
TP 3 : Quelques méthodes numériques

I. Méthode de la puissance

Dans la suite, A désigne une matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ diagonalisable. On pose λ_{\max} , la valeur propre la plus grande en valeur absolue de la matrice A .

Le but de cet exercice est de déterminer une approximation d'un vecteur propre de A associé à la valeur propre λ_{\max} . Pour cela, on définit la suite de vecteurs $(X_k)_{k \in \mathbb{N}}$ par

$$X_0 \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \quad \text{et} \quad \forall k \in \mathbb{N}, \quad X_{k+1} = \frac{AX_k}{\|AX_k\|}$$

où $\|\cdot\|$ désigne la norme associée au produit scalaire canonique sur $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. On admet que la suite $(X_k)_{k \in \mathbb{N}}$ converge vers un vecteur propre associé à λ_{\max} .

1. Écrire une fonction **norme** qui prend en argument une matrice colonne X et renvoie sa norme $\|X\|$.
2. Écrire une fonction **puissance**(A , X_0 , k) qui renvoie le terme X_k .
3. *Test.* On pose

$$A = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad X_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Calculer (sans Python) les valeurs propres de A et donner un vecteur propre de norme 1 associé à la plus grande valeur propre. Comparer les résultats obtenus avec les résultats obtenus avec la fonction **puissance**.

4. Modifier le programme pour afficher la plus petite valeur k telle que $\|AX_k - \lambda_{\max}X_k\| \leq 10^{-6}$ où ρ est la plus grande valeur propre.
5. On suppose la matrice A inversible. Comment obtenir une approximation d'un vecteur propre d'une matrice associé à la valeur propre la plus *petite* (en valeur absolue)?

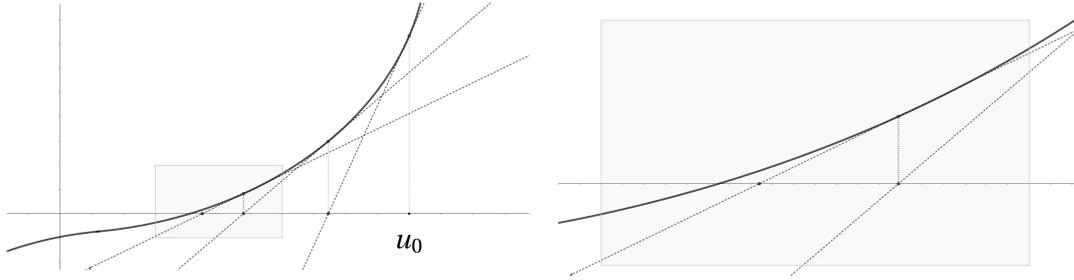
II. Méthode de Newton pour la recherche de zéro

Rappel : en dimension 1

Partie A - Étude théorique

Soit $f : [a; b] \rightarrow \mathbb{R}$ de classe \mathcal{C}^1 . On suppose que f' ne s'annule pas et que f s'annule une unique fois en un point c . On construit la suite u de la façon suivante :

- On part de $u_0 = a$.
 - Pour tout $n \in \mathbb{N}$, u_{n+1} est l'abscisse du point d'intersection de l'axe des abscisses et de la tangente à la courbe représentative de f au point d'abscisse u_n .
1. Ci-dessous la courbe de f et des tangentes. Placer u_1 , u_2 et u_3 .
Conjecturer le comportement limite de la suite $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$.



2. Écrire l'équation de la tangente au point d'abscisse u_n . Vérifier que pour tout $n \in \mathbb{N}$,

$$u_{n+1} = u_n - \frac{f(u_n)}{f'(u_n)}.$$

3. Si la suite u converge vers une limite finie, justifier que u converge vers c .

4. Dans cette question, on prend l'exemple de $f : x \in [1; 2] \mapsto x^2 - 2$.

(a) Vérifier que pour tout $n \in \mathbb{N}$,
$$u_{n+1} - \sqrt{2} = \frac{(u_n - \sqrt{2})^2}{2u_n}.$$

Puis,
$$|u_{n+1} - \sqrt{2}| \leq |u_n - \sqrt{2}|^2 \quad \text{et} \quad |u_n - \sqrt{2}| \leq |u_0 - \sqrt{2}|^{2^n}.$$

(b) En remarquant que $|u_0 - \sqrt{2}| \leq 1/2$, démontrer la convergence de la suite u vers $\sqrt{2}$.

Partie B - Python

5. Écrire un programme qui prend en entrée un entier n , u_0 , f et f' et renvoie u_n .

6. Dédurre de la question 4. une fonction Python qui prend en argument une précision p et renvoie une approximation de $\sqrt{2}$ à p -près.

