

Introduction au calcul scientifique

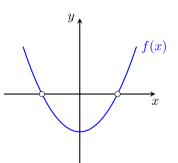
Jean-Christophe Loiseau

jean-christophe. loiseau@ensam. eu Laboratoire DynFluid Arts et Métiers. France.

De nombreux problèmes d'ingénierie nécessitent de trouver les valeurs de \boldsymbol{x} telles que

$$f(x) = 0$$

avec $x \in \mathbb{R}$ et $f : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$. Les valeurs de x satisfaisant cette équations ont appelées les racines de la fonction f.



Quelques exemples

Les pertes de charge dans une conduite peuvent être modélisées par

$$\Delta p = f_D \frac{\rho V^2}{2} \frac{L}{D}$$

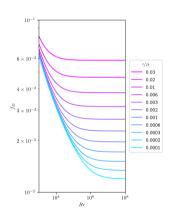
où f_D est la coefficient de friction de Darcy-Weisbach permettant de prendre en compte la rugosité des parois des la conduite.

Quelques exemples

Pour une taille caractéristique ϵ des rugosités, ce coefficent est solution de l'équation empirique de Colebrook

$$\frac{1}{\sqrt{f_D}} = 2\log_{10}\left(\frac{\epsilon}{3.7D} + \frac{2.51}{Re\sqrt{f_D}}\right).$$

Cette équation n'admet pas de solution analytique. Ses racines doivent alors être calculées numériquement.



Quelques exemples

Une possible équation d'état pour un gaz non-idéal est donnée par celle de van der Walls

$$p - \frac{RT}{V - b} + \frac{a}{V^2} = 0$$

En deça d'une température critique, un équilibre liquide-vapeur peut exister. Le volume molaire V de chaque phase est alors déterminé en calculant les racines de l'équation ci-dessus.

Fonctions polynômiales

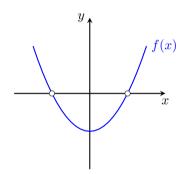
Soit $f:\mathbb{R} \to \mathbb{R}$ une fonction quadratique

$$f(x) = x^2 + ax + b$$

avec a et b des constantes (réelles ou complexes). Ses racines sont données par

$$x = \frac{-a \pm \sqrt{\Delta}}{2}$$

avec $\Delta = a^2 - 4b$ le discriminant.

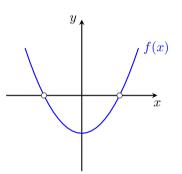


Fonctions polynômiales

On peut montrer que les racines de f sont les valeurs propres de la matrice compagnon

$$C = \begin{bmatrix} 0 & -b \\ 1 & -a \end{bmatrix}.$$

Cette équivalence existe pour n'importe quelle fonction polynômiale à une variable.



Fonctions polynômiales

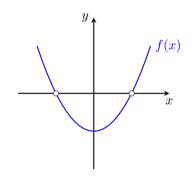
Soit $f:\mathbb{R} \to \mathbb{R}$ une fonction polynomiale donnée par

$$f(x) = x^{n} + c_{n-1}x^{n-1} + c_{n-2}x^{n-2} + \dots + c_{1}x + c_{0}.$$

Ses racines sont les valeurs propres de la matrice

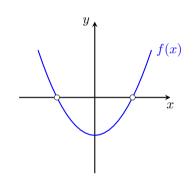
$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -c_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -c_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -c_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -c_{n-1} \end{bmatrix}.$$

Il est important de noter que l'on suppose $c_n = 1$.



Fonctions polynômiales

```
from numpy.polynomial import Polynomial
# --> Coefficients du polynome f(x) = x**2 - 1.
coefs = [-1, 0, 1]
# --> Creation du polynome.
p = Polynomial(coefs)
# --> Calcul des racines.
roots = p.roots()
```



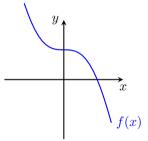
Fonctions non-polynômiales

Pour une fonction $f:\mathbb{R}\to\mathbb{R}$ non-polynômiale, il est rare que les racines puissent être écrites de façon analytique. Il est alors nécessaire de recourir à des méthodes numériques pour les approximer.

