

Calcul Scientifique avec



- ▷ Introduction - Prise en main
- ▷ Les bases du langage Python
- ▷ I/O fichiers ASCII, tracés de courbes
- ▶ Les modules Numpy et Scipy
- ▷ Conception/programmation OO

Jean-Luc CHARLES - Éric DUCASSE

Arts & Métiers, I2M



- ▶ Python ne propose de base que le type **list**, conteneur dynamique hétérogène puissant, mais pas orienté calcul numérique.
- ▶ Le module **numpy** propose un ensemble de classes, d'objets et de fonctions dédiés aux calculs numériques.
- ▶ Le module **scipy** utilise **numpy** pour proposer une "boîte" à outil de calcul scientifique très complète.
- ▶ L'utilisation des modules numériques et de tracé (**numpy**, **scipy** et **matplotlib**) avec l'IDE **spyder** fournit une solution puissante pour le calcul scientifique.
- ▶ Les docs complètes *Numpy Reference Guide*, *Numpy User Guide* et *Scipy Reference Guide* sont sur <http://docs.scipy.org/doc/>





- ▶ Le module **numpy** propose un ensemble de classes, d'objets et de fonctions dédiés aux calculs numériques :
 - ▷ classe **ndarray** (*N dimensional array*) : tableaux homogènes multi-dimensionnels ;
 - ▷ **numpy.linalg** : un module d'algèbre linéaire basique ;
 - ▷ **numpy.random** : un module pour les générateurs aléatoires, ;
 - ▷ **numpy.fft** : un module basique de calculs FFT (*Fast Fourier Transform*).
- ▶ Le site web **numpy** est www.numpy.org.
La doc en ligne de **numpy** est docs.scipy.org/doc/numpy/reference/.
 - ▷ NumPy for MATLAB® Users : wiki.scipy.org/NumPy_for_Matlab_Users



La classe ndarray

► Création d'objets ndarray :

```
>>> import numpy as np
>>> m1 = np.ndarray((2,2)) # float par défaut
>>> m1 #m1 pas initialisée par défaut!
array([[ 0.00000000e+000,  4.94944794e+173],
       [ 1.93390228e-309,  4.43736710e-317]])
>>> m2 = np.ndarray((2,2), dtype=int) # dtype: float, int bool...
>>> m2
array([[140206981547944,  48604000],
       [ 8981312,  50321888]])
```

► La fonction array convertit un objet list en objet ndarray :

```
>>> m1 = np.array([1, 2, 3]) ; m1
array([1, 2, 3])
>>> m2 = np.array([1, 2, 3], float) ; m2 # float, int bool...
array([ 1.,  2.,  3.])
>>> L2 = [4, 5, 6]
>>> m3 = np.array([[1, 2, 3],[4, 5, 6]]) ; m3 # liste de listes : matrice
array([[1, 2, 3],
       [4, 5, 6]])
```



La classe ndarray

► Les fonctions numpy zeros et ones

```
>>> m1 = np.zeros(4) ; m1      # float par défaut
array([ 0.,  0.,  0.,  0.])
>>> m2 = np.ones(3, bool) ; m2
array([ True True True])
>>> m3 = np.ones((2,3),int) ; m3
array([[1, 1, 1],
       [1, 1, 1]])
```

► Les fonctions linspace, logspace créent des vecteurs de float :

```
>>> np.linspace(0, 10, 5)      # start, stop, number of points
array([ 0.,  2.5,  5.,  7.5, 10.])
>>> np.logspace(1, 2, 4)      # 4 points between 10**1 and 10**2
array([ 10., 21.5443469, 46.41588834, 100.])
>>> np.logspace(1, 2, 4, base=2) # 4 points between 2**1 and 2**2
array([ 2. , 2.5198421, 3.1748021, 4.])
```



