_0 = e^{2t} \begin{pmatrix} 1 & t & \frac{t^2}{2} \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} X_0.$$

La matrice N ci-dessus est un exemple de matrice *nilpotente* :

Définition 4.18. Une matrice $N \in M_n(\mathbb{R})$ est dite **nilpotente** s'il existe un entier $k \in \mathbb{N}$ tel que $N^k = 0$. Elle est dite nilpotente d'ordre k si $N^k = 0$ mais $N^{k-1} \neq 0$.

Une matrice $T \in M_n(\mathbb{R})$ triangulaire supérieure stricte (diagonale nulle et tous les termes sous la diagonale nuls) est nilpotente puisque $T.E_1 = 0$ et pour tout $i \in \{2, \dots, n\}$, $T.E_i \in$

vect\$\{E_1, \dots, E_{i-1}\}\$. En itérant au plus \$k \leq n\$ fois, \$T^k \cdot E_i = 0\$ pour tout \$i\$ donc \$T^k = 0\$. Pour une matrice \$N\$ nilpotente d'ordre \$k\$, la série de l'exponentielle n'a qu'un nombre fini de termes :

$$e^{tN} = I_n + tN + \dots + \frac{N^{k-1}t^{k-1}}{(k-1)!}$$

EXEMPLE 4.19. $B = \begin{pmatrix} a & b & 1 & 0 \\ -b & a & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a & b \\ 0 & 0 & -b & a \end{pmatrix}$ (aussi un bloc de Jordan). On procède de même :

$$B = \begin{pmatrix} a & b & 0 & 0 \\ -b & a & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a & b \\ 0 & 0 & -b & a \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = S + N$$

où \$S\$ est diagonale par bloc et \$N\$ est nilpotente d'ordre 2. On peut vérifier que \$S\$ et \$N\$ commutent, donc

$$e^{tB} = e^{tS}e^{tN} = \begin{pmatrix} e^{at} \cos(bt) & e^{at} \sin(bt) & 0 & 0 \\ e^{at} \sin(-bt) & e^{at} \cos(bt) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos(bt) & e^{at} \sin(bt) \\ 0 & 0 & e^{at} \sin(-bt) & e^{at} \cos(bt) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & t & \frac{t^2}{2} \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

2.3.2 Cas général, forme normale de Jordan

Théorème 4.20 (Forme normale de Jordan). Soit \$A \in M_n(\mathbb{R})\$. Alors il existe une matrice \$P\$ inversible telle que

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} B_1 & & & \\ & B_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & B_r \end{pmatrix}$$

où les blocs élémentaires de Jordan \$B = B_j\$, \$j = 1, \dots, r\$ sont de la forme

$$B = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda & 1 & \dots & 0 \\ \dots & & \ddots & \ddots & \\ 0 & \dots & & \lambda & 1 \\ 0 & \dots & & 0 & \lambda \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

où \$\lambda\$ est une des valeurs propres réelles de \$A\$, ou de la forme

$$B = \begin{pmatrix} D & I_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D & I_2 & \dots & 0 \\ \dots & & \ddots & \ddots & \\ 0 & \dots & & D & I_2 \\ 0 & \dots & & 0 & D \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

où \$D = \begin{pmatrix} a & b \\ -b & a \end{pmatrix}\$, \$I_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}\$ et \$0 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}\$, et \$\lambda = a + ib\$ est une des valeurs propres complexes de \$A\$. En particulier \$P^{-1}AP = S + N\$ où \$S\$ est diagonale par bloc (avec éventuellement

des blocs D), N est nilpotente, et S et N commutent. Les éléments de $S - \lambda_j$, $j = 1, \dots, k$ et $a_j + ib_j$, $j = k + 1, \dots, n$ - sont les valeurs propres de A apparaissant selon leur multiplicité.

On n'exclut pas dans (4.6) les blocs de taille 1 et dans (4.7) les blocs de taille 2. En les répétant, S peut contenir des blocs de la forme λI_p ou $\begin{pmatrix} D & & \\ & \ddots & \\ & & D \end{pmatrix}$.

On en déduit

Corollaire 4.21. Chaque coordonnée d'une solution $X(t)$ de $X' = AX$ est une combinaison linéaire de fonctions de la forme

$$t^k e^{at} \cos(bt) \text{ ou } t^k e^{at} \sin(bt)$$

où $\lambda = a + ib$ est une valeur propre de A et $0 \leq k \leq n - 1$.

On n'exclut pas ici $b = 0$, auquel cas il s'agit d'une valeur propre réelle.

Remarque 4.22. On dit que A est *semi-simple* si dans la forme normale de Jordan, la partie nilpotente N est nulle, i.e. $P^{-1}AP = S$. Dans ce cas, la base de \mathbb{R}^n associée à P est, quitte à permuter les vecteurs, de la forme

$$\mathcal{B} = \{U_1, \dots, U_k, W_{R,1}, W_{I,1}, \dots, W_{R,m}, W_{I,m}\} \quad (4.8)$$

où les U_i sont vecteurs propres associés aux valeurs propres réelles λ_i , pour $i = 1, \dots, k$, et les couples $W_{R,p}, W_{I,p}$ sont tels que $W_{R,p} + iW_{I,p}$ soit vecteur propre complexe associé à la valeur propre complexe $a_p + ib_p$, $p = 1, \dots, m$.

Chapitre 5 : stabilité dans les systèmes linéaires

Définition 5.1. On dit qu'un point d'équilibre X_* de $X' = f(X)$ est **stable** si pour tout voisinage U de X_* , il existe un voisinage V de X_* tel que, si $X(0) \in V$ alors $X(t)$ est défini pour tout $t \geq 0$ et $X(t) \in U$. Sinon on dit que X_* est **instable**.

