

# chapitre 10 : l'approximation numérique de zéros de fonctions

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction au problème</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation : savoir ce que se cache derrière le <code>fsolve</code> : . . . . .	1
1.2	La méthode déjà connue : dichotomie . . . . .	1
1.2.1	Entrées et sorties de cette méthode . . . . .	2
1.2.2	Les avantages de cette méthode, et ce qu'on peut espérer de mieux . . . . .	2
1.3	Introduction aux méthodes itératives . . . . .	2
1.3.1	L'idée de base : remplacer les zéros par des points fixes . . . . .	2
1.3.2	Ce qu'on sait déjà sur la convergence vers les points fixes . . . . .	3
1.3.3	Ce que donne l'exemple naïf de $g(x) = f(x) + x$ . . . . .	3
<b>2</b>	<b>La méthode de Newton pour l'approximation des zéros de fonction</b>	<b>3</b>
2.1	Présentation de la méthode . . . . .	3
2.1.1	Idée géométrique de la méthode . . . . .	4
2.1.2	Traduction algébrique . . . . .	4
2.2	Des exemples où la méthode ne va pas marcher . . . . .	4
2.3	Résultat global pour le cas part. des fonctions monotones, ne changeant pas de convexité/concavité . . . . .	5
2.4	Etude de l'attractivité du point fixe dans la méthode de Newton . . . . .	6
2.4.1	Une propriété générale de la méthode de Newton . . . . .	6
2.4.2	Propriété générale qui justifie le mot <i>superattractif</i> . . . . .	6
2.5	Conséquence des résultats § 2.4 : convergence locale . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Exemples concrets et fondamentaux</b>	<b>7</b>
3.1	Méthode de Newton pour le calcul de l'inverse d'un nombre . . . . .	7
3.2	Méthode de Newton pour le calcul des racines carrées . . . . .	9
<b>4</b>	<b>Le problème du test d'arrêt en général ?</b>	<b>9</b>
<b>5</b>	<b>Exemples explicites où la méthode de Newton diverge (en T.P. ?)</b>	<b>9</b>
<b>6</b>	<b>La méthode de Newton va dans <math>\mathbb{C}</math></b>	<b>9</b>

## 1 Introduction au problème

### 1.1 Motivation : savoir ce que se cache derrière le `fsolve` :

On a déjà plusieurs fois utilisé la commande `fsolve` de `scipy.optimize` : `fsolve(f, x0)` cherche un zéro de `f` au voisinage d'un certain `x0`.

On a vu aussi que cette commande est parfois assez *sensible* au choix de la condition initiale `x0`. Par exemple pour résoudre l'équation  $\tan(x) = x$  (cf. TP).

Ce qui suit va nous expliquer ce qui est caché derrière `fsolve` et le pourquoi de ces phénomènes de sensibilité au choix de `x0`.

**Remarque préliminaire importante** : l'étude numérique des zéros d'une fonction commence déjà par l'étude des variations. On essaie (si possible !) de se placer sur un intervalle  $I$  sur lequel  $f_I$  est strictement monotone et change de signe, pour être sûr de l'existence et l'unicité du zéro que l'on cherche à approcher. La représentation graphique y aide bien sûr !

### 1.2 La méthode déjà connue : dichotomie

Revoir le T.P. 5

### 1.2.1 Entrées et sorties de cette méthode

- Données :  $f \in \mathcal{C}([a, b], \mathbb{R})$  telle que  $f(a) < 0$  et  $f(b) > 0$  (quitte à remplacer  $f$  par  $-f$ ).
- Algo. : fabrique des suites  $(a_n)$  et  $(b_n)$  telles que  $f(a_n) \leq 0$ ,  $f(b_n) \geq 0$  et  $b_n - a_n = (b - a)/2^n$ .
- Conséquence théorique : la limite commune à ces deux suites adjacentes donne un zéro  $r$  de  $f$ , ce qui démontre le T.V.I.
- Conséquence pratique : en s'arrêtant à une étape  $n$ , les nombres  $a_n$  et  $b_n$  fournissent un encadrement d'un zéro de  $f$  à  $(b - a)/2^n$  près.

