

# TD et TP 1 : Optimisation en dimension un — Nom(s) :

On commence toujours par charger les librairies. Les questions avec une étoile sont facultatives (et difficiles). Les parties 1, 2, 3 sont indépendantes.

```
In [1]: %pylab inline
```

```
Populating the interactive namespace from numpy and matplotlib
```

## 1. Ordre de convergence des suites

**(a-TD)** On pose  $x_0 = 1$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,

$$x_{n+1} = x_n \left(1 - \frac{x_n}{2}\right) + 1.$$

Montrer que la suite  $(x_n)$  converge linéairement. Indication : montrer d'abord que  $x_n \in [1, \frac{3}{2}]$  pour tout  $n \in \mathbb{N}$ . Que peut-on dire sur le taux de convergence linéaire ?

**(b-TD)** On pose  $x_0 = 1$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,

$$x_{n+1} = \frac{x_n}{2} + \frac{1}{x_n}.$$

Montrer que la suite  $(x_n)$  converge à l'ordre (au moins) 2. Indication : montrer d'abord que pour tout  $n \in \mathbb{N}$ , on a  $(x_{n+1} - x_n)^2 = x_{n+1}^2 - 2$ .

**(c\*-TD)** On pose  $x_0 = 2$ ,  $x_1 = 1$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}^*$ ,

$$x_{n+1} = \frac{x_n x_{n-1} + 2}{x_n + x_{n-1}}.$$

Montrer que la suite  $(x_n)$  converge et que son ordre de convergence est au moins égal au nombre d'or  $\varphi = \frac{1}{2}(1 + \sqrt{5})$ . Indication : en posant  $y_n = x_{n+1} - x_n$ , montrer que pour  $n \geq 1$  on a  $(x_{n+1} + x_n)y_{n+1} = -y_n(y_n + y_{n-1})$ . Puis que  $|y_{n+1}| \leq |y_n||y_{n-1}|$ .

**(d-TP)** Calculer numériquement les  $N$  premiers termes des trois suites des questions (a),(b) et (c) (on pourra commencer avec  $N = 10$ ). Produire un graphique qui permette d'illustrer leur ordre de convergence (on pourra utiliser une échelle semi-logarithmique avec la fonction `semilogy`). Observer si un changement de la condition initiale de la suite influence le comportement de la suite.

```
In [] :
```

## 2. Dichotomie et dérivée approchée.

**(a-TP)** Écrire une fonction prenant en argument une fonction  $f$  et un point  $x$  et qui renvoie une approximation de la dérivée de cette fonction au point  $x$  par la formule des différences finies avec un paramètre  $\varepsilon$ . L'appliquer à une fonction dont vous connaissez la dérivée (non nulle), et afficher le comportement de l'erreur entre la valeur approchée et la valeur exacte en fonction de  $\varepsilon$  (pour une large plage d'ordre de grandeur de  $\varepsilon$ , par exemple au moins entre  $10^{-1}$  et  $10^{-15}$ ). On pourra cette fois-ci prendre aussi une échelle logarithmique pour  $\varepsilon$  (en utilisant les fonctions `semilogx` ou `loglog`). Comment expliquer ce comportement ? Quel paraît être un bon choix de  $\varepsilon$  ? Quel est alors l'ordre de grandeur de l'erreur numérique ?

```
In [] :
```

**(b-TP)** Même question avec la formule des différences finies centrées.

**(c-TP)** Appliquer les fonctions codées précédemment à la fonction `sinapprox` suivante, qui calcule le sinus en simulant des erreurs d'arrondis plus grosses que celles de la machine. Que devient le bon choix de  $\varepsilon$  cette fois-ci ? Comment semble se comporter ce bon choix en fonction de la taille des erreurs d'arrondi ?

```
In []: tailleErreur=1e-6
def sinapprox(x):
    return (2*random_sample()-1)*tailleErreur + sin(x)
```

**(d-TD)** On suppose que l'on se place sur un intervalle  $[a, b]$  où  $f$  est de classe  $C^2$ , et où  $f$  et  $f''$  sont du même ordre de grandeur :  $\|f''\|_\infty \leq C\|f\|_\infty$ , où  $C$  est une constante « du même ordre de grandeur que 1 ». On se donne une approximation  $\hat{f}$  de  $f$  qui a une précision relative  $\eta$  :  $|\hat{f}(x) - f(x)| \leq \eta\|f\|_\infty$ .

Montrer que l'on a pour tout  $x \in [a, b - \varepsilon]$  :

$$\left| \frac{\hat{f}(x + \varepsilon) - \hat{f}(x)}{\varepsilon} - f'(x) \right| \leq \left[ \frac{2\eta}{\varepsilon} + \frac{C\varepsilon}{2} \right] \|f\|_\infty.$$

Comment se comporte le  $\varepsilon$  qui minimise le terme de droite de cette inégalité par rapport à  $\eta$  ? Quelle est alors l'ordre de grandeur de l'erreur finale entre la dérivée au point  $x$  et l'approximation par différence finie en utilisant  $\hat{f}$ .

**(e-TD)** Mêmes questions avec la différence finie centrée. On suppose cette fois-ci que  $f$  est de classe  $C^3$  et que  $f^{(3)}$  est du même ordre de grandeur que  $f$  :  $\|f^{(3)}\|_\infty \leq C\|f\|_\infty$ . Démontrer que pour tout  $x \in [a + \varepsilon, b - \varepsilon]$  :

$$\left| \frac{\hat{f}(x + \varepsilon) - \hat{f}(x - \varepsilon)}{2\varepsilon} - f'(x) \right| \leq \left[ \frac{\eta}{\varepsilon} + \frac{C\varepsilon^2}{6} \right] \|f\|_\infty.$$

Quel est cette fois le bon choix de  $\varepsilon$  par rapport à  $\eta$  ? Comment se comporte l'erreur finale en fonction de  $\eta$  ?