Définition 5.2. On dit qu'un point d'équilibre X_* de $X' = AX$ est **asymptotiquement stable** s'il est stable et s'il existe un voisinage V de X_* tel que, si $X(0) \in V$ alors $X(t)$ tend vers X_* lorsque $t \rightarrow \infty$.

En particulier, asymptotiquement stable \Rightarrow stable. En dimension 2, les puits et les spirales-puits sont asymptotiquement stables. Les centres sont stables mais pas asymptotiquement stables. Les sources sont instables. On cherche un critère, dans la veine du théorème de classification 3.24, donnant la nature des points d'équilibre.

1 Stabilité asymptotique

Théorème 5.3. Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$. Sont équivalents :

- (1) Toutes les valeurs propres de A ont partie réelle strictement négative,
- (2) Il existe une base \mathcal{B} de \mathbb{R}^n , des constantes $c, C > 0$ telles que, pour la norme $\|\cdot\|_{\mathcal{B}}$ associée à \mathcal{B} ,

$$e^{-ct}\|X_0\|_{\mathcal{B}} \leq \|e^{At}X_0\|_{\mathcal{B}} \leq e^{-Ct}\|X_0\|_{\mathcal{B}}$$

pour tout $X_0 \in \mathbb{R}^n$ et $t \in \mathbb{R}$. En particulier, $X_* = 0$ est asymptotiquement stable.

- (3) Pour toute norme $\|\cdot\|$ sur \mathbb{R}^n , il existe des constantes $c, C, m, M > 0$ telles que

$$me^{-ct}\|X_0\| \leq \|e^{At}X_0\|_{\mathcal{B}} \leq Me^{-Ct}\|X_0\|$$

pour tout $X_0 \in \mathbb{R}^n$ et $t \in \mathbb{R}$.

(4) Pour tout $X_0 \in \mathbb{R}^n$, $e^{At}X_0$ tend vers 0 quand $t \rightarrow \infty$.

Rappel :

Définition 5.4. Soit $\mathcal{B} = \{U_1, \dots, U_n\}$ une base de \mathbb{R}^n . On appelle produit scalaire à \mathcal{B} , le produit scalaire $\langle \cdot, \cdot \rangle_{\mathcal{B}}$ pour lequel \mathcal{B} est orthonormée. Si $Q = (U_1 \dots U_n)$, il est défini par la relation

$$\langle X, Y \rangle_{\mathcal{B}} = \langle Q^{-1}X, Q^{-1}Y \rangle$$

où $\langle \cdot, \cdot \rangle >$ est le produit scalaire standard de \mathbb{R}^n . La norme associée à \mathcal{B} est $\sqrt{\langle \cdot, \cdot \rangle_{\mathcal{B}}}$.

Preuve: L'équivalence de (2) et (3) se réduit à l'équivalence des normes dans \mathbb{R}^n : si $\|\cdot\|_1$ et $\|\cdot\|_2$ sont deux normes, il existe $m, M > 0$ tel que $m \leq \frac{\|X\|_1}{\|X\|_2} \leq M$ pour tout X non nul.

(2)-(3) \Rightarrow (4) est évident.

Montrons (4) \Rightarrow (1) puis (1) \Rightarrow (2).

(4) \Rightarrow (1). Supposons qu'il existe une valeur propre $\lambda = a + ib$ avec $a \geq 0$ (on n'exclut pas $b = 0$). Si $b = 0$, la valeur propre $\lambda = a$ est réelle et A admet un vecteur propre associé V . Alors $X(t) = e^{at}V$ est solution (cf proposition 3.6), et $e^{at}V$ ne tend pas vers 0 quand $t \rightarrow \infty$ ce qui contredit (4).

Si $b \neq 0$, A admet un vecteur propre complexe $W = W_R + iW_I$ donc on déduit deux solutions réelles $X_R(t)$ et $X_I(t)$ (cf proposition 3.19). Considérons par exemple

$$X_R(t) = e^{at}(\cos(bt)W_R - \sin(bt)W_I).$$

Alors pour réel t ,

$$\|X_R(t)\| = e^{at} \|\cos(bt)W_R - \sin(bt)W_I\| \geq we^{at}$$

pour une constante $w > 0$ indépendante de t , donc $X_R(t)$ ne tend pas vers 0, contredisant aussi (4).

Montrons (1) \Rightarrow (2). Soit $-C < 0$ tel que $\operatorname{Re}(\lambda) < -C$ pour toute valeur propre λ de A . Donnons nous aussi $-c < 0$ tel que $-c < \operatorname{Re}(\lambda)$. On a besoin du lemme suivant :

Lemme 5.5. Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$. Supposons que

$$\alpha < \operatorname{Re}(\lambda) < \beta$$

pour toute valeur propre λ de A . Alors il existe une base \mathcal{B} de \mathbb{R}^n telle que

$$\alpha(\|X\|_{\mathcal{B}})^2 \leq \langle AX, X \rangle_{\mathcal{B}} \leq \beta(\|X\|_{\mathcal{B}})^2 \quad (5.1)$$

pour tout $X \in \mathbb{R}^n$.