La classe ndarray

- Les fonctions numpy `eye` et `identity` :

```
>>> np.eye(3)
array([[ 1.,  0.,  0.],
       [ 0.,  1.,  0.],
       [ 0.,  0.,  1.]])
>>> np.eye(3,k=1)
array([[ 0.,  1.,  0.],
       [ 0.,  0.,  1.],
       [ 0.,  0.,  0.]])
>>> np.eye(3,k=-1)
array([[ 0.,  0.,  0.],
       [ 1.,  0.,  0.],
       [ 0.,  1.,  0.]])
>>> np.identity(3)
array([[ 1.,  0.,  0.],
       [ 0.,  1.,  0.],
       [ 0.,  0.,  1.]])
```



La classe ndarray

⚠ Copies et références d'objets ndarray

```
>>> m2 = np.array([[ 1., 2., 3.],[ 4., 5., 6.]])
```

```
>>> m3 = m2
>>> id(m2), id(m3), m2 is m3
array(20263504, 20263504, True)
>>> m3[1,1] = -1. ; m3
array([[ 1.  2.  3.]
       [ 4. -1.  6.]])
>>> m2
array([[ 1.  2.  3.]
       [ 4. -1.  6.]])
>>> m4 = m2.copy()
>>> id(m2), id(m4), m4 is m2
(20263504, 21073360, False)
>>> m4[1,1] = -2. ; m4
array([[ 1.  2.  3.]
       [ 4. -2.  6.]])
>>> m2
array([[ 1.  2.  3.]
       [ 4. -1.  6.]])
```

► L'affectation de m3 par l'opérateur = crée une **référence** sur m2, pas une **copie** de m2

► Il faut utiliser explicitement la méthode `copy` de la classe ndarray pour obtenir une copie (*deep copy*)



La classe ndarray

► Les attributs de la classe ndarray :

```
>>> m3 = np.array([[1, 2, 3],[4, 5, 6]]) # list of lists gives matrix
>>> m3
array([[1 2 3]
       [4 5 6]])
>>> m.dtype # the element type
dtype('int64')
>>> m.shape # the length of the array along each dimension
(2, 3) # 2 lines, 3 columns
>>> m.itemsize # the element size in bytes element type
8 # integer of 8 bytes (64 bits)
>>> m.size # the number of elements
6
>>> m.ndim # the number dimensions (axes)
2
>>> m.nbytes # the number of bytes used by array data
48 # 6 elements of 8 bytes each
```



La classe ndarray

- ▶ La méthode `tolist` crée un objet `list`, copie de l'objet `ndarray` :

```
>>> m3.tolist()
[[1, 2, 3], [4, 5, 6]]
>>> L1 = m3.tolist()
>>> type(L1)
<class 'list'>
```

- ▶ La méthode `copy` permet de copier (*deep copy*) un objet `ndarray` :

```
>>> c = m.copy()
>>> c
array([[1 2 3]
       [4 5 6]])
>>> id(m), id(c), c is m
(51720800, 69723584, False)
```



La classe ndarray

► Opérations élémentaires avec les ndarray :

```
>>> a, b = np.array([1, 2, 3, 4]), np.array([2, 3, 4, 5])
>>> a+b
array([3, 5, 7, 9])
>>> a-b
array([-1, -1, -1, -1])
>>> a**2
array([ 1,  4,  9, 16])
>>> 4*a, a*4
(array([ 4,  8, 12, 16]), array([ 4,  8, 12, 16]))
>>> a*b
array([ 2,  6, 12, 20])
>>> A=np.array([a,b])
>>> A
array([[1, 2, 3, 4],
       [2, 3, 4, 5]])
>>> A*A # * fait une multiplication terme à terme
array([[ 1,  4,  9, 16],
       [ 4,  9, 16, 25]])
```