### 1.2.2 Les avantages de cette méthode, et ce qu'on peut espérer de mieux

- Avantages :
  - elle s'applique à n'importe quelle fonction continue (hyp. de régularité très faible sur  $f$ ),
  - elle converge *toujours* vers un zéro,
  - la convergence est *géométrique* : en  $O(\frac{1}{2^n})$ .
- Ce qu'on peut espérer de mieux : on remarque que le processus de dichotomie est indépendant de la forme de la fonction  $f$ . On peut espérer que :

pour des bonnes fonctions  $f$  (plus régulières, par exemple  $\mathcal{C}^2$ ), on va trouver des méthodes qui vont plus vite en tenant mieux compte des propriétés de  $f$ .  
En revanche, ces méthodes ne convergeront pas forcément... donc plus vite mais moins sûr...

- **Un autre problème :** Quand on étudie des fonctions de plusieurs variables, disons  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ , la dichotomie n'aura plus de sens, il faudra bien d'autres méthodes. Il se trouve qu'on celles qu'on va développer ici se généraliseront aussi à ce cadre-là. On verra ci-dessous déjà un exemple avec  $f : \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$  pour trouver des zéros de fonctions polynomiales dans  $\mathbb{C}$  : la dichotomie n'a plus de sens.

## 1.3 Introduction aux méthodes itératives

### 1.3.1 L'idée de base : remplacer les zéros par des points fixes

On connaît bien le fait suivant :

Pour  $g$  continue, si une suite  $(u_n)$ , définie par  $\forall n \in \mathbb{N}, u_{n+1} = g(u_n)$ , converge, alors sa limite est un point fixe de  $g$ .

Moralité :

**Numériquement**, les points fixes d'une fonction  $g$  s'approchent en itérant des suites  $u_{n+1} = g(u_n)$ , *pourvu que ces suites convergent*. On parle d'approche *itérative*.

### Principe des méthodes itératives

Pour résoudre une équation  $f(x) = 0$ , on la remplace par une équation équivalente  $g(x) = x$ , en choisissant  $g$  de sorte que, pour  $u_0$  dans le voisinage du zéro pressenti :

- les suites  $(u_n)$  définies par  $u_{n+1} = g(u_n)$  convergent effectivement,
- et cette convergence soit rapide.

### L'idée la plus évidente pour la fonction $g$

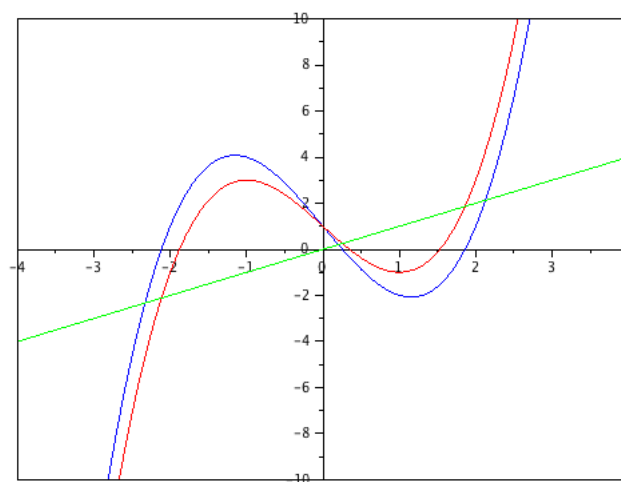
Bien sûr  $f(x) = 0 \Leftrightarrow f(x) + x = x$ , et donc on peut considérer  $g(x) = f(x) + x$  et les suites  $u_{n+1} = g(u_n)$  associées. Le problème est que ces suites ne convergent pas forcément, comme on va le revoir après le petit rappel suivant.