Supposons le lemme vrai et montrons le théorème. On se sert du lemme, avec $\alpha = -c$ et $\beta = -C$. pour montrer que la fonction $t \mapsto \|X(t)\|_{\mathcal{B}}$ décroît le long des trajectoires. Pour simplifier, notons $\|\cdot\| = \|\cdot\|_{\mathcal{B}}$ et $\langle \cdot, \cdot \rangle = \langle \cdot, \cdot \rangle_{\mathcal{B}}$. Soit $X(t)$ une solution de $X' = AX$, on a

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \|X\| &= \frac{d}{dt} \langle X, X \rangle^{1/2} \\ &= \frac{1}{2} \frac{2 \langle X', X \rangle}{\langle X, X \rangle^{1/2}} \\ &= \frac{\langle AX, X \rangle}{\langle X, X \rangle^{1/2}} \end{aligned}$$

d'où en utilisant (5.1),

$$\alpha \leq \frac{\frac{d}{dt} \|X\|}{\|X\|} \leq \beta$$

soit

$$\alpha \leq \frac{d}{dt} \ln \|X\| \leq \beta.$$

Par intégration, on a

$$\alpha t \leq \ln \|X(t)\| - \ln \|X(0)\| \leq \beta t,$$

puis

$$\alpha t \leq \frac{\|X(t)\|}{\|X(0)\|} \leq \beta t,$$

et enfin

$$e^{\alpha t} \|X(0)\| \leq \|X(t)\| \leq e^{\beta t} \|X(0)\|.$$

Il reste à prouver le lemme.

Preuve: (du lemme) Montrons la majoration, la minoration étant semblable. Supposons d'abord que A soit semi-simple, sa forme normale de Jordan donnée par le théorème 4.20 se réduit à $P^{-1}AP = S$. Soit \mathcal{B} la base associée à P (cf remarque 4.22)

$$\mathcal{B} = \{U_1, \dots, U_k, W_{R,1}, W_{I,1}, \dots, W_{R,m}, W_{I,m}\}$$

Alors le produit scalaire associé, pour lequel \mathcal{B} est orthonormée, convient. En effet puisque U_i est vecteur propre de A :

$$\langle AU_i, U_i \rangle_{\mathcal{B}} = \langle \lambda_i U_i, U_i \rangle_{\mathcal{B}} = \lambda_i \leq \beta$$

Par ailleurs A agit sur chaque $\{W_R, W_I\} = \{W_{R,i}, W_{I,i}\}$ comme $\begin{pmatrix} a_i & b_i \\ -b_i & a_i \end{pmatrix}$ donc

$$\langle AW_R, W_R \rangle_{\mathcal{B}} = \langle a_i W_R - b_i W_I, W_R \rangle = a_i \leq \beta$$

et de même

$$\langle AW_I, W_I \rangle_{\mathcal{B}} = \langle b_i W_R + a_i W_I, W_I \rangle = a_i \leq \beta$$

On en déduit que

$$\langle AX, X \rangle_{\mathcal{B}} \leq \beta (\|X\|_{\mathcal{B}})^2$$

pour tout $X \in \mathbb{R}^n$.

Supposons maintenant A quelconque, alors

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} B_1 & & & \\ & B_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & B_r \end{pmatrix} = S + N$$

où chaque $B = B_i$ est un bloc de Jordan, de la forme (4.6) ou (4.7). On peut décomposer orthogonalement (pour le produit scalaire standard) \mathbb{R}^n en sous-espaces vectoriels

$$\mathbb{R}^n = F_1 \oplus \dots \oplus F_r$$

chaque F_i étant stabilisé par A et correspondant à un bloc de Jordan, i.e. $P^{-1}F_i$ est stable par $S + N$ et la restriction de $S + N$ à $P^{-1}F_i$ est le bloc B_i . Notons A_i la restriction de A à F_i . Il suffit de montrer l'existence d'une base de F_i pour lequel le lemme est vrai pour A_i , pour chaque i , et la réunion de ces bases vérifiera le lemme pour A . Pour simplifier on peut donc supposer que $P^{-1}AP = B$ est un bloc de Jordan. Supposons d'abord que

$$B = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda & 1 & \dots & 0 \\ \dots & & \ddots & \ddots & \\ 0 & \dots & & \lambda & 1 \\ 0 & \dots & & 0 & \lambda \end{pmatrix} = \lambda I_n + N.$$

On a $N.E_1 = 0$ et $N.E_i = E_{i-1}$ pour $i \in \{2, \dots, n\}$. Pour $\varepsilon > 0$, considérons la nouvelle base de \mathbb{R}^n

$$\{E_1, \varepsilon E_2, \dots, \varepsilon^{n-1} E_n\} = \{\bar{E}_1, \dots, \bar{E}_n\}$$

Observons que

$$\begin{aligned} N.\bar{E}_1 &= 0 \\ N.\bar{E}_2 &= \varepsilon \bar{E}_1 \\ &\vdots \\ N.\bar{E}_n &= \varepsilon \bar{E}_{n-1} \end{aligned}$$

Notant Q_ε la matrice formée des \bar{E}_i , ceci équivaut à

$$Q_\varepsilon^{-1}(S + N)Q_\varepsilon = \begin{pmatrix} \lambda & \varepsilon & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda & \varepsilon & \dots & 0 \\ \dots & & \ddots & \ddots & \\ 0 & \dots & & \lambda & \varepsilon \\ 0 & \dots & & 0 & \lambda \end{pmatrix} = \lambda I_n + \varepsilon N$$