Vérifier que ces résultats théoriques sont cohérents avec les observations obtenues aux questions (a), (b), et (c).

**(f-TP)** Programmer une fonction qui prend pour argument une fonction  $f$ , deux réels correspondant aux extrémités d'un segment sur lequel  $f$  est strictement décroissante puis croissante (on l'appliquera à des fonctions  $C^1$  sur ce segment), un pas  $\varepsilon$  et une tolérance, et qui calcule par dichotomie une approximation du minimum (en calculant des approximations de  $f'(x)$  par différence finie et en résolvant  $f'(x) = 0$ ).

**(g-TP)** Définir une fonction  $f$  à optimiser (par exemple  $f : x \mapsto \frac{x}{2} + \frac{1}{x}$  sur  $[1, 2]$ ) en y incorporant une variable globale jouant le rôle de compteur du nombre de fois où cette fonction est évaluée. Tester la fonction programmée au (f) sur la fonction  $f$ . Illustrer par un graphique le taux de convergence effectif (qui illustre la décroissance de l'erreur en fonction du nombre d'évaluations de la fonction).

In [] :

### 3. Méthodes de réduction de triplets

**(a-TP)** Programmer une fonction qui prend pour argument une fonction  $f$ , deux points initiaux correspondant aux extrémités d'un segment sur lequel  $f$  est unimodale, et une tolérance  $\varepsilon$ . La fonction doit renvoyer une approximation du minimum par la méthode de la section dorée.

**(b-TP)** Tester la fonction programmée au (a) en l'appliquant à la fonction  $f : x \mapsto \frac{x}{2} + \frac{1}{x}$  sur  $[1, 2]$  (ou à une autre fonction de votre choix). Incorporer une variable globale jouant le rôle d'un

compteur dans la définition de  $f$  pour pouvoir illustrer par un graphique le taux de convergence effectif (et vérifier qu'il est égal à  $\alpha = \frac{1}{2}(\sqrt{5} - 1)$ , et meilleur que le taux obtenu au (g) de la partie 2).

**(c\*-TP)** Programmer de même une fonction qui prend les mêmes arguments que dans la question (a), et qui renvoie cette fois-ci une approximation par la méthode de réduction du triplet par interpolation quadratique. Tester cette fonction et illustrer par un graphique l'ordre de convergence effectif obtenu.

In [] :

#### 4. Application : résolution d'un problème de plus court chemin entre deux zones parcourues à deux vitesses différentes.

On cherche à modéliser un problème de plus court chemin entre deux zones de  $\mathbb{R}^2$  parcourues à deux vitesses  $v_1$  et  $v_2$ . On se donne par exemple une fonction  $f$  convexe de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  et on définit  $Z_1 = \{(x, y), y \geq f(x)\}$  et  $Z_2 = \{(x, y), y \leq f(x)\}$  les deux zones : au-dessus et en dessous de la courbe  $\mathcal{C}$  d'équation  $y = f(x)$ . On se donne un point  $A$  dans  $Z_1$ , un point  $B$  dans  $Z_2$ , et un point  $M$  sur la courbe  $\mathcal{C}$ . On cherche à minimiser le temps de parcours de  $A$  à  $B$ , sachant qu'on se déplace en ligne droite sur chacune des zones aux vitesses  $v_1$  et  $v_2$  avec  $v_1 > v_2$ .

**(a-TD)** Faire un dessin. On considère le problème d'optimisation suivant :

$$\inf_{M \in \mathcal{C}} \frac{\|AM\|}{v_1} + \frac{\|BM\|}{v_2}.$$

Montrer qu'il peut s'écrire sous la forme d'un problème de minimisation d'une fonction réelle d'une variable, et qu'il admet une solution atteinte pour un certain point  $M_* \in \mathcal{C}$ . Montrer que le segment  $[AM_*]$  est inclus dans  $Z_1$ , et que donc on obtient une solution à notre problème initial.

**(b-TP)** Utiliser les méthodes programmées dans les parties précédentes pour résoudre le problème, pour une fonction  $f$  de votre choix, et des points  $A$  et  $B$  (on pourra les prendre au hasard). Afficher un joli dessin représentant les zones et le chemin optimal.

**(c\*-TD)** Montrer que la solution vérifie les lois de Descartes de la réfraction : si on note  $\theta_i$  (resp.  $\theta_r$ ) l'angle entre la normale à la courbe et la droite  $(AM)$  (resp.  $(BM)$ ), appelé angle d'incidence (resp. de réfraction), et  $n_1 = \frac{1}{v_1}$ ,  $n_2 = \frac{1}{v_2}$  les indices de réfraction, on a :

$$n_1 \sin \theta_1 = n_2 \sin \theta_2.$$

La lumière prend donc le plus court chemin ! Montrer par un dessin que si on ne suppose pas  $v_1 < v_2$ , alors il peut ne pas y avoir unicité à la solution.

**(d\*-TD/TP)** On s'intéresse au problème de minimiser le chemin entre  $A$  et un autre point  $A'$  de  $Z_1$ . Faire la même chose qu'aux questions (a) et (b) pour ce problème, et montrer que cette fois-ci la solution vérifie les lois de Descartes de la réflexion :  $\theta_i = \theta_r$ . Montrer que la solution est unique si  $f$  est convexe : on ne voit rien en double dans un miroir convexe !