

## Corrigé 6. Fonction de Liapunov, variété centrale

### Exercice 12. Modèle de Lorenz, 2e partie

Soit le modèle de Lorenz

$$\begin{cases} \dot{x} = \sigma(y - x) \\ \dot{y} = -xz + rx - y \\ \dot{z} = xy - bz \end{cases} \iff \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{X}(\mathbf{x}(t)) \quad (1)$$

avec  $b > 0, \sigma > 0, r > 0$ , pour lequel on donne la fonction de Liapunov

$$V(x, y, z) = \frac{1}{2} (rx^2 + \sigma y^2 + \sigma z^2). \quad (2)$$

#### Fonction de Liapunov

Pour la détermination du bassin d'attraction global, on utilise le théorème suivant.

**Théorème** (Liapunov). Soit  $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{X}(\mathbf{x})$  un système non-linéaire pour lequel  $\mathbf{x} = 0$  est un point d'équilibre. Soit  $V(\mathbf{x})$  une fonction définie positive ( $V(0) = 0$  et  $V(\mathbf{x}) > 0, \forall \mathbf{x} \neq 0$ ) et continuellement différentiable. Alors si  $\dot{V}(\mathbf{x}(t)) \leq 0 \forall \mathbf{x}, \mathbf{x} = 0$  est un point d'équilibre stable (asymptotiquement si l'inégalité est stricte).

Esquisse de preuve<sup>1</sup> : considérer les surfaces  $V(\mathbf{x}) = c$ , dites surfaces de Liapunov (voir figure 2.6 du polycopié). Si  $\dot{V} \leq 0$ , une trajectoire passant une surface  $V(\mathbf{x}) = c$  sera prisonnière du volume  $V(\mathbf{x}) \leq c$  délimité par la surface de Liapunov, d'où la stabilité du point d'équilibre. Si  $\dot{V} < 0$ , la trajectoire sera prisonnière de volumes délimités par une suite de surfaces de Liapunov de constantes décroissantes. Quand  $t \rightarrow \infty, V(\mathbf{x}(t)) \rightarrow 0$ , et (puisque  $V(\mathbf{x}) = 0$  qu'en  $\mathbf{x} = 0$ )  $\mathbf{x}(t) \rightarrow 0$ , d'où la stabilité asymptotique du point d'équilibre.

Pour une équation différentielle  $\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{x}$  donnée, déterminer la fonction de Liapunov (si elle existe) n'est pas simple. Il existe cependant de bons candidats :  $V(\mathbf{x}) = \mathbf{x}P\mathbf{x}$ , avec  $P$  une matrice symétrique définie positive, telle la fonction de Liapunov (2) en est un exemple.

Si  $V(t) = V(\mathbf{x}(t))$  où  $\mathbf{x}(t)$  est une trajectoire, on a

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{d}{dt} V(\mathbf{x}(t)) = \nabla V \cdot \mathbf{X}(\mathbf{x}(t)) \\ &= \begin{pmatrix} rx \\ \sigma y \\ \sigma z \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \sigma(y - x) \\ -xz + rx - y \\ xy - bz \end{pmatrix} = -\sigma (bz^2 + rx^2 - 2rxy + y^2) \end{aligned}$$

---

<sup>1</sup>Pour preuve, voir Khalil, H.K., *Nonlinear Systems*, Prentice-Hall, 1996.

On complète le carré pour écrire  $\dot{V}$  sous forme quadratique

$$\begin{aligned}\dot{V} &= -\sigma (bz^2 + rx^2 - 2rxy + y^2 - r^2x^2 + r^2x^2) \\ &= -\sigma [bz^2 + (y - rx)^2 + r(1 - r)x^2]\end{aligned}$$

d'où on conclut,

- si  $r < 1$ ,  $\dot{V} < 0 \forall x \neq 0$ , l'origine est donc asymptotiquement stable *globalement*; c'est-à-dire que tout l'espace est le bassin d'attraction.
- si  $r = 1$ , on ne peut pas conclure car  $\dot{V} = 0$  sur la droite  $z = 0, x = y$ .