La classe ndarray

► Opérations élémentaires avec les ndarray :

```
>>> a < 3
array([ True,  True, False, False], dtype=bool)
>>> a <= 3
array([ True,  True,  True, False], dtype=bool)
>>> a==2
array([False,  True, False, False], dtype=bool)
>>> a <= 3
array([ True,  True,  True, False], dtype=bool)
>>> (a <= 3).all()
False
>>> (a <= 3).any()
True
>>> yes, no = np.ones_like(a), np.zeros_like(a)
>>> yes, no
(array([1, 1, 1, 1]), array([0, 0, 0, 0]))
>>> np.where(a % 3 == 0, yes, no)
array([0, 0, 1, 0])
```



La classe ndarray

► Méthodes utiles de la classe ndarray :

```
>>> m = np.linspace(1,12,12).reshape((3,4)); m
array([[ 1.  2.  3.  4.]
       [ 5.  6.  7.  8.]
       [ 9. 10. 11. 12.]])
>>> m.sum(), m.min(), m.max()           # somme, max, min de tous les éléments
(78.0, 1.0, 12.)
>>> m.sum(axis=0)                       # somme des lignes
array([ 15., 18., 21., 24.])
>>> m.min(axis=0)                       # min des lignes
array([ 1.,  2.,  3.,  4.])
>>> m.cumsum(axis=0)                    # somme cumulée des lignes
array([[ 1.,  2.,  3.,  4.],
       [ 6.,  8., 10., 12.],
       [15., 18., 21., 24.]])
>>> m.cumsum(axis=1)                    # somme cumulée des colonnes
array([[ 1.,  3.,  6., 10.],
       [ 5., 11., 18., 26.],
       [ 9., 19., 30., 42.]])
```



Les Ufunction (*Universal functions*)

- ▶ Les `ufunc` sont des fonctions mathématiques courantes (sin, cos, exp...) :
 - ▷ qui s'appliquent à tous les éléments d'un objet `ndarray` ;
 - ▷ qui renvoient l'objet `ndarray` résultant.

```
>>> m = np.linspace(1,6,6).reshape((2,3)); m
array([[ 1.  2.  3.]
       [ 4.  5.  6.]])
>>> s = np.sqrt(m); s
array([[ 1.          ,  1.41421356,  1.73205081],
       [ 2.          ,  2.23606798,  2.44948974]])
>>> np.exp(m)
array([[ 2.71828183,   7.3890561 ,  20.08553692],
       [ 54.59815003,  148.4131591 ,  403.42879349]])
>>> m = np.linspace(30,180,6).reshape((2,3)); m
array([[ 30.  60.  90.]
       [120. 150. 180.]])
>>> np.radians(m)
array([[ 0.52359878,  1.04719755,  1.57079633],
       [ 2.0943951 ,  2.61799388,  3.14159265]])
>>> np.cos(np.radians(m))
array([[ 8.66025404e-01,  5.00000000e-01,  6.12323400e-17],
       [-5.00000000e-01, -8.66025404e-01, -1.00000000e+00]])
```



Algèbre linéaire avec numpy et numpy.linalg

- ▶ La doc en ligne du module `numpy.linalg` est sur <http://docs.scipy.org/doc/numpy/reference/routines.linalg.html>
- ▶ Quelques exemples :
 - ▶ `np.dot` multiplication matricielle
 - ▶ `np.vdot` produit scalaire de 2 vecteurs
 - ▶ `np.diag` création matrice diagonale
 - ▶ `np.transpose` matrice transposée
 - ▶ `np.linalg.det` déterminant de la matrice
 - ▶ `np.linalg.inv` inverse de la matrice
 - ▶ `np.linalg.solve` résolution du système linéaire $A x = B$
 - ▶ `np.linalg.eig` valeurs propres, vecteurs propres
 - ▶ `np.linalg.eigvals` valeurs propres