En dimension n

Soit F une fonction de \mathbb{R}^n à valeurs dans \mathbb{R}^n . Une telle fonction est définie par ses m fonctions composantes à valeurs réelles

$$F : \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mapsto (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})) \in \mathbb{R}^n.$$

On suppose dans la suite que toutes les fonctions composantes f_i sont de classe \mathcal{C}^1 sur \mathbb{R}^n et on définit la matrice jacobienne de F par :

$$J(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \partial_1 f_1(\mathbf{x}) & \partial_2 f_1(\mathbf{x}) & \cdots & \partial_n f_1(\mathbf{x}) \\ \partial_1 f_2(\mathbf{x}) & \partial_2 f_2(\mathbf{x}) & \cdots & \partial_n f_2(\mathbf{x}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \partial_1 f_n(\mathbf{x}) & \partial_2 f_n(\mathbf{x}) & \cdots & \partial_n f_n(\mathbf{x}) \end{bmatrix}.$$

La méthode de Newton se généralise à plusieurs dimensions pour résoudre l'équation

$$F(\mathbf{x}) = \mathbf{0}_{\mathbb{R}^n} \quad \text{d'inconnue } \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \quad (\bullet)$$

Lorsque la matrice Jacobienne est inversible, on définit la suite $(\mathbf{x}_i)_{i \in \mathbb{N}}$ par \mathbf{x}_0 et

$$\forall i \in \mathbb{N}, \quad \mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - J(\mathbf{x}_i)^{-1} F(\mathbf{x}_i)$$

où on identifie $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ avec \mathbb{R}^n . Sous certaines conditions, on montre que la suite $(\mathbf{x}_i)_{i \in \mathbb{N}}$ converge vers une solution de l'équation (\bullet) .

Exemple

Considérons le système

$$\begin{cases} \cos(x) = \sin(y) \\ e^{-x} = \cos(y) \end{cases} \quad \text{d'inconnue } (x, y) \in \mathbb{R}^2 \quad (\star)$$

- Déterminer une fonction $F : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ de sorte que l'équation (\star) soit équivalente à $F(x, y) = (0, 0)$. Préciser la matrice jacobienne de F . En déduire deux programmes, un pour le calcul de $F(x, y)$, un autre pour $J(x, y)$.
- En déduire un programme et une approximation d'une solution de (\star) .

La méthode de Newton est assez efficace et permet une convergence rapide vers une solution. Cette méthode a de nombreuses variantes et extensions. Citons par exemple, son application dans les « théorèmes K.A.M » dont l'étude de la stabilité du système solaire.

Solution

I.1.

```
import numpy as np

def norme(X):
    n=len(X)
    s=0
    for i in range(n):
        s=s+X[i]**2
    return float(s**(1/2))
```

I. 2.

```
def puissance(A,X0,k):
    X=X0
    for i in range(k):
        X=np.dot(A,X)
        X=X/norme(X)
    return X
```

- I. 3.** On vérifie que le spectre est constitué de 0.3 et 1. De plus, un vecteur propre associé à $\lambda_{\max} = 1$ est donné par

$$X_p = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Pour avoir un vecteur propre de norme 1, il suffit de diviser le vecteur précédent par sa norme : $\sqrt{2}$. Testons maintenant le programme :

```
Atest=np.array([[0.5,0.5],[0.2,0.8]])
X0test=np.array([[1],[0]])
print(puissance(Atest,X0test,10))
```

```
[[0.70711409]
 [0.70709947]]
```

On retrouve bien un vecteur "presque" colinéaire au vecteur propre X_p .

I.4.

```
def seuil(A,X0):
    X=X0
    k=0
    err=norme(np.dot(A,X)-X)
    while err>10**(-6):
```

```
X=np.dot(A,X)
X=X/norme(X)
err=norme(np.dot(A,X)-X)
k=k+1
return k
```

```
print(seuil(Atest,X0test))
```

On trouve 12.

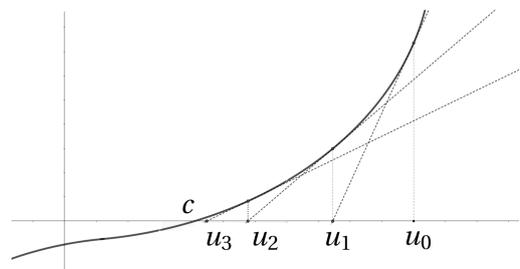
- I.5** Si la matrice est inversible, λ est valeur propre de A si et seulement si λ^{-1} est valeur propre de A^{-1} . L'idée est donc d'appliquer la méthode de la puissance à l'inverse.

```
Ainv=np.linalg.inv(Atest)
print(puissance(Ainv,X0test,100))
```

```
[[ 0.92847669]
 [-0.37139068]]
```

II. Dimension 1

On conjecture que la suite u tend vers c , le zéro de la fonction f .



- 2.** L'équation au point d'abscisse u_n est

$$y = f(u_n) + f'(u_n)(x - u_n).$$

On résout donc l'équation d'inconnue $x \in \mathbb{R}$,

$$0 = f(u_n) + f'(u_n)(x - u_n).$$

Comme $f'(u_n) \neq 0$, on trouve une unique solution donnée par :

$$u_{n+1} = u_n - \frac{f(u_n)}{f'(u_n)}.$$

- 3.** Supposons qu'il existe $\ell \in \mathbb{R}$ tel que $u_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \ell$.