### 1.3.2 Ce qu'on sait déjà sur la convergence vers les points fixes

- a) Si  $g$  est  $k$ -lipschitzienne sur  $I = [a, b]$  avec  $k < 1$  et  $I$  est stable par  $g$  alors : la suite  $(u_n)$  définie par  $u_0 \in I$  et  $u_{n+1} = g(u_n)$ ...
- b) Caract. commode : Pour  $g \in \mathcal{C}^1(I, \mathbb{R})$ , on sait que  $g$  est  $k$ -lip. sur  $I$  ssi
- c) Pour  $g \in \mathcal{C}^1(I, \mathbb{R})$  un point fixe  $a \in I$  de  $g$  est dit *attractif* ssi  $|g'(a)| < 1$ . Dans ce cas, il existe un voisinage  $V = [a - \varepsilon, a + \varepsilon]$  de  $a$  sur lequel  $g$  est  $k$ -lip. avec  $k < 1$  et si  $u_0 \in V$  ...
- d) Avec les notations du d),  $a$  est dit *répulsif* ssi  $|g'(a)| > 1$ . Dans ce cas, la seule possibilité pour que  $(u_n)$  converge vers  $a$  est que  $(u_n)$  soit constante égale à  $a$  APCR.

### 1.3.3 Ce que donne l'exemple naïf de $g(x) = f(x) + x$

Imaginons qu'on veuille résoudre une équation du troisième degré  $f(x) = 0$  où  $f(x) = x^3 - 4x + 1$ . L'idée naïve de chercher les points fixes de  $g(x) = f(x) + x$  nous donne la fonction  $g : x \mapsto x^3 - 3x + 1$  dont le graphe est en rouge, celui de  $f$  est en bleu.



**Mauvaise nouvelle :** deux points fixes de  $g$  sont clairement répulsifs.

Dans le § 2 suivant, nous allons construire une fonction  $g$  très efficace, grâce à la *méthode de Newton*.

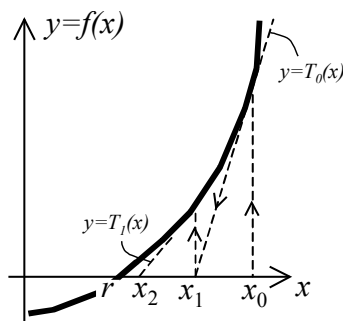
## 2 La méthode de Newton pour l'approximation des zéros de fonction

### 2.1 Présentation de la méthode

**Hypothèse :** On se donne une fonction  $f$  dérivable sur un intervalle  $I$  contenant une racine  $r$  de l'équation  $f(r) = 0$ . On fixe un  $x_0 \in I$  pas trop loin du zéro que l'on cherche.

### 2.1.1 Idée géométrique de la méthode

On considère la tangente  $T_{x_0}\Gamma_f$  au graphe de  $f$  au point d'abscisse  $x_0$ . Si celle-ci coupe l'axe, on note  $x_1$  l'abscisse de ce point d'intersection dont on espère qu'il est plus proche de  $r$ . On recommence alors cette construction à partir du point  $(x_1, f(x_1))$ . On espère que cela définit une suite  $(x_n)$  et qu'elle converge vers  $r$ .



### 2.1.2 Traduction algébrique

A l'étape  $n$ , l'équation de la tangente au point  $M_n = (x_n, f(x_n))$  est :

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

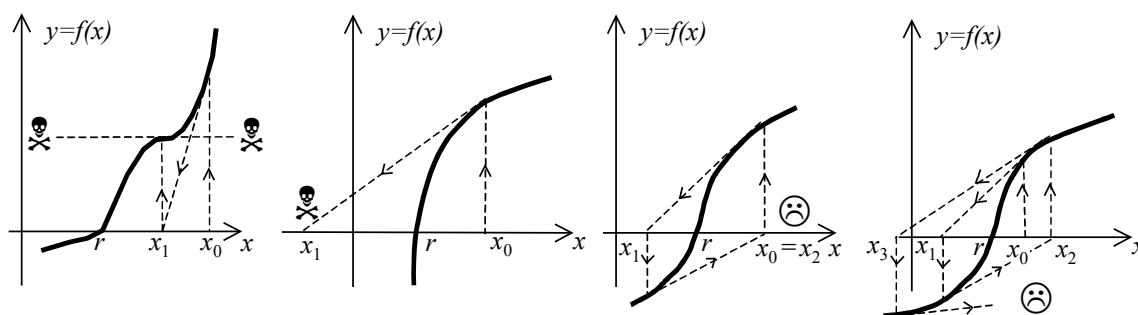
Donc le point  $x_{n+1}$  s'il existe est solution de l'équation :