Algèbre linéaire avec numpy et le module numpy.linalg

▴ Produit terme à terme et produit matriciel :

$$R = \text{np.dot}(A, B) \iff R[i, j] = \sum_k A[i, k] B[k, j]$$

```
>>> A = np.array([[1,1],[0,1]]); B = np.array([[2,0],[3,4]])
>>> A*B          # produit terme à terme
array([[2, 0],
       [0, 4]])
>>> np.dot(A,B) # produit matriciel
array([[5, 4],
       [3, 4]])
>>> a, b = np.array([1,2,3]), np.array([0,1,0]) # 2 vectors
>>> np.dot(a,b)
2
```

▴ Produit scalaire de 2 vecteurs :

```
>>> a, b = np.array([1,2,3]), np.array([0,1,0])
>>> np.vdot(a, b)
2
```



Algèbre linéaire avec numpy et le module numpy.linalg

▲ Matrices diagonales :

```
>>> np.diag(np.arange(3))
array([[0, 0, 0],
       [0, 1, 0],
       [0, 0, 2]])

>>> np.diag(np.arange(1,3),1)
array([[0, 1, 0],
       [0, 0, 2],
       [0, 0, 0]])

>>> np.diag(np.arange(1,3),-1)
array([[0, 0, 0],
       [1, 0, 0],
       [0, 2, 0]])
```



Algèbre linéaire avec numpy et le module numpy.linalg

▲ importation de tout `numpy` dans l'espace de nom courant :

```
>>> from numpy import *
>>> from numpy.linalg import *
>>> m = random.random(4).reshape((2,2)); m
array([[ 0.57401918,  0.64990241],
       [ 0.02683847,  0.01328225]])
>>> det(m)
-0.00981811548021
>>> m.transpose() # ne modifie pas m
array([[ 0.57401918,  0.02683847],
       [ 0.64990241,  0.01328225]])
>>> mi = inv(m); mi
array([[ -1.35283131  66.19421103]
       [  2.73356598 -58.46531103]])
>>> residu = dot(m, mi) - identity(2); residu
array([[ 0.00000000e+00 -7.10542736e-15]
       [ 0.00000000e+00 -1.11022302e-16]])
>>> norm(residu)
7.1062946664058918e-15
```



Algèbre linéaire avec numpy et le module numpy.linalg

▲ importation de `numpy` et `numpy.linalg` avec des alias :

```
>>> import numpy as np
>>> import numpy.linalg as npl
>>> m = np.random.random(4).reshape((2,2)); m
array([[ 0.29983518,  0.24003911],
       [ 0.63791418,  0.97157407]])
>>> npl.det(m)
0.138187733609
>>> m.transpose()
array([[ 0.29983518,  0.63791418],
       [ 0.24003911,  0.97157407]])
>>> mi = npl.inv(m); mi
array([[ 7.03082713 -1.73705074]
       [-4.6162866  2.16976696]])
>>> residu = np.dot(m, mi) - np.identity(2); residu
array([[ 4.44089210e-16  0.00000000e+00]
       [ 0.00000000e+00  0.00000000e+00]])
>>> npl.norm(residu)
4.4408920985006262e-16
```



Algèbre linéaire avec numpy et le module numpy.linalg

▲ Algèbre linéaire avec numpy :

```
>>> import numpy as np
>>> import numpy.linalg as npl
>>> m = np.random.random(9).reshape((3,3)); m
array([[ 0.73377208,  0.26787043,  0.63561671],
       [ 0.9495004 ,  0.73684802,  0.01673223],
       [ 0.08534191,  0.77328228,  0.700254  ]])
>>> y = np.random.random(3); y
array([ 0.92367858,  0.32060105,  0.64198517])
>>> x = npl.solve(m, y); x
array([ 0.42757753, -0.13899785,  1.01817263])
>>> np.dot(m, x)
array([ 0.92367858,  0.32060105,  0.64198517])
>>> np.dot(m, x) - y
array([ 1.11022302e-16,  0.00000000e+00,  0.00000000e+00])
```