Notons $\mathcal{B}_\varepsilon = \{U_1, \varepsilon U_2, \dots, \varepsilon^{n-1} U_n\}$ (la base correspondant à la matrice PQ_ε), on a

$$\begin{aligned} \frac{\langle AX, X \rangle_{\mathcal{B}_\varepsilon}}{\langle X, X \rangle_{\mathcal{B}_\varepsilon}} &= \frac{\langle (PQ_\varepsilon)^{-1}AX, (PQ_\varepsilon)^{-1}X \rangle}{\langle (PQ_\varepsilon)^{-1}X, (PQ_\varepsilon)^{-1}X \rangle} \\ &= \frac{\langle (\lambda I_n + \varepsilon N)Y_\varepsilon, Y_\varepsilon \rangle}{\langle Y_\varepsilon, Y_\varepsilon \rangle} \quad (\text{en posant } Y_\varepsilon = (PQ_\varepsilon)^{-1}X) \\ &= \lambda + \varepsilon \frac{\langle NY_\varepsilon, Y_\varepsilon \rangle}{\langle Y_\varepsilon, Y_\varepsilon \rangle} \\ &\rightarrow \lambda \end{aligned}$$

quand $\varepsilon \rightarrow 0$. Donc pour $\varepsilon > 0$ assez petit, la base \mathcal{B}_ε satisfait le lemme. Pour un bloc de la forme (4.7) la preuve est semblable. \square

Ayant prouvé le lemme, la preuve du théorème est complète. \square

On montre de la même manière le résultat suivant :

Théorème 5.6. Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$. Sont équivalents :

- (1) Toutes les valeurs propres de A ont partie réelle strictement positive,
- (2) Il existe une base \mathcal{B} de \mathbb{R}^n , des constantes $c, C > 0$ telles que, pour la norme associée à \mathcal{B} ,

$$e^{ct} \|X_0\|_{\mathcal{B}} \leq \|e^{At} X_0\|_{\mathcal{B}} \leq e^{Ct} \|X_0\|_{\mathcal{B}}$$

pour tout $X_0 \in \mathbb{R}^n$ et $t \in \mathbb{R}$.

- (3) Pour toute norme $\|\cdot\|$ sur \mathbb{R}^n , il existe des constantes $c, C, m, M > 0$ telles que

$$me^{ct} \|X_0\| \leq \|e^{At} X_0\|_{\mathcal{B}} \leq Me^{Ct} \|X_0\|$$

pour tout $X_0 \in \mathbb{R}^n$ et $t \in \mathbb{R}$.

- (4) Pour tout $X_0 \in \mathbb{R}^n$, $e^{At} X_0$ tend vers 0 quand $t \rightarrow -\infty$.

Si on s'intéresse à la stabilité

Proposition 5.7. Si $X' = AX$ admet $X = 0$ comme point d'équilibre stable, alors toutes les valeurs propres de A ont partie réelle négative ou nulle.

Preuve: Se montre comme (4) \Rightarrow (1) dans le théorème 5.3. \square

Remarque 5.8. On n'affirme pas que si toutes les valeurs propres ont partie réelle négative ou nulle, $X = 0$ est un centre. Par exemple $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ n'admet comme valeur propre que $\lambda = 0$, mais admet la solution $(x(t), y(t)) = (t, 1)$ qui montre que $X = 0$ n'est pas stable.

2 Sous-espaces stables et instables

Proposition 5.9. Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$. Il existe une décomposition

$$\mathbb{R}^n = E^s \oplus E^u \oplus E^c$$

en sous-espaces invariants par A et par e^{tA} . Les valeurs propres de

- la restriction de A à E^s ont partie réelle strictement négative,
- la restriction de A à E^c sont de partie réelle nulle,
- la restriction de A à E^u ont partie réelle strictement positive.

Preuve: Soit $P^{-1}AP = \begin{pmatrix} B_1 & & & \\ & B_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & B_r \end{pmatrix} = S + N$ la forme normale de Jordan de A . On

décompose $\mathbb{R}^n = F^s \oplus F^c \oplus F^u$, où F^s correspond aux blocs de Jordan de valeur propres λ satisfaisant $\operatorname{Re}(\lambda) < 0$, F^c correspond au bloc ayant $\operatorname{Re}(\lambda) = 0$ et F^u correspond au bloc vérifiant $\operatorname{Re}(\lambda) > 0$. Chaque sous-espace est invariant par $S + N$. On pose alors $E^u = P.F^u$, $E^c = P.F^c$ et $E^s = P.F^s$; ils sont clairement invariants par A , donc par e^{tA} . \square

Définition 5.10. On appelle E^s le *sous-espace stable*, E^c le *sous-espace centre*, E^u le *sous-espace instable*.

En restriction à E^s , $X(t) = e^{tA}X_0$ satisfait les conclusions du théorème 5.3. En restriction à E^u , $X(t) = e^{tA}X_0$ satisfait les conclusions du théorème 5.6. Sur l'exemple 4.15, on a $E^s = \operatorname{vect}\{E_1, E_2\}$, $E^u = \operatorname{vect}\{E_3\}$, $E^c = \{0\}$.

Sur l'exemple 4.16, $E^c = \operatorname{vect}\{E_1, E_2\}$, $E^s = \operatorname{vect}\{E_3\}$, $E^u = \{0\}$.

Sur l'exemple 4.17, $\mathbb{R}^3 = E^u$, $E^c = E^s = \{0\}$. Sur l'exemple 4.19, $\mathbb{R}^4 = E^u$ si $a > 0$, $\mathbb{R}^4 = E^s$ si $a < 0$.