$$0 = f(x_n) + f'(x_n)(x_{n+1} - x_n),$$

ce qui équivaut, en supposant bien sûr que  $f'(x_n) \neq 0$ , à :

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

## 2.2 Des exemples où la méthode ne va pas marcher



- L'écueil de la figure 1 correspond à un point où  $f'$  s'annule : tangente horizontale, la suite n'est plus définie, cela se voyait déjà au 2.1.2
- Même si  $f'$  ne s'annule pas, et donc, dans le cas des figure où  $f$  est croissante,  $f' > 0$ , la figure 2 montre que  $x_1$  peut sortir de l'ensemble de définition de  $f$ . La fonction  $f$  de cette figure est concave.
- Les figures 3 et 4 montrent une fonction avec un point d'inflexion et où la suite  $(x_n)$  ne converge pas.

## 2.3 Résultat global pour le cas part. des fonctions monotones, ne changeant pas de convexité/concavité

**Hypothèses :** on suppose que  $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  est de classe  $\mathcal{C}^2$  vérifie les conditions suivantes :

- $f'$  ne s'annule pas sur  $[a, b]$ , donc  $f$  est strictement monotone sur  $[a, b]$ .
- $f(a).f(b) < 0$  de sorte que  $f$  admet un unique zéro  $\alpha$  dans  $[a, b]$ .
- $f''$  garde un signe constant sur  $[a, b]$ .

**Remarque :** on notera que ces hypothèses peuvent toujours être réalisées en restreignant suffisamment l'intervalle  $[a, b]$  autour de  $\alpha$  sauf si  $f'(\alpha) = 0$  (point critique) ou  $f''(\alpha) = 0$  (point d'inflexion par exemple).

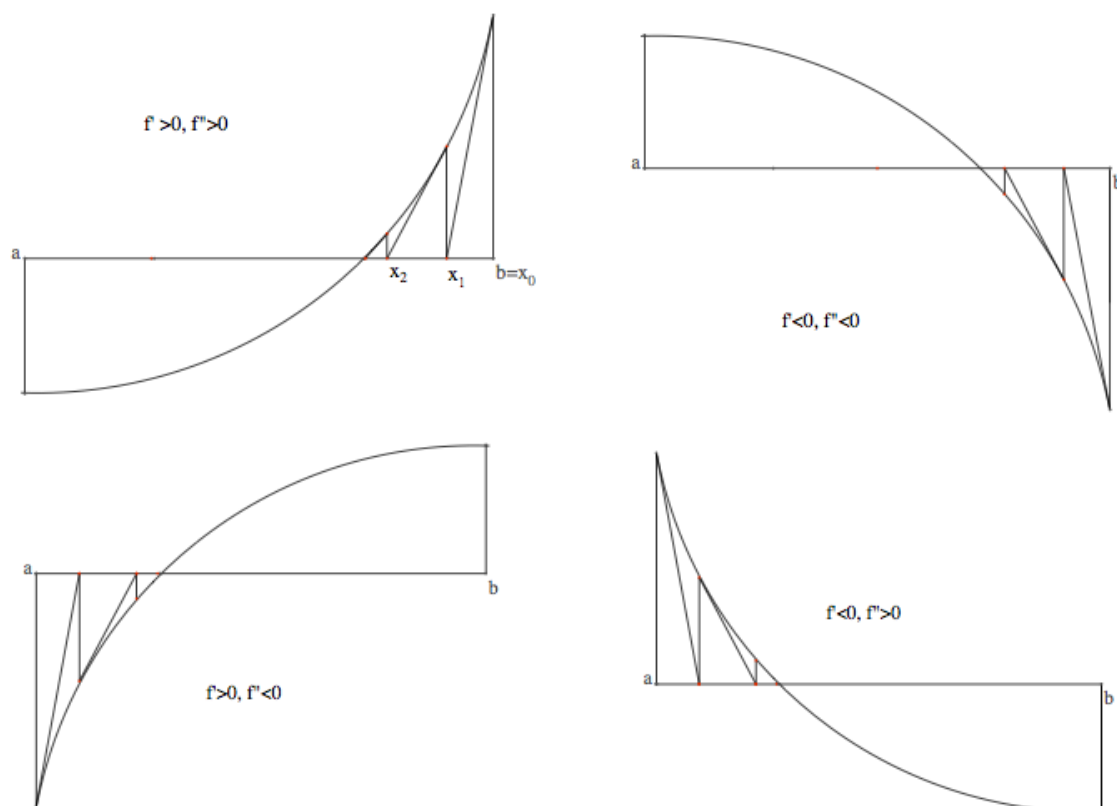
**Propriété :** Avec les hypothèses précédentes, si on fixe un  $x_0 \in [a, b]$  tel que :