Algèbre linéaire avec numpy et le module numpy.linalg

▲ Valeurs propres, vecteurs propres :

```
>>> npl.eigvals(m)
array([ 1.63893416+0.j , 0.26596997+0.5535386j, 0.26596997-0.5535386j])
>>> m = np.random.random(9).reshape((3,3)); m
array([[ 0.83998644,  0.24385328,  0.5285008 ],
       [ 0.79324559,  0.42156439,  0.67233731],
       [ 0.06364909,  0.97863566,  0.80485252]])
>>> vvp = eig(m)
>>> vvp[0]
array([-0.03068944,  0.30647658,  1.7906162 ])
>>> vvp[1]
array([[ -0.27711595, -0.5789238 ,  0.5012003 ],
       [ -0.61339946, -0.33980812,  0.59770115],
       [  0.73955923,  0.74120016,  0.62574084]])
>>> v0, v1, v2 = vvp[1][:,0], vvp[1][:,1], vvp[1][:,2]
>>> dot(m, v0) - vvp[0][0]*v0
array([ -2.08166817e-17,  4.51028104e-17, -4.16333634e-17])
>>> dot(m, v1) - vvp[0][1]*v1
array([  1.94289029e-16,  8.32667268e-17, -1.66533454e-16])
>>> dot(m, v2) - vvp[0][2]*v2
array([ -6.66133815e-16, -2.22044605e-16,  0.00000000e+00])
```



Générateurs aléatoires avec numpy.random

- ▶ La doc en ligne du module `numpy.random` est disponible sur <http://docs.scipy.org/doc/numpy/reference/routines.random.html>
- ▶ Exemples de générateurs aléatoires uniformes :
 - ▶ `np.random.rand` tirage uniforme continu dans $[0,1[$
 - ▶ `np.random.random` tirage uniforme continu dans $[0,1[$
 - ▶ `np.random.randint` tirage uniforme discret dans $[a, b[$
 - ▶ `np.random.random_integers` tirage uniforme discret dans $[a, b]$
 - ▶ `np.random.randn` tirage gaussien dans $[0,1[$
- ▶ Générateurs aléatoires suivant des distributions classiques
 - ▶ vaste catalogue (beta, binomial, chisquare, dirichlet, gamma...)



Générateurs aléatoires avec numpy.random

▲ Générateurs aléatoires (loi uniforme) :

```
>>> import numpy.random as npr
>>> npr.rand(3,2)      # matrice 3X2, tirages uniformes dans [0,1[
array([[ 0.14022471,  0.96360618],
       [ 0.37601032,  0.25528411],
       [ 0.49313049,  0.94909878]])
>>> np.random.randint(5,10, size=10)
array([6, 6, 8, 6, 6, 6, 5, 9, 7, 5])
>>> np.random.randint(5, size=(2, 4)) # tuple pour donner la dimension
array([[4, 0, 2, 4],
       [3, 3, 0, 3]])
>>> np.random.random_integers(1,5,10)# 10 values in [1,5]
array([2, 2, 3, 4, 4, 1, 2, 2, 3, 3])
>>> npr.random()
0.47108547995356098
>>> npr.random((5,))      # tuple pour donner la dimension (shape)
array([ 0.30220482,  0.86820401,  0.1654503 ,  0.11659149,  0.54323428])
>>> 5 * npr.random((3, 2)) - 5      # 3 X 2 array of random reals
array([[ -3.99149989,  -0.52338984],      # in [-5, 0[
       [ -2.99091858,  -0.79479508],
       [ -1.23204345,  -1.75224494]])
```



Générateurs aléatoires avec numpy.random

▲ Générateurs aléatoires (loi normale) :

```
>>> np.random.rand(3,2) # matrice 3X2, tirages uniformes dans [0,1]
array([[ 0.14022471,  0.96360618],
       [ 0.37601032,  0.25528411],
       [ 0.49313049,  0.94909878]])
>>> np.random.random_sample()
0.47108547995356098
>>> type(np.random.random_sample())
<class 'float'>
>>> np.random.random_sample((5,)) # tuple pour donner la dimension (shape)
array([ 0.30220482,  0.86820401,  0.1654503 ,  0.11659149,  0.54323428])
>>> 5 * np.random.random_sample((3, 2)) - 5 # 3 X 2 array of random reals
array([[ -3.99149989, -0.52338984],
       [ -2.99091858, -0.79479508],
       [ -1.23204345, -1.75224494]])
#in [-5, 0]
```