Chapitre 6 : stabilité dans les systèmes non linéaires

On considère un système différentiel

$$X' = f(X) \quad (6.1)$$

om $f : U \rightarrow \mathbb{R}^n$ est de classe C^1 , $U \subset \mathbb{R}^n$ ouvert. On dit qu'un point $X_* \in U$ est un point d'équilibre si $f(X_*) = 0$. Dans ce cas la solution constante $X(t) = X_*$ est l'unique solution passant par X_* . En termes de flot, si $\Phi : \Omega \rightarrow U$ est le flot associé au système ($\Omega \subset \mathbb{R} \times U$ ouvert, $\Phi_t(X) = \Phi(t, X)$ solution de (6.1)), on a $\Phi_t(X_*) = X_*$. Pour étudier Φ au voisinage de X_* on utilise son linéarisé.

1 Linéarisé

Définition 6.1. Soit $A = J_{X_*} f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)$ la matrice jacobienne de f en X_* . On appelle *partie linéaire* de f en X_* la matrice A et *linéarisé* de (6.1) le système différentiel

$$X' = AX \quad (6.2)$$

EXEMPLE 6.2. Soit $f(x) = \begin{pmatrix} x_1^2 - x_2^2 - 1 \\ 2x_2 \end{pmatrix}$. Les points d'équilibre sont $X_1 = (1, 0)$ et $X_2 = (-1, 0)$. La matrice jacobienne est $Jf = \begin{pmatrix} 2x_1 & -2x_2 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$. Le linéarisé de $X' = f(X)$ est $X' = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} X$ en X_1 et $X' = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} X$ en X_2 .

Définition 6.3. Soit X_* un point d'équilibre de (6.1), $A = J_{X_*} f$ la partie linéaire de f . On dit que

- (1) X_* est **hyperbolique** si aucune valeur propre de A n'a partie réelle nulle.

- (2) X_* est un **puits** si toutes les valeurs propres de A ont partie réelle < 0 .
- (3) X_* est une **source** si toutes les valeurs propres de A ont partie réelle > 0 .
- (4) X_* est un **point-selle** s'il est hyperbolique mais ni un puits ni une source.

EXERCICE 6.4. Trouver les points d'équilibre des systèmes non linéaires suivants et déterminer leur type

$$(a) \begin{pmatrix} x_1 - x_1x_2 \\ x_2 - x_1^2 \end{pmatrix} \quad (b) \begin{pmatrix} -4x_2 + 2x_1x_2 - 8 \\ 4x_2^2 - x_1^2 \end{pmatrix}$$

$$(c) \begin{pmatrix} 2x_1 - 2x_1x_2 \\ 2x_2 - x_2^2 + x_1^2 \end{pmatrix} \quad (d) \begin{pmatrix} -x_1 \\ -x_2 + x_1^2 \\ x_3 + x_1^2 \end{pmatrix}$$

2 Stabilité asymptotique des puits

En termes de flot la stabilité et la stabilité asymptotique s'énoncent comme suit :

- X_* est *stable* si pour tout voisinage V de X_* il existe un voisinage W de X_* tel que $\Phi_t(X)$ est défini pour tout $t \geq 0$ et reste dans V si $X_* \in W$.
- X_* est *asymptotiquement stable* s'il est stable et si $\Phi_t(X) \rightarrow X_*$ lorsque $t \rightarrow \infty$, pour tout X voisin de X_* .

Théorème 6.5. Soit X_* un point d'équilibre du système (6.1) de type puits et soit $c > 0$ une constante telle que toute valeur propre de la partie linéaire $A = J_{X_*}f$ ait partie réelle $< -c$. Alors il existe un voisinage $V \subset U$ de X_* tel que

- (1) $\Phi_t(X)$ est défini sur V pour tout $t \geq 0$,
- (2) Il existe une norme sur \mathbb{R}^n telle que pour tout $t \geq 0$, pour tout $X \in V$,

$$\|\Phi_t(X) - X_*\| \leq e^{-ct} \|X - X_*\|$$

En particulier X_* est asymptotiquement stable.

Preuve: Quitte à remplacer la fonction $f(X)$ par $g(X) = f(X + X_*)$, on peut supposer que $X_* = 0$. Soit $b > 0$ tel que toute valeur propre de $A = J_0f$ ait partie réelle $< -b < -c < 0$. D'après le lemme 5.5 il existe un produit scalaire sur \mathbb{R}^n tel que

$$\langle AX, X \rangle \leq -b\|X\|^2, \quad \forall X \in \mathbb{R}^n.$$

Par définition,

$$f(X) = AX + o(X)$$

donc pour $\delta > 0$ assez petit,

$$\|f(X) - AX\| \leq (b - c)\|X\|$$

si $X \in B(0, \delta) := V$. Par Cauchy-Schwarz,

$$\frac{\langle f(X) - AX, X \rangle}{\|X\|^2} \leq b - c$$

d'où

$$\frac{\langle f(X), X \rangle}{\|X\|^2} \leq (b - c) + \frac{\langle AX, X \rangle}{\|X\|^2} \leq -c$$

pour tout $X \in V$. Soit $X \in V$, $I = [0, t_0]$ maximal tel que $\phi_t(X)$ soit défini pour $t \in [0, t_0]$. Soit $[0, t_1] \subset [0, t_0[$ maximal tel que $\Phi_t(X) \in \bar{V}$ alors

$$\frac{d}{dt}\|X(t)\| \leq \frac{\langle X', X \rangle}{\|X\|} \leq -c\|X\| < 0 \quad (6.3)$$