$$f(x_0).f''(x_0) > 0 \quad (\text{r\`egle de Fourier})$$

alors :

- La suite  $(x_n)$  définie par ce  $x_0$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,  $x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$  est bien définie pour tout  $n \in \mathbb{N}$  et est monotone.
- Cette suite  $(x_n)$  converge vers l'unique zéro de  $f$  sur  $[a, b]$ .

**Illustration :**



**Remarque pour la preuve :** il suffit de démontrer la propriété dans le cas  $f' > 0$  et  $f'' \geq 0$  quitte à remplacer sinon l'équation par  $f_1(x) = 0$  (resp.  $f_2(x) = 0$ , resp.  $f_3(x) = 0$ ) où  $f_1(x) = -f(-x)$  (resp.  $f_2(x) = f(-x)$ , resp.  $f_3(x) = -f(x)$ ).

## 2.4 Etude de l'attractivité du point fixe dans la méthode de Newton

Vu le résultat obtenu au § 2.3, au moins dans ce cas, on est sûr que le point fixe n'est pas répulsif. On va voir qu'on a en fait un résultat très fort :

### 2.4.1 Une propriété générale de la méthode de Newton

**Exercice :** On se donne  $f \in \mathcal{C}^2(I, \mathbb{R})$  avec  $r$  un zéro de  $f$  dans  $I$  telle que  $f'$  ne s'annule pas sur  $I$ , et on note  $\forall x \in I, \varphi(x) = x - \frac{f(x)}{f'(x)}$ . Calculer  $\varphi'(r)$ .

**Définition :** Un point fixe  $r$  d'une application  $\varphi$  tel que  $\varphi'(r) = 0$  est appelé *point fixe superattractif*.

On vient de démontrer la :

**Propriété** La méthode de Newton transforme toujours un zéro de  $f$  en un point fixe *superattractif* de  $\varphi : x \mapsto x - \frac{f(x)}{f'(x)}$ .

### 2.4.2 Propriété générale qui justifie le mot *superattractif*

Bien sûr un point fixe  $r$  superattractif est en particulier attractif et comme  $|\varphi'(r)| \leq k$  pour tout  $k$ , la convergence des suites associées  $u_{n+1} = \varphi(u_n)$  est en  $O(k^n)$  pour tout  $k$  (et donc aussi en  $o(k^n)$  pour tout  $k$ ). Beaucoup mieux, cette notion donne encore au saut de rapidité, comme on le démontre dans la prop. suivante :

**Propriété :** Soit  $\varphi : I = [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction de classe  $\mathcal{C}^2$  quelconque ayant un point fixe  $r$  *superattractif* i.e. tel que  $\varphi'(r) = 0$ . On note  $M_2 = \sup_{[a,b]} |\varphi''|$ . Alors :