Exemple: Trouvez les racines de la fonction

$$f(x) = a - x + b\sin(x)$$

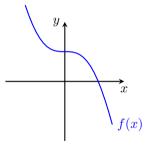
avec a et b des constantes données par le problème.



Graphe de la fonction

Pour une fonction $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$, l'approche la plus simple pour voir si il existe des racines dans l'intervalle [a,b] consiste à tracer le graphe de la fonction f(x).

Cette méthode ne permet pas techniquement de calculer les racines mais uniquement de visualiser si il en existe. Elle nous permet donc d'estimer *a priori* combien de racines il y'a et quelles sont leurs valeurs.



Graphe de la fonction

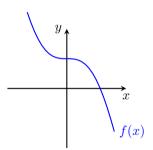
10

11

12

14 15

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
# --> Definition de la fonction
f = lambda x: np.pi/4 - x + np.sin(x)
# --> Definition de l'intervalle
a, b = -np.pi, np.pi
x = np.linspace(a, b, 1024)
# --> Trace le graphe de la fonction.
plt.plot(x, f(x))
plt.axhline(0, c='black') # Ligne y=0.
plt.show()
```



Méthodes numériques

Il existe de nombreux algorithmes pour calculer les racines d'une fonction $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$. Chacun d'eux repose sur différentes hypothèses concernant f (e.g. continuité, dérivabilité, etc) conduisant à plus ou moins d'efficacité et/ou de robustesse.

Méthodes numériques

Dans la suite, nous discuterons des trois méthodes les plus populaires, à savoir :

- la méthode de la bissection (ou dichotomie),
- ► la méthode de Newton-Raphson,
- la méthode de la sécante.

Elles sont toutes disponibles dans scipy.optimize via l'interface unifiée root_scalar.



Méthode de la bissection

Théorème de Bolzano : Pour toute fonction continue $f:[a,b]\to\mathbb{R}$ telle que f(a) et f(b) soient de signe opposé, il existe au moins un réel $c\in[a,b]$ tel que f(c)=0.

Méthode de la bissection

Supposons que les conditions pour que le théorème de Bolzano soit applicable sont vérifiées. Il est alors possible d'approximer numériquement une racine de f(x) à l'aide l'algorithme ci-dessous.

```
while abs(b-a) < tol:
c = (a+b) / 2
if (f(a) * f(b) < 0):
b = c
else:
a = c
```

C'est ce que l'on appelle méthode de la bissection ou méthode de la dichotomie.

Méthode de la bissection

A chaque étape, l'erreur d'approximation de la racine est divisée par un facteur 2. Après n itérations, on a donc

$$e_n = \frac{|b-a|}{2^{n+1}}.$$

La méthode de la bissection jouit d'une grande robustesse mais converge **linéairement** et peut donc nécessiter beaucoup d'itérations avant d'arriver au résultat.

Méthode de la bissection

```
import numpy as np
      from scipy.optimize import root_scalar
      # --> Definition de la fonction.
      f = lambda x : np.pi/4 - x + np.sin(x)
      # --> Recherche des racines.
      sol = root_scalar(f, bracket=[0, np.pi], method="bisect")
      # --> Extrait differentes informations.
10
      x = sol root # Racine obtenue.
11
      niter = sol.iterations # Nombre d'iterations.
12
13
      nfev = sol.functions_calls # Nombre d'appels de f(x).
14
```

Méthode de Newton-Raphson

La méthode de la bissection repose uniquement sur l'hypothèse de continuité et n'utilise comme information que le signe de f(x) aux bornes des intervalles (d'où sa lente convergence).

Si l'on suppose que $f:\mathbb{R}\to\mathbb{R}$ est également dérivable, alors il est possible de designer un algorithme plus efficace : la **méthode de Newton-Raphson**.

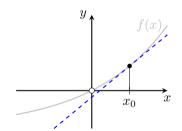


Méthode de Newton-Rapshon

Supposons que l'on ait une bonne estimation x_0 de la racine que l'on cherche. Au voisinage de x_0 , on peut alors écrire

$$f(x) \simeq f(x_0) + f'(x_0) (x - x_0)$$
.

Posons $g_0(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0)$ et cherchons sa racine.



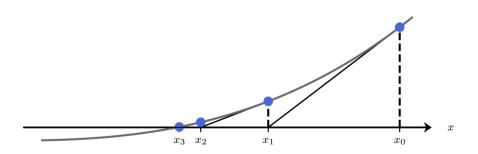
Méthode de Newton-Raphson

Il est facile de montrer que la racine de $g_0(x)$ est donnée par

$$x_1 = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)}.$$

Si x_0 est une bonne estimation de la racine de f(x), alors x_1 tend à être encore meilleure. On peut ensuite répéter ce processus à l'infini et montrer que la convergence est quadratique.

Méthode de Newton-Raphson



Méthode de Newton-Raphson

Si l'on écrit ce processus en pseudocode, on obtient alors l'algorithme ci-dessous.

