

Simulation Numérique  
« Le module numpy »

Instruction	Description
<code>import numpy as np</code>	Importer le module numpy et lui donner l'alias np.
<code>np.pi</code>	La constante $\pi$
<code>T1 = np.array([1, 0, 4, 9, 0])</code> <code>T2 = np.array([2, 3, -4, 4, 3])</code>	Créer un tableau numpy à partir d'une liste
<code>&gt;&gt;&gt; T1[0]</code> 1	Accès à un élément du tableau
<code>A = np.array([[1, 2, 3], [4, 5, 4]])</code>	Créer une matrice numpy
<code>A[1, 2]</code> <code>&gt;&gt; 4</code>	Accéder à une composante de la matrice
<code>A.size</code> <code>&gt;&gt; 6</code>	Renvoie la taille d'un tableau
<code>A.shape</code> <code>&gt;&gt; (2, 3)</code>	Renvoie la forme d'un tableau
<code>A[0 : 2, 0 : 2]</code> <code>&gt;&gt; array([[1, 2], [4, 5]])</code>	Extraire une sous-matrice
<code>np.zeros(6)</code> <code>&gt;&gt; array([0., 0., 0., 0., 0., 0.])</code> <code>np.zeros( (2,3) )</code> <code>&gt;&gt; array([[0., 0., 0.], [0., 0., 0.]])</code>	Création d'un tableau ou matrice nulle
<code>np.arange(3, 15, 2)</code> <code>&gt;&gt; array([ 3, 5, 7, 9, 11, 13])</code>	Créer un tableau qui contient les valeurs de 3 à 14 avec le pas 2
<code>np.ones(4)</code> <code>&gt;&gt; array([1., 1., 1., 1.])</code> <code>np.ones( (2,4) )</code> <code>&gt;&gt; array([[1., 1., 1., 1.], [1., 1., 1., 1.]])</code>	Création d'un tableau ou matrice remplie des 1
<code>np.eye(3)</code> <code>&gt;&gt; array([[1., 0., 0.], [0., 1., 0.], [0., 0., 1.]])</code>	Créer une matrice identité d'ordre 3
<code>np.dot(A, B)</code>	Produit matriciel de A et B
<code>A=np.array([2,3 ,1])</code> <code>B=np.array([0,2 ,4])</code> <code>A+B</code> <code>&gt;&gt; np.array([2,5,5])</code> <code>A*B</code> <code>&gt;&gt; np.array([0,6,4])</code> <code>A+2</code> <code>&gt;&gt; np.array([4,5,3])</code>	Opérations sur les tableaux
<code>np.linspace(3, 9, 10)</code>	<code>np.linspace()</code> permet d'obtenir un tableau 1D allant d'une valeur de départ à une valeur de fin avec un nombre donné d'éléments équidistant.

<code>np.copy(T)</code>	Copie d'un tableau
<code>C = A[ : , [1] ]</code> <code>&gt;&gt; array([[2],[5]])</code>	Extraction sous matrice
<code>T=np.array([0, np.pi/2, 2])</code> <code>np.sin(T)</code> <code>&gt;&gt; array([0. , 1. , 0.90929743])</code>	Fonctions sur vercteurs
<code>A = array([[3,5,2],[1,8,4]])</code> <code>A &gt;=5</code> <code>&gt;&gt; array([[False,True,False],[False,True,False]])</code>	Numpy compare les paires d'éléments correspondants. Le résultat est une matrice de constantes booléennes, de valeurs False ou True. Ceci peut permettre d'exprimer une expression logique dans une instruction conditionnelle de façon condensée.
<code>A = np.array([3,5,2,1,8,4])</code> <code>B=A.reshape((2,3))</code> <code>&gt;&gt; array([[3,5,2],[1,8,4]])</code>	Redimensionner un tableau
<code>np.transpose(M)</code>	Transposé d'une matrice M
<code>np.diag(v)</code>	Créer une matrice de diagonale v
<code>np.vdot(v1, v2)</code>	Produit scalaire
<code>np.concatenate(A, B)</code>	Concaténer deux tableaux de n'importe quelle dimension.
<code>np.linalg.inv(A)</code>	Inverse d'une matrice
<code>np.linalg.solve(A,Y)</code>	Résoudre les systèmes linéaires de forme AX=Y
<code>np.linalg.det(A)</code>	Déterminant de la matrice A
<code>np.linalg.eigvals(a)</code>	La liste des valeurs propres
<code>np.linalg.eig(a)</code>	La liste des valeurs et vecteurs propres
<code>np.linalg.norm(A)</code>	La norme d'un vecteur ou d'une matrice
<code>np.linalg.cholesky(a)</code>	Retourne the la décomposition de Cholesky
<code>np.all(A)</code>	Test whether all array elements along a given axis evaluate to True