(C1)  $\forall x \in I, |\varphi(x) - r| \leq \frac{M_2}{2} |x - r|^2,$

(C2) On en déduit que pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,

$$|x_n - r| \leq \frac{2}{M_2} \left[ \frac{M_2}{2} |x_0 - r| \right]^{2^n}$$

(C3) Si on choisit  $x_0$  pour que  $\frac{M_2}{2} |x_0 - r| < 1$ , alors la suite définie par  $x_{n+1} = \varphi(x_n)$  converge vers  $r$  en  $O(k^{2^n})$  où  $k = \frac{M_2}{2} |x_0 - r|$ . On dit que la convergence est *supergéométrique*.

**Exercice :** prouver cette propriété.

**Illustration numérique :** Si on choisit  $x_0$  pour  $|x_0 - r| < \frac{1}{5M_2}$  alors  $k = \frac{M_2}{2} |x_0 - r| \leq \frac{1}{10}$  et la (C2) ci-dessus donne que :

$$\forall n \in \mathbb{N}, |x_n - r| \leq \frac{2}{M_2} \left( \frac{1}{10} \right)^{2^n}.$$

Le nombre de décimales en approximant  $r$  par  $x_n$  double à chaque étape : en laissant de côté la constante  $2/M$ , avec 10 itérations on a une approximation à  $10^{-2^{10}} = 10^{-1024}$  près, donc plus de mille décimales exactes<sup>1</sup>

## 2.5 Conséquence des résultats § 2.4 : convergence locale

On obtient immédiatement le :

---

1. bon bien sûr il ne faut pas travailler sur les flottants... sinon cela n'a pas de sens, mais pour les flottants la précision maximale est donc atteintes en 3 ou 4 itérations...

**Thm. de convergence locale :** Soit  $f \in \mathcal{C}^3(I, \mathbb{R})$  ayant un zéro  $r$  dans  $I$  telle que  $f'$  ne s'annule pas sur un voisinage  $V$  de  $r$  dans  $I$ . Il existe un voisinage  $W \subset V$  de  $r$  tel que si  $x_0 \in W$ , la méthode de Newton appliquée à  $f$  à partir du point  $x_0$  converge super-géométriquement vers  $x_0$ .

**Remarque 1 :** Ce théorème s'applique même si  $r$  est un *point d'inflexion* de  $f$ , puisque les preuves du § 2.4 n'utilisent pas le signe de  $f''$ .

**Remarque 2 :** L'hyp.  $\mathcal{C}^3$  est purement technique, pour que  $\varphi$  soit  $\mathcal{C}^2$  et que la preuve faite plus haut s'applique. En travaillant un peu plus, on peut diminuer cette hypothèse de régularité, mais ce n'est pas crucial ici pour nous

**Remarque 3 :** Un problème crucial pour l'analyse numérique est de savoir comment être sûr de tomber dans le bon voisinage  $W$  ! Et ce n'est pas si simple, on verra des exemples en T.P. Un autre problème intéressant est celui du test d'arrêt qu'on va prendre, on va l'étudier dans les exemples ci-dessous.

### 3 Exemples concrets et fondamentaux

On va donner d'abord deux exemples très simples mais fondamentaux de calcul par la méthode de Newton :

nous allons voir ce qui se cache derrière les touches  $\div$  et  $\sqrt{\phantom{x}}$  de vos calculatrices (et ordinateurs).

#### 3.1 Méthode de Newton pour le calcul de l'inverse d'un nombre

On considère un nombre  $a \neq 0$ .

On aimerait un algorithme qui calcule  $1/a$  seulement en faisant des additions et multiplications !

On cherche  $1/a$  comme l'unique zéro de  $f : x \mapsto \frac{1}{x} - a$ . A priori la définition de  $f$  fait intervenir un inverse, mais si on calcule  $\varphi(x) = x - \frac{f(x)}{f'(x)}$ , alors  $\varphi(x) = 2x - ax^2$ .