donc $\|X(t)\|$ décroît sur $[0, t_1]$, donc $\|X(t)\| \leq \|X(0)\| < \delta$ et $t_1 = t_0$. Il s'ensuit que $X([0, t_1]) \subset \bar{V}$. D'après le théorème d'explosion en espace en temps fini (le corollaire 1.20 traite la dimension 1, la preuve est semblable pour n quelconque), $X(t)$ est défini sur $[0, +\infty[$ et reste dans \bar{V} . En intégrant l'inégalité 6.3 on obtient

$$\|X(t)\| \leq e^{-ct}\|X(0)\|.$$

□

2.1 Exemple : Le pendule avec friction

On considère un pendule en mouvement, soumis à une force de friction. Soit une corde de longueur ℓ , à laquelle est attachée une masse soumise à une force gravitationnelle $m\vec{g}$ dirigée vers le bas. On note θ l'angle de la corde avec la verticale. La vitesse angulaire est θ' , la vitesse tangentielle $\ell\theta'T$ où $T = (\cos(\theta), \sin(\theta))$. On suppose qu'il y a une force de friction opposée au mouvement et proportionnelle à la vitesse tangentielle, soit $-k\ell\theta'T$. En notant $c(t) = \ell(\sin(\theta(t)), -\cos(\theta(t)))$ la position de la masse, on a

$$\begin{aligned} c'(t) &= \ell\theta'T \\ c''(t) &= \ell\theta''T + \ell\theta'^2(-c) \end{aligned}$$

Faisons le bilan des accélérations et forces dans la direction tangentielle : Accélération tangentielle : $\theta''\ell$,

Friction : $-k\theta'\ell$

Gravité : $-mg\sin(\theta)$.

L'équation de Newton $\sum F = m\vec{a}$ se traduit, pour sa composante tangentielle, en

$$-k\theta'\ell - mg\sin(\theta) = m\ell\theta''$$

soit l'équation d'ordre 2 non linéaire

$$\theta'' = \frac{-k}{m}\theta' - \frac{g\sin(\theta)}{\ell}$$

On se ramène à un système différentiel en posant $\omega = \theta'$:

$$\begin{cases} \theta' & = \omega \\ \omega' & = \theta'' = \frac{-k}{m}\omega - \frac{g \sin(\theta)}{\ell} \end{cases}$$

soit $\begin{pmatrix} \theta \\ \omega \end{pmatrix}' = \begin{pmatrix} \omega \\ \frac{-k}{m}\omega - \frac{g \sin(\theta)}{\ell} \end{pmatrix} = f(\theta, \omega)$. La matrice jacobienne en (θ, ω) est

$$J_{(\theta, \omega)} f = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{g \cos(\theta)}{\ell} & -\frac{k}{m} \end{pmatrix}.$$

Au point d'équilibre $(0, 0)$ on obtient le linéarisé

$$A = J_{(0,0)} f = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{g}{\ell} & -\frac{k}{m} \end{pmatrix}.$$

Les racines de l'équation caractéristique sont

$$\lambda = \frac{-\frac{k}{m} \pm \sqrt{\left(\frac{k}{m}\right)^2 - \frac{4g}{\ell}}}{2}$$

de partie réelles $-\frac{k}{2m} < 0$: $(0, 0)$ est bien un point d'équilibre asymptotiquement stable.

3 Théorème de Hartman-Grobman

Le théorème 6.5 montre qu'au voisinage d'un puits, le comportement des solutions d'un système non linéaire ressemble à celui des solutions du linéarisé. Cette propriété est en fait valable en tout point d'équilibre hyperbolique, ce que démontre le très important théorème suivant. Avant de l'énoncer, précisons ce qu'on entend par "ressemblance" des solutions

Définition 6.6. Soit $X' = f(X)$ et $g' = g(X)$ deux systèmes différentiels où $f, g : U \rightarrow \mathbb{R}^n$ sont de classe C^1 , $U \subset \mathbb{R}^n$ un ouvert contenant l'origine. Notons Φ_t le flot associé à f et Ψ_t le flot associé à g . On dit que les deux systèmes sont **topologiquement conjugués** s'il existe un homéomorphisme H défini d'un voisinage de 0 sur un voisinage de 0 tel que pour t voisin de 0.

$$\Psi_t(H(X)) = H(\Phi_t(X))$$

Théorème 6.7 (Hartman-Grobman). Soit $f : U \rightarrow \mathbb{R}^n$ de classe C^1 , U ouvert de \mathbb{R}^n contenant 0, Φ_t le flot du système non linéaire $X' = f(X)$. Supposons que 0 soit un point d'équilibre hyperbolique du système $X' = f(X)$ et notons $A = J_0 f$. Alors il existe homéomorphisme H défini d'un voisinage de 0 sur un voisinage de 0 tel que pour tout X voisin de 0, pour t voisin de 0

$$H(\Phi_t(X)) = e^{At} H(X)$$

Autrement dit le système non linéaire est topologiquement conjugué à son linéarisé, au voisinage du point d'équilibre. Ce théorème implique 6.5. Nous n'aborderons pas sa preuve, plus délicate.

On a les corollaires suivants :

Corollaire 6.8. Supposons que X_* soit un point d'équilibre stable de (6.1). Alors aucune valeur propre de la partie linéaire $A = J_{X_*}$ n'a de partie réelle > 0 . En particulier, un point-selle est instable.

Corollaire 6.9. Un point d'équilibre hyperbolique est asymptotiquement stable ou instable.

EXERCICE 6.10. Montrer que le point d'équilibre $\theta = \pi$ du pendule est instable.

Il reste à étudier la stabilité éventuelle en des points non hyperboliques, i.e. lorsqu'une valeur propre au moins de la partie linéaire est de partie réelle nulle. Un critère très utile pour établir la stabilité est l'existence de *fonctions de Lyapounov*.