```
while abs(f(x)) < tol:
    x = x - f(x) / fprime(x)</pre>
```

En pratique, le code est légèrement plus compliqué puisque l'on doit vérifier que f'(x) n'est pas nulle. On peut également ajouter une limite au nombre d'itérations.

Méthode de Newton-Raphson

```
import numpy as np
      from scipy.optimize import root scalar
      # --> Definition de la fonction et de sa derivee.
      f = lambda x : np.pi/4 - x + np.sin(x)
      df = lambda x: -1 + np.cos(x)
      # --> Recherche des racines.
      sol = root scalar(
                         # Fonction f(x).
          f.
          fprime=df,
                         # Derivee de la fonction.
11
          x0=np.pi/2, # Point de depart.
         method="newton"
15
```

16

Méthode de Newton-Raphson

```
import numpy as np
        from scipy.optimize import root_scalar
        from scipy.optimize import approx fprime
        # --> Definition de la fonction et de sa derivee.
        f = lambda x : np.pi/4 - x + np.sin(x)
        df = lambda x : approx_fprime(x, f, 1e-6)
        # --> Recherche des racines.
        sol = root_scalar(
10
                            # Fonction f(x).
            f.
            fprime=df,  # Derivee de la fonction.
            x0=np.pi/2, # Point de depart.
13
            method="newton"
14
15
```

16

Méthode de la sécante

La méthode de Newton-Raphson est sans doute la méthode la plus efficace pour calculer des racines. Elle nécessite néanmoins la connaissance de f'(x).

Malheureusement, dans certaines situations, f'(x) ne peut être calculée analytiquement et son approximation peut être extrêmement coûteuse en terme de temps de calcul.

Méthode de la sécante

En partant de deux itérations successives x_0 et x_1 , une alternative est alors de remplacer le calcul de f'(x) par

$$f'(x) \simeq \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0}.$$

Ceci conduit alors à la méthode de la sécante.

Méthode de la sécante

On obtient alors la relation de récurrence suivante

$$x_{n+1} = x_n - \frac{x_n - x_{n-1}}{f(x_n) - f(x_{n-1})} f(x_n).$$

Il est important de noter que x_0 et x_1 ne doivent pas nécessairement encadrée la racine recherchée (même si cela peut être préférable).

Méthode de la sécante

En supposant que a et b aient été correctement initialisés, l'algorithme correspondant est présenté ci-dessous.

Tout comme pour la méthode de Newton, on ajoutera en pratique également une condition sur le nombre maximum d'itération.

Méthode de la sécante

```
import numpy as np
      from scipy.optimize import root_scalar
      # --> Definition de la fonction.
      f = lambda x : np.pi/4 - x + np.sin(x)
      # --> Recherche des racines.
      sol = root_scalar(f, x0=0, x1=np.pi, method="secant")
      # --> Extrait differentes informations.
10
      x = sol.root # Racine obtenue.
11
      niter = sol.iterations # Nombre d'iterations.
12
13
      nfev = sol.functions_calls # Nombre d'appels de f(x).
14
```

Résumé

Méthode	Bissection	Sécante	Newton-Raphson
Hypothèses sur $f(x)$	Continue	Continue	Continue et dérivable
Initialisation	a et b tels que $f(a)f(b) < 0$	x_0 et x_1	x_0
Nécessite	f(x)	f(x)	f(x) et $f'(x)$
Convergece	Lente	Moyenne	Rapide
Robustesse	Très robuste	Moyennement robuste	Peu robuste