Ainsi la méthode de Newton associée à cette fonction  $f$  définit la relation de récurrence simple :

$$x_{n+1} = 2x_n - ax_n^2.$$

**Remarque sur la notion de schéma numérique :** si au lieu de la fonction  $f$  ci-dessus, on avait pris  $f : x \mapsto ax - 1$ , la méthode de Newton nous ne donnait rien d'intéressant puisqu'elle obligeait à calculer un inverse. Ce n'était pas un bon schéma numérique pour notre problème.

##### a) Justification de la convergence : pour quels $x_0$ ?

Vu le graphe de  $f$ , on sait que pour appliquer le résultat du § 2.3, on suffit de prendre  $x_0$  On sait alors que  $(x_n)$  tend vers  $1/a$  en

##### b) Etude de la vitesse de convergence :

Ici si on pose  $\varepsilon_n = \frac{1}{a} - x_n$ , alors  $\varepsilon_{n+1} = \frac{1}{a} - (2x_n - ax_n^2) = a\left(\frac{1}{a^2} - 2\frac{x_n}{a} + x_n^2\right) = a\left(\frac{1}{a} - x_n\right)^2$

Ainsi :

$$\varepsilon_{n+1} = a\varepsilon_n^2$$

Ainsi, ici, on a de manière globale un *égalité* qui ressemble à l'inégalité obtenue avec l'I.T.Lagrange au § 2.4.2.

On en déduit immédiatement par récurrence que :

$$\varepsilon_n = a^{2^n - 1} \varepsilon_0^{2^n}$$

On peut réécrire cette expression sous la forme :

$$\varepsilon_n = \frac{1}{a}(a\varepsilon_0)^{2^n} \text{ ou encore : } (a\varepsilon_n) = (a\varepsilon_0)^{2^n}.$$

Comme  $a\varepsilon_0 = a(\frac{1}{a} - x_0) = 1 - ax_0$  et qu'on a choisi  $x_0 < 1/a$ , on a  $a\varepsilon_0 \in ]0, 1[$  donc on retrouve la convergence pour toutes valeurs initiales  $x_0$  telles que  $x_0 < 1/a$  mais surtout, on vient de démontrer que :

Pour tout  $x_0 < \frac{1}{a}$ , la suite  $a(\frac{1}{a} - x_0)$  est une vraie suite *supergéométrique* dès le rang 0. La convergence est donc *très rapide*.

### c) Illustration numérique

```
def g(x,a):
    return 2*x-a*x**2

def approxinv(a,x0,n):
    if a*x0>1:
        raise ValueError("x0 doit être plus petit")
    for i in range(n):
        x0=g(x0,a)
    return x0

# test
print(approxinv(5,0.1,4))
print(approxinv(5,0.1,5))
print(approxinv(5,0.1,6))
```

donne comme valeurs de retour :

```
0.1999969482421875
0.19999999995343387
0.2
```

### d) Le problème du test d'arrêt :

- ici nous connaissons avec exactitude l'erreur,  $\varepsilon_n = \frac{1}{a}(1 - ax_0)^{2^n}$ , on pourrait pour un  $\epsilon > 0$  donné, calculer le nombre  $n$  de pas pour que  $\varepsilon_n < \epsilon$ . Mais cela reviendrait à calculer en prenant un logarithme! C'est un contresens par rapport au simple inverse de  $a$  qu'on veut calculer!

- il y a beaucoup mieux à faire : on rappelle que la suite  $(x_n)$  converge en croissant vers  $1/a$ . On est donc sûr que  $x_n$  donne une valeur approchée de  $1/a$  (toujours par défaut) à  $\epsilon$  près lorsque  $x_n \leq 1/a \leq x_n + \epsilon$ , ce qui se détecte facilement grâce à la fonction décroissante  $f : x \mapsto \frac{1}{x} - a$  :

il suffit que  $f(x_n + \epsilon) < 0$ .