4 Fonctions de Lyapounov

Soit $V : U \rightarrow \mathbb{R}$ différentiable sur $U \setminus \{X_*\}$. Etant donnée une équation (6.1), on note $\dot{V} : U \rightarrow \mathbb{R}$, la fonction

$$\dot{V}(X) = d_X V \cdot f(X) = \langle \nabla_X V, f(X) \rangle$$

Si $\Phi_t(X)$ est une trajectoire de $X' = f(X)$, on alors

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \Big|_{t=0} V(\Phi_t(X)) &= d_X V \cdot \frac{d}{dt} \Phi_t(X) \\ &= \dot{V} \end{aligned}$$

Théorème 6.11. Soit X_* un point d'équilibre de (6.1). Soit $V : U \rightarrow \mathbb{R}$, continue sur U , différentiable sur $U \setminus \{X_*\}$. On suppose que

- (1) $V(X_*) = 0$, $V(X) > 0$ si $X \neq X_*$.
- (2) $\dot{V} \leq 0$ sur $U \setminus \{X_*\}$.
Alors X_* est stable. Si de plus on a
- (3) $\dot{V} < 0$ sur $U \setminus \{X_*\}$,
alors X_* est asymptotiquement stable.

Définition 6.12. On appelle **fonction de Lyapounov** une telle fonction $V : U \rightarrow \mathbb{R}$ satisfaisant (1)-(2). On appelle **fonction de Lyapounov stricte** une fonction qui satisfait de plus (3)

Remarquons que dans le théorème, on ne fait pas du tout référence aux valeurs propres du linéarisé. On a en fait déjà rencontré une fonction de Lyapounov stricte : la fonction $X \mapsto \|X\|$ dont on a montré, lorsque X_* était un puits, qu'elle satisfaisait $\frac{d}{dt}\|X(t)\| < 0$ le long des trajectoires. C'est exactement la condition (3) ci-dessus. Démontrons le théorème :

Preuve: Considérons une boule fermée $\overline{B(X_*, \delta)} \subset U$. Puisque $V > 0$ sur $U \setminus \{X_*\}$, par continuité de V et compacité de la sphère $S(X_*, \delta)$, il existe

$$0 < \alpha = \min\{V(X) \mid X \in S(X_*, \delta)\}.$$

Posons $W = \overline{B(X_*, \varepsilon)}$ pour $\varepsilon > 0$ assez petit tel que $V < \alpha$ sur W (ε existe par continuité de V et l'hypothèse $V(0) = 0$). Si $X \in W \setminus \{X_*\}$, alors $t \mapsto V(\Phi_t(X))$ est décroissante (puisque sa dérivée est $\dot{V} \leq 0$) donc $V(\Phi_t(X)) < \alpha$ pour $t \geq 0$, ce qui implique que $\Phi_t(X)$ reste dans $\overline{B(X_*, \delta)}$ et est défini $\forall t \geq 0$.

Supposons maintenant que V soit une fonction de Lyapounov stricte. Alors $\dot{V} < 0$ implique que V décroît strictement le long des trajectoires de $U \setminus \{X_*\}$. Soit $\Phi_t(X)$ une trajectoire telle que $X \in W \setminus \{X_*\}$. Par compacité de $\overline{B(X_*, \delta)}$ il existe X_∞ tel que $\Phi_{t_n}(X) \rightarrow X_\infty$ pour une sous-suite $t_n \rightarrow \infty$. On affirme que $X_\infty = X_*$. Notons d'abord que

$$V(X_\infty) < V(\Phi_t(X)) \tag{6.4}$$

par décroissance stricte de $V(\Phi_t(X))$. Si $X_\infty \neq X_*$, alors

$$V(\Phi_t(X_\infty)) < V(X_\infty) \tag{6.5}$$

également pour tout $t > 0$. Fixons $s > 0$. Puisque $X_n := \Phi_{t_n}(X) \rightarrow X_\infty$, alors

$$\Phi_{s+t_n}(X) = \Phi_s(X_n) \rightarrow \Phi_s(X_\infty)$$

par continuité de Φ_s , d'où pour n assez grand, par continuité de V ,

$$V(\Phi_{s+t_n}(X)) \rightarrow V(\Phi_s(X_\infty)) < V(X_\infty)$$

par (6.5), ce qui contredit (6.4).

Il s'ensuit que X_* est la seule limite possible de $\{\Phi_t(X) \mid t \geq 0\}$, d'où $\Phi_t(X) \rightarrow X_*$. □

EXEMPLE 6.13. Soit le système $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}' = \begin{pmatrix} -y^3 \\ x^3 \end{pmatrix}$. Au point d'équilibre $X_* = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$, la partie linéaire est

$$Jf = \begin{pmatrix} 0 & -3y^2 \\ 3x^2 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

donc X_* n'est pas hyperbolique. Considérons $V(x, y) = x^4 + y^4 > 0$ sur $\mathbb{R}^2 \setminus \{X_*\}$. De plus

$$\dot{V} = (4x^3, 4y^3) \cdot \begin{pmatrix} -y^3 \\ x^3 \end{pmatrix} = 0$$

Le théorème 6.11 permet d'affirmer que X_* est stable. L'étude des lignes de niveau de la fonction V permet d'en dire plus. Les courbes de niveau de V ,

$$\{(x, y) \mid V(x, y) = c\}$$

forment une famille de courbes fermées entourant l'origine. Puisque $\dot{V} = 0$, V est constante le long des trajectoires, ce qui signifie qu'une trajectoire $X(t)$ reste contenue dans le niveau $\{(x, y) \mid V(x, y) = V(X(0))\}$. En conséquence, X_* n'est pas asymptotiquement stable.