Générateurs aléatoires avec numpy.random

▲ Vaste catalogue de générateurs aléatoires disponible sur docs.scipy.org/doc/numpy/reference/routines.random.html#distributions

Distributions

<code>beta(a, b[, size])</code>	The Beta distribution over <code>[0, 1]</code> .
<code>binomial(n, p[, size])</code>	Draw samples from a binomial distribution.
<code>chisquare(df[, size])</code>	Draw samples from a chi-square distribution.
<code>dirichlet(alpha[, size])</code>	Draw samples from the Dirichlet distribution.
<code>exponential([scale, size])</code>	Exponential distribution.
<code>f(dfnum, dfden[, size])</code>	Draw samples from a F distribution.
<code>gamma(shape[, scale, size])</code>	Draw samples from a Gamma distribution.
<code>geometric(p[, size])</code>	Draw samples from the geometric distribution.
<code>gumbel([loc, scale, size])</code>	Gumbel distribution.
<code>hypergeometric(ngood, nbad, nsample[, size])</code>	Draw samples from a Hypergeometric distribution.
<code>laplace([loc, scale, size])</code>	Draw samples from the Laplace or double exponential distribution with
<code>logistic([loc, scale, size])</code>	Draw samples from a Logistic distribution.
<code>lognormal(mean, sigma, size)</code>	Return samples drawn from a log-normal distribution.
<code>logseries(p[, size])</code>	Draw samples from a Logarithmic Series distribution.
<code>multinomial(n, pvals[, size])</code>	Draw samples from a multinomial distribution.
<code>multivariate_normal(mean, cov[, size])</code>	Draw random samples from a multivariate normal distribution.
<code>negative_binomial(n, p[, size])</code>	Draw samples from a negative_binomial distribution.
<code>noncentral_chisquare(df, nonc[, size])</code>	Draw samples from a noncentral chi-square distribution.
<code>noncentral_f(dfnum, dfden, nonc[, size])</code>	Draw samples from the noncentral F distribution.
<code>normal([loc, scale, size])</code>	Draw random samples from a normal (Gaussian) distribution.
<code>pareto(a[, size])</code>	Draw samples from a Pareto II or Lomax distribution with specified shape.
<code>poisson([lam, size])</code>	Draw samples from a Poisson distribution.
<code>power(a[, size])</code>	Draws samples in <code>[0, 1]</code> from a power distribution with positive exponent <code>a - 1</code> .
<code>rayleigh([scale, size])</code>	Draw samples from a Rayleigh distribution.



Calculs FFT avec numpy.fft

► La doc en ligne est disponible sur

<http://docs.scipy.org/doc/numpy/reference/routines.fft.html>



SciPy.org



SciPy.org

Docs

NumPy v1.8 Manual

NumPy Reference

Routines

index

next

previous

Discrete Fourier Transform (numpy.fft)¶

Standard FFTs

<code>fft(a[, n, axis])</code>	Compute the one-dimensional discrete Fourier Transform.
<code>ifft(a[, n, axis])</code>	Compute the one-dimensional inverse discrete Fourier Transform.
<code>fft2(a[, s, axes])</code>	Compute the 2-dimensional discrete Fourier Transform
<code>ifft2(a[, s, axes])</code>	Compute the 2-dimensional inverse discrete Fourier Transform.
<code>fftn(a[, s, axes])</code>	Compute the N-dimensional discrete Fourier Transform.
<code>ifftn(a[, s, axes])</code>	Compute the N-dimensional inverse discrete Fourier Transform.