### Diagonalisation autour de 0 lorsque $r = 1$

Les valeurs propres de  $M(0,0,0)$  sont alors  $-b, -(\sigma + 1)$  et 0. Les vecteurs propres associés, solutions de  $(\lambda \mathbb{I} - M)z_\lambda = 0$ , sont

$$z_{-b} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} ; \quad z_{-(\sigma+1)} = \begin{pmatrix} \sigma \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} ; \quad z_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Ecrivons alors  $x = uz_0 + vz_{-(\sigma+1)} + wz_{-b}$  donc

$$\begin{cases} x = u + \sigma v \\ y = u - v \\ z = w \end{cases} \implies \begin{cases} u = \frac{1}{\sigma+1}x + \frac{\sigma}{\sigma+1}y \\ v = \frac{1}{\sigma+1}x - \frac{1}{\sigma+1}y \\ w = z \end{cases} \quad (3)$$

En se servant de (1) et (3), on est à même d'obtenir le système (4) de la forme  $\dot{u} = Au + B$  où  $B$  représente les termes non-linéaires. La variable  $u$  représente la variété centrale alors que les deux autres sont les variétés stables.

$$\begin{pmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -(\sigma+1) & 0 \\ 0 & 0 & -b \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{\sigma}{\sigma+1}(u + \sigma v)w \\ \frac{1}{\sigma+1}(u + \sigma v)w \\ (u + \sigma v)(u - v) \end{pmatrix} \quad (4)$$

Ce système s'écrit aussi

$$\begin{cases} \dot{u} = f(u, v) \\ \dot{v} = \mathcal{S}v + g(u, v) \end{cases} \quad (5)$$

avec  $v = \begin{pmatrix} v \\ w \end{pmatrix}$ ,  $\mathcal{S} = \begin{pmatrix} -(\sigma+1) & 0 \\ 0 & -b \end{pmatrix}$  et

$$f(u, v) = -\frac{\sigma}{\sigma+1}(u + \sigma v)w$$

$$g(u, v) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma+1}(u + \sigma v)w \\ (u + \sigma v)(u - v) \end{pmatrix}$$

### Mouvement sur la variété centrale

La variété centrale est (localement) de la forme  $E^c = \{(u, \mathbf{h}(u))\} = \{(u, v(u), w(u))\}$ .  
 Le mouvement sur cette variété obéit à (5). Mais  $\dot{v} = \dot{\mathbf{h}}(u) = \frac{d\mathbf{h}}{du}\dot{u} = \frac{d\mathbf{h}}{du}f(u, \mathbf{h}(u))$   
 d'où

$$\mathbf{h}(u) = \mathcal{S}^{-1} \left[ \frac{d\mathbf{h}}{du} f(u, \mathbf{h}(u)) - \mathbf{g}(u, \mathbf{h}(u)) \right]$$

On peut approcher  $\mathbf{h}(u)$  par une suite de fonctions  $\mathbf{h}_n(u)$ , avec

$$\begin{cases} \mathbf{h}_0(u) = 0 \\ \mathbf{h}_{n+1}(u) = \mathcal{S}^{-1} \left[ \frac{d\mathbf{h}_n}{du} f(u, \mathbf{h}_n(u)) - \mathbf{g}(u, \mathbf{h}_n(u)) \right] \end{cases}$$

Le calcul à l'ordre  $n = 1$  constitue l'*approximation adiabatique*.

$$\mathbf{h}_1(u) = -\mathcal{S}^{-1} \mathbf{g}(u, 0) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma+1} & 0 \\ 0 & \frac{1}{b} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ u^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{u^2}{b} \end{pmatrix}$$

L'équation de la variété centrale est donc  $E^c \simeq \{(u, 0, \frac{u^2}{b})\}$ . Le mouvement sur cette variété est donné par

$$\dot{u} \simeq f(u, \mathbf{h}_1(u)) = -\frac{\sigma}{\sigma+1} \frac{u^3}{b}$$

L'origine reste donc stable si  $r = 1$ , mais la convergence est *beaucoup plus lente* qu'une exponentielle :

$$u_t = \frac{1}{\sqrt{2kt + \frac{1}{u_0^2}}} \sim \frac{1}{\sqrt{t}}, \quad k = \frac{\sigma}{b(\sigma+1)}$$