Dans une situation où $\dot{V} < 0$ hors de X_* , les trajectoires doivent traverser les lignes de niveau. Observons que les lignes de niveau d'une fonction sont orthogonales en chaque point au gradient ∇V de la fonction. Le champ de vecteur ∇V donne en chaque point la direction dans laquelle la croissance de V est maximale (penser à la ligne de plus grande pente d'une colline). L'hypothèse

$$\dot{V} = \langle \nabla_X V, f(X) \rangle < 0$$

signifie que le champ de vecteur $f(X)$ est orientée dans une direction opposée (faisant un angle $> \pi/2$) à celle du gradient de V : la valeur de V décroît si on se déplace dans la direction $f(X)$, i.e. le long des trajectoires. Si les courbes de niveau forment une famille de courbes fermées entourant un centre X_* , il est intuitivement clair (et c'est ce que montre le théorème) que les trajectoires n'ont pas d'autre choix que de converger vers le centre.

4.1 Un exemple : le système proie-prédateur de Lotka et Volterra

Il s'agit du système différentiel non linéaire

$$x' = ax - bxy = x(a - by) \tag{6.6}$$

$$y' = -cy + dxy = y(-c + dx) \tag{6.7}$$

où $a, b, c, d > 0$. C'est une équation du type $X' = F(X)$ où F est définie sur \mathbb{R}^n et de classe C^1 . Il existe donc, pour toute donnée initiale $X_0 = (x_0, y_0)$, une unique solution maximale $(J, X(t) = (x(t), y(t)))$ issue de X_0 . On s'intéresse à des quantités $x(t)$ et $y(t)$ positives, $x(t)$ représentant une population de proies et $y(t)$ une population de prédateurs.

Lorsque $y_0 = 0$, on voit que $y(t) = 0$ sur \mathbb{R} est solution de (6.7) et que (6.6) se résout en $x(t) = x_0 e^{at}$. Inversement, si $x_0 = 0$ alors $x(t) = 0$ sur \mathbb{R} résout (6.6) et alors $y(t) = y_0 e^{-ct}$. En l'absence de son prédateur, la population de proies croît exponentiellement. En l'absence de proies la population de prédateurs décroît exponentiellement. C'est évidemment un modèle rudimentaire. Les axes (Ox) et (Oy) sont stables par le flot de l'équation.

La solution $(0, 0)$ est un point d'équilibre évident. On vérifie sans peine que $(\frac{c}{d}, \frac{a}{b})$ est l'unique autre point d'équilibre. Etudions leur type. La partie linéaire de F est

$$J_{(x,y)} f = \begin{pmatrix} a - by & -bx \\ dy & -c + dx \end{pmatrix}.$$

En $(0, 0)$,

$$J_{(0,0)}f = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & -c \end{pmatrix},$$

d'où $(0, 0)$ est un point selle et donc un point hyperbolique. C'est donc un point d'équilibre instable par le théorème de Hartman-Grobman.

En $X_* = (\frac{c}{d}, \frac{a}{b})$,

$$J_{X_*}f = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{bc}{d} \\ \frac{da}{b} & 0 \end{pmatrix}.$$

Le polynome caractéristique est $P(\lambda) = \lambda^2 + ac$, les valeurs propres sont $\pm i\sqrt{ac}$, imaginaires pures. Le point d'équilibre X_* n'est pas hyperbolique donc le théorème de Hartman-Grobman ne s'applique pas.

Cherchons une fonction de Lyapounov. Commençons par chercher $V :]0, +\infty[\times]0, +\infty[\rightarrow \mathbb{R}$ telle que

$$\dot{V} = \frac{d}{dt}V(X(t)) \leq 0$$

sur $]0, +\infty[\times]0, +\infty[- \{X_*\}$. On a

$$\dot{V} = x' \frac{\partial V}{\partial x} + y' \frac{\partial V}{\partial y}.$$

En écrivant

$$\begin{aligned} x' &= xy \left(\frac{a}{y} - b \right) \\ y' &= xy \left(-\frac{c}{x} + d \right) \end{aligned}$$

il vient

$$x' \left(-\frac{c}{x} + d \right) - y' \left(\frac{a}{y} - b \right) = 0$$

Donc si on peut trouver V telle que

$$\frac{\partial V}{\partial x} = \left(-\frac{c}{x} + d \right) \quad \text{et} \quad \frac{\partial V}{\partial y} = -\left(\frac{a}{y} - b \right)$$

on aura $\dot{V} = 0$. Or il suffit de poser $V(x, y) = G(x) + H(y)$ où G est une primitive de $(-\frac{c}{x} + d)$ et H une primitive de $-(\frac{a}{y} - b)$. On obtient

$$V(x, y) = -c \ln x + dx - a \ln y + by.$$

Le tableau de variation de G et H montre que $(\frac{c}{d}, \frac{a}{b})$ est le minimum strict de V sur $]0, +\infty[\times]0, +\infty[$. De plus V est continue sur $]0, +\infty[\times]0, +\infty[$. Il s'ensuit que $V - V(X_*)$ est une fonction de Lyapounov du système en X_* . On conclut du théorème 6.11 que X_* est un point d'équilibre stable.

En travaillant plus, on peut montrer que pour tout $X_0 = (x_0, y_0)$ (dans le quadrant supérieur droit) différent du point d'équilibre X_* , la trajectoire issue de X_0 est périodique autour de X_* .