Bien sûr, on ne veut pas calculer  $f(x) = 1/x - a$  mais il est facile de chasser les dénominateurs  $f(x) < 0 \Leftrightarrow ax > 1$ .

Donc la bonne condition d'arrêt est ici :  $a(x_n + \epsilon) > 1$ .

### e) Le code avec ce test d'arrêt ?

**f) Comment les machines choisissent-elles les  $x_0$  ?** Apparemment à l'aide de *tableaux* en mémoire que l'on compare aux premiers bits de  $a$ .



### 3.2 Méthode de Newton pour le calcul des racines carrées

On fixe un  $a > 0$  et on cherche les zéros de  $f : x \mapsto x^2 - a$ . Ce sont bien sûr  $\sqrt{a}$  et  $-\sqrt{a}$ .

a) La suite récurrente définie par la méthode de Newton pour  $f$ ? Une vieille amie

b) Résultat global de convergence :

Ainsi, ici on *sait* que pour *tout*  $x_0 > 0$  la méthode de Newton converge vers  $\sqrt{a}$ .

C'est une différence avec la méthode du § 3.1 précédent où, pour  $x_0 > 1/a$ , on tombe sur des nombres négatifs!

Ici quel que soit  $x_0 \in \mathbb{R}^+$  on a  $x_1 \geq \sqrt{a}$  et ensuite la suite  $(x_n)_{n \geq 1}$  décroît et converge vers  $\sqrt{a}$ .

c) Le test d'arrêt ici : Cette fois encore, la *monotonie* de  $(x_n)$  donne un test facile.

Comme au § 3.1, il suffit cette fois de tester si  $f(x_n - \varepsilon) < 0$ .

## 4 Le problème du test d'arrêt en général?

a) Dans le cas des suites monotones : on a vu que le test était facile.

En fait, la situation du § 2.3 se réalise localement sauf au voisinage d'un point critique ou d'un point d'inflexion. Donc, sauf dans ces cas, on sait que la suite serait monotone à partir d'un certain rang.

Cependant, l'usage est plutôt de prendre des tests d'arrêts *moins précis* mais *plus faciles* à coder, qui peuvent être les deux suivants :

b) Test par la taille des valeurs de  $f$  : boucle **while** avec la condition `abs(f(x)) > epsilon`  
Bien sûr, cela ne donne pas de contrôle précis de la valeur de l'approximation.

c) Test par la différence entre deux valeurs successives  $x_{n+1} - x_n$  : boucle **while** avec la condition `abs(xp-xn) > epsilon` où `xp` (resp. `xn`) est la valeur précédente de `x` et `xn` la suivante.

Attention, il n'est pas clair que la suite  $(x_{n+1} - x_n)$  soit forcément décroissante, même si on l'espère.

Souvent on prend plutôt l'écart *relatif*  $(xp-xn)/xp$ .

## 5 Exemples explicites où la méthode de Newton diverge (en T.P. ?)

Pour  $x^3 - x + 3 = 0$  en partant de  $x_0 = 0$  on a un comportement cyclique.

Pour  $xe^{-x} = 0$ , en partant de  $x_0 = 2$ , on a divergence vers l'infini.

Pour  $\arctan(x) = 0$  en partant de  $x_0 = 1$ .

## 6 La méthode de Newton va dans $\mathbb{C}$

Soit  $f : \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$  une fonction telle qu'on puisse définir la *dérivée au sens complexe* en tout point :  $f'(z_0) = \lim_{z \rightarrow z_0} \frac{f(z) - f(z_0)}{z - z_0}$ .

C'est notamment le cas si  $f$  est une fonction *polynomiale* de  $\mathbb{C}$  dans  $\mathbb{C}$ .

On admet ici que la même formule  $z_{n+1} = z_n - \frac{f(z_n)}{f'(z_n)}$  donne des suites qui convergent vers les zéros de  $f$ .

On illustre ici pour l'étude des *bassins d'attractions* par cette méthode des trois racines cubiques de l'unité.

