

# Cours 9 : Optimisation non linéaire monodimensionnelle sans contraintes

Christophe Gonzales

LIP6 – Université Paris 6, France

## Plan du cours

- 1 fonctions unimodales
- 2 méthode de la suite de Fibonacci
- 3 méthode dichotomique
- 4 méthode de Newton

## Minimum local, global

$f : \text{fonction } [a, b] \subset \mathbb{R} \mapsto \mathbb{R}$

### minimum global

- $f$  passe par un **minimum (global ou absolu)** en  $\hat{x}$  si :

$$x \in [a, b] \implies f(x) \geq f(\hat{x})$$

- minimum **strict** :  $x \neq \hat{x} \implies f(x) > f(\hat{x})$

### minimum local

- $f$  passe par un **minimum local** en  $\hat{x}$  si :

$$\exists \text{ un voisinage } V \text{ de } \hat{x} \text{ tel que } x \in V \implies f(x) \geq f(\hat{x})$$

- minimum local **strict** :  $x \in V \setminus \{\hat{x}\} \implies f(x) > f(\hat{x})$



Dans  $\mathbb{R}$ , voisinage  