Par continuité de f et f' , on a aussi :

$$f(u_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} f(\ell) \quad \text{et} \quad f'(u_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} f'(\ell).$$

Comme f' ne s'annule pas, on a par somme et quotient :

$$u_n - \frac{f(u_n)}{f'(u_n)} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \ell - \frac{f(\ell)}{f'(\ell)}.$$

De plus, on a par définition de u ,

$$\forall n \in \mathbb{N}, \quad u_{n+1} = u_n - \frac{f(u_n)}{f'(u_n)}.$$

Par unicité de la limite,
$$\ell = \ell - \frac{f(\ell)}{f'(\ell)}.$$

Nécessairement,
$$f(\ell) = 0.$$

Retenons que si la suite u converge, alors elle converge vers l'unique zéro de f .

4.(a) La fonction f est bien de classe \mathcal{C}^1 car polynomiale. Elle ne s'annule qu'en $\sqrt{2}$. De plus, pour tout $x \in [1; 2]$, $f'(x) = 2x$. On en déduit que pour tout $n \in \mathbb{N}$,

$$u_{n+1} = u_n - \frac{u_n^2 - 2}{2u_n}.$$

Expression que l'on simplifie sous la forme :

$$u_{n+1} = \frac{1}{2} \left(u_n + \frac{2}{u_n} \right).$$

Dans ce cas, on obtient

$$\begin{aligned} u_{n+1} - \sqrt{2} &= \frac{1}{2} \left(u_n + \frac{2}{u_n} \right) - \sqrt{2} \\ &= \frac{u_n^2 - 2\sqrt{2}u_n + 2}{2u_n} \\ u_{n+1} - \sqrt{2} &= \frac{(u_n - \sqrt{2})^2}{2u_n}. \end{aligned}$$

Comme $2u_n \geq 1$, $1/(2u_n) \leq 1$ et

$$|u_{n+1} - \sqrt{2}| \leq \frac{|u_n - \sqrt{2}|^2}{2u_n} \leq |u_n - \sqrt{2}|^2.$$

- Procédons par récurrence sur la propriété :

$$\mathcal{P}(n) : \quad |u_n - \sqrt{2}| \leq |u_0 - \sqrt{2}|^{2^n}.$$

Initialisation.

On a $|u_0 - \sqrt{2}| = |u_0 - \sqrt{2}|^{2^0}$.

La propriété $\mathcal{P}(0)$ est donc vraie.

Hérédité. Soit $n \in \mathbb{N}$. Supposons $\mathcal{P}(n)$ vraie et démontrons que $\mathcal{P}(n+1)$ est vraie. On a d'après ce qui précède

$$\begin{aligned} |u_{n+1} - \sqrt{2}| &\leq |u_n - \sqrt{2}|^2 \\ &\leq |u_0 - \sqrt{2}|^{2^{n+1}} \\ &\leq |u_0 - \sqrt{2}|^{2^{n+1}} \\ &\leq |u_0 - \sqrt{2}|^{2^{n+1}}. \end{aligned}$$

$\mathcal{P}(n+1)$ est donc bien vérifiée.

Conclusion. Pour tout entier n , $\mathcal{P}(n)$ est vraie.

4.(b) À l'aide de la remarque $|u_0 - \sqrt{2}| < 1$, puis,

$$|u_0 - \sqrt{2}|^{2^n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.$$

Par encadrement,

$$u_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \sqrt{2}.$$

5. Un programme possible est :

```
def u_n(fonct, der, u0, n) :
    u = u0
    for i in range(n) :
        u = u - fonct(u)/der(u)
    return u
```

6. Donnons un code à l'aide d'une boucle while.

```
def approx(p) :
    # p est la précision
    u=1
    erreur=1/2
    while erreur > p :
        erreur=erreur**2
        u=(u+2/u)/2
    # La formule de récurrence de la
    # suite u
    return u
```

La méthode de Newton est à comparer à la méthode d'approximation par dichotomie. La convergence de la suite obtenue par la méthode de Newton est bien plus rapide que celle par dichotomie. Il faut cependant supposer la fonction f dérivable avec que la dichotomie ne suppose que la continuité.

II. Dimension n

1.

```
import numpy as np

def F(X) :
    a=float(np.cos(X[0]) - np.sin(X[1]))
    b=float(np.exp(-X[0]) - np.cos(X[1]))
    return np.array([[a], [b]])

def jacobienne(X) :
    a=float(-np.sin(X[0]))
    b=float(-np.cos(X[1]))
    c=float(-np.exp(-X[0]))
    d=float(np.sin(X[1]))
    return np.array([[a, b], [c, d]])
```

2.

```
def approximation(n) :
    X=np.array([[1], [0]])
    for i in range(n) :
        Jinv=np.linalg.inv(jacobienne(X))
        X=X - np.dot(Jinv, F(X))
    return X
```

Une solution est approximativement donnée par $x = 0.58853$ et $y = 0.98226$.