Real FFTs

<code>rfft(a[, n, axis])</code>	Compute the one-dimensional discrete Fourier Transform for real input.
<code>irfft(a[, n, axis])</code>	Compute the inverse of the n-point DFT for real input.
<code>rfft2(a[, s, axes])</code>	Compute the 2-dimensional FFT of a real array.
<code>irfft2(a[, s, axes])</code>	Compute the 2-dimensional inverse FFT of a real array.
<code>rfftn(a[, s, axes])</code>	Compute the N-dimensional discrete Fourier Transform for real input.
<code>irfftn(a[, s, axes])</code>	Compute the inverse of the N-dimensional FFT of real input.

Table Of Contents

- Discrete Fourier Transform (`numpy.fft`)
 - Standard FFTs
 - Real FFTs
 - Hermitian FFTs
 - Helper routines
 - Background information
 - Implementation details
 - Real and Hermitian transforms
 - Higher dimensions
 - References
 - Examples

Previous topic

[numpy.geterrobj](#)

Next topic



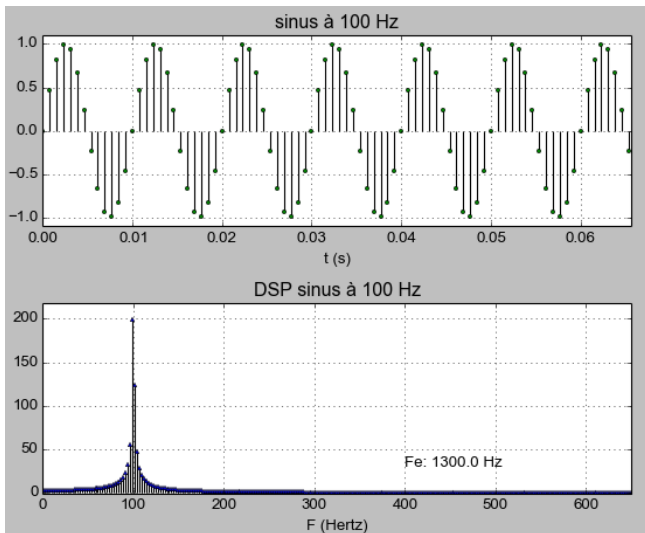
Calculs de FFT avec numpy.fft [fft_sin100.py]