### Exercice 1 :

A l'aide de numpy, résoudre les systèmes d'équations linaires suivants d'inconnues x; y; z :

(1)

$$\begin{cases} x + y + z = 1 \\ x - 2y + z = 0 \\ 2x - y + z = 2 \end{cases}$$

(2)

$$\begin{cases} x + y + z = a \\ x - 2y + z = b \\ 2x - y + z = c \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} 3a + b - c = 3 \\ a + b + c = 3 \\ a - 2b + 2c = 1 \end{cases}$$

De 2 façons différentes, avec les fonctions solve() ou inv() du sous module linalg de numpy. Que constatez-vous ?

### Exercice 2 :

Déterminer les polynômes de degré au plus 2 prenant pour valeur 1,4 et 3 respectivement en 0, 1 et 2.

### Exercice 3 :

A l'aide de matplotlib.pyplot tracer :

1. La courbe paramétrée  $x(t) = t \cdot \cos(t)$ ;  $y(t) = t \cdot \sin(t)$  pour  $t \in [0, 10]$ .
2. Une ellipse de fonction paramétrique :

$$\begin{aligned} x &= u + a \cdot \cos(t) ; \\ y &= v + b \cdot \sin(t) \end{aligned}$$

u #x-position of the center  
v #y-position of the center  
a #radius on the x-axis  
b #radius on the y-axis

### Exercice 4 :

Les fonctions demandées peuvent ne faire qu'une ligne de code !

On pourra utiliser les fonctions suivantes :

- np.triu(A) Renvoie le tableau A dont les éléments au-dessous de la diagonale ont été annulés.
- np.tril(A) Renvoie le tableau A dont les éléments au-dessus de la diagonale ont été annulés.

1. Écrire une fonction est\_triangulaire\_sup(M) qui renvoient True si la matrice M est triangulaire supérieure, False sinon.

2. Écrire une fonction `est_diagonale(M)` qui renvoie `True` si la matrice `M` est diagonale, `False` sinon.
3. Écrire une fonction `est_inversible(M)` qui renvoie `True` si la matrice `M` est inversible, `False` sinon

### **Exercice 5** : Pivot de Gauss pour la résolution du système $AX=b$

On résoudra cet exercice à l'aide de la bibliothèque `numpy`.

1. Programmer une fonction `remontee(T,b)` qui résout le système  $T.X = b$ , où `T` est une matrice triangulaire supérieure. Si le système est de Cramer, `remontee` renvoie l'unique solution, sinon elle renvoie `False`.

Le pivot de Gauss est une des méthodes les plus stables pour la résolution des systèmes linéaires, la première phase de cette méthode est de rendre la matrice `A` triangulaire supérieure en appliquant des transvections sur les lignes, puis une étape de remontée est appliquée pour calculer la solution :

2. Programmer une fonction `echanger_ligne(A, i, j)` qui permet de permuter les lignes d'indices `i` et `j` de la matrice `A`.
3. Programmer une fonction `pivot_partiel(A, ind)` qui retourne l'indice de la ligne contenant le `ind`ème pivot maximal de la matrice `A`.
4. Programmer une fonction `transvection(A, i, j, mu)` qui calcule  $A[i] = A[i] + mu * A[j]$ .
5. Programmer une fonction `solution_systeme(A0,b0)` qui résout le système  $A0.X = b0$  avec l'algorithme du pivot de Gauss.

### **Exercice 6** : Méthode de Strassen

L'algorithme de Strassen permet de calculer un produit matriciel en effectuant moins de multiplications, car la méthode "classique" n'est pas optimale. Cet algorithme ne s'applique que sur les matrices dont la taille est une puissance de 2. Ce n'est pas vraiment une limitation car n'importe quelle matrice peut devenir de cette forme en complétant les lignes et les colonnes par des 0.

L'algorithme de Strassen est récursif : à chaque étape la matrice est divisée en quatre sous-matrices, l'amélioration consistant à effectuer des opérations plus simples entre celles-ci par rapport à la méthode dite classique. Le cas d'arrêt de la récursivité est celui où les matrices sont de taille  $1 \times 1$ .

**NB** : Dans le cas où une des dimensions est impaire, on se ramène au cas précédent en ajoutant une ligne ou une colonne en bas ou à droite des matrices. On pourra utiliser la fonction **`concatenate`** de la bibliothèque `numpy`.

Soient `A` et `B` deux matrices carrées de taille `n`, dont on souhaite calculer le produit  $C=A \times B$ . On suppose, pour se simplifier la vie, que `n` est de la forme d'une puissance de 2 : si tel n'est pas le cas, il suffit de compléter les matrices avec des 0.

### Algorithme :

Les trois matrices A, B et C sont divisées en matrices par blocs de taille égale :

$$A = \begin{pmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \\ A_{2,1} & A_{2,2} \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} B_{1,1} & B_{1,2} \\ B_{2,1} & B_{2,2} \end{pmatrix}$$

$$C = \begin{pmatrix} C_{1,1} & C_{1,2} \\ C_{2,1} & C_{2,2} \end{pmatrix}$$

Dans la méthode classique on calcule le produit par :

$$C_{1,1} = A_{1,1} \times B_{1,1} + A_{1,2} \times B_{2,1}$$

$$C_{1,2} = A_{1,1} \times B_{1,2} + A_{1,2} \times B_{2,2}$$

$$C_{2,1} = A_{2,1} \times B_{1,1} + A_{2,2} \times B_{2,1}$$

$$C_{2,2} = A_{2,1} \times B_{1,2} + A_{2,2} \times B_{2,2}$$

On constate que cette méthode nécessite 8 multiplications de matrices pour calculer les  $C_{i,j}$ , et ce comme dans le produit classique.

L'idée de Strassen est de réussir à obtenir ces  $C_{i,j}$  avec seulement 7 multiplications, en introduisant les matrices suivantes :

$$M1 = (A_{1,1} + A_{2,2}) \times (B_{1,1} + B_{2,2})$$

$$M2 = (A_{2,1} + A_{2,2}) \times B_{1,1}$$

$$M3 = A_{1,1} \times (B_{1,2} - B_{2,2})$$

$$M4 = A_{2,2} \times (B_{2,1} - B_{1,1})$$

$$M5 = (A_{1,1} + A_{1,2}) \times B_{2,2}$$

$$M6 = (A_{2,1} - A_{1,1}) \times (B_{1,1} + B_{1,2})$$

$$M7 = (A_{1,2} - A_{2,2}) \times (B_{2,1} + B_{2,2})$$

Les  $C_{i,j}$  sont alors exprimées comme

$$C_{1,1} = M1 + M4 - M5 + M7$$

$$C_{1,2} = M3 + M5$$

$$C_{2,1} = M2 + M4$$

$$C_{2,2} = M1 - M2 + M3 + M6$$

On fait plus d'additions et de soustractions matricielles (qui ont une complexité linéaire) que dans la méthode naïve, mais une multiplication de moins : le gain est énorme.

Le procédé est répété jusqu'à ce que les matrices A et B soient tailles raisonnables.

Implémenter en python une fonction récursive **produit\_strassen(A, B)** qui calcule le produit matricielle  $A * B$ . **Pour simplifier on suppose que A et B sont des matrices carrées.**