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

N, FO = 512, 100          # N points, 100. Hertz
Fe = 13.*FO              # Fréquence échantillonnage
Te, dF = 1./Fe, Fe/N    # période éch., pas en fréquence
vT = np.arange(N)*Te    # vecteur temps
# échantillonnage du sinus et FFT :
Se = np.sin(2*np.pi*FO*vT)
TF_Se = np.fft.rfft(Se)
N2 = len(TF_Se); vF = np.arange(N2)*dF
plt.subplots_adjust(hspace=0.4)
plt.subplot(211)
plt.title('sinus à 100 Hz'); plt.xlabel('t (s)'); plt.grid()
plt.plot(vT, Se, 'og', markersize=3)
plt.vlines(vT, [0], Se)
plt.axis([0, N/6*Te, -1.1, 1.1])
plt.subplot(212)
plt.title('DSP sinus à 100 Hz'); plt.xlabel('F (Hertz)'); plt.grid()
plt.plot(vF, abs(TF_Se), '^b', markersize=3)
plt.vlines(vF, [0], abs(TF_Se))
plt.axis([0, Fe/2, -1, 1.1*max(abs(TF_Se))])
plt.text(400, 30, "Fe: {} Hz".format(Fe))
plt.show()
```



Calculs de fft avec numpy.fft



Le module scipy

<http://www.scipy.org>



SciPy.org



Sponsored by
ENTHOUGHT



Install



Getting Started



Documentation



Report Bugs



Blogs

SciPy (pronounced "Sigh Pie") is a Python-based ecosystem of open-source software for mathematics, science, and engineering. In particular, these are some of the core packages:



NumPy

Base N-dimensional
array package



SciPy library

Fundamental library
for scientific
computing



Matplotlib

Comprehensive 2D
Plotting

IP[y]:
IPython

IPython

Enhanced
Interactive Console



Sympy

Symbolic
mathematics



pandas

Data structures &
analysis

[More information...](#)

[About SciPy](#)

[Install](#)

[Getting Started](#)

[Documentation](#)

[Bug Reports](#)

[Topical Software](#)

[Cookbook](#) [↗](#)

[SciPy Central](#) [↗](#)

[Wiki](#) [↗](#)

[SciPy Conferences](#) [↗](#)

[Blogs](#) [↗](#)

[NumFOCUS](#) [↗](#)

CORE PACKAGES:

[Numpy](#) [↗](#)

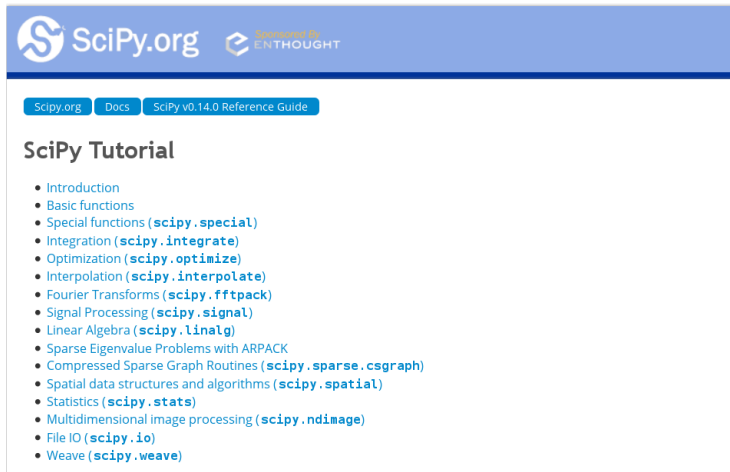
[SciPy library](#) [↗](#)

[Matplotlib](#) [↗](#)



Le module Scipy

- ▶ Tutoriel complet : docs.scipy.org/doc/scipy/reference/tutorial/index.html



The screenshot shows the SciPy.org website header with the SciPy logo and the text "Sponsored by ENTHOUGHT". Below the header are navigation buttons for "SciPy.org", "Docs", and "SciPy v0.14.0 Reference Guide". The main heading is "SciPy Tutorial", followed by a list of tutorial topics:

- Introduction
- Basic functions
- Special functions (`scipy.special`)
- Integration (`scipy.integrate`)
- Optimization (`scipy.optimize`)
- Interpolation (`scipy.interpolate`)
- Fourier Transforms (`scipy.fftpack`)
- Signal Processing (`scipy.signal`)
- Linear Algebra (`scipy.linalg`)
- Sparse Eigenvalue Problems with ARPACK
- Compressed Sparse Graph Routines (`scipy.sparse.csgraph`)
- Spatial data structures and algorithms (`scipy.spatial`)
- Statistics (`scipy.stats`)
- Multidimensional image processing (`scipy.ndimage`)
- File IO (`scipy.io`)
- Weave (`scipy.weave`)



Références bibliographiques

<http://docs.python.org/index.html>

fr.openclassrooms.com/informatique/cours/apprenez-a-programmer-en-python



Apprenez à programmer en Python
Vincent Le Goff
Simple IT éd. (Le livre du zéro)
≈25 €



Python Essential Reference
David M. Beazley
Addison Wesley



Matplotlib for Python Developers
Sandro Tosi
PACTK publishing



Apprendre à programmer avec Python 3
Gérard Swinnen
[Télécharger le PDF](#)



*Programmation en Python
pour les mathématiques*
A. Casamayou-Boucau
Dunod



*Python Scripting for
Computational Science*
T.J. Barth
Springer





✉ jean-luc.Charles@ensam.eu
✉ eric.Ducasse@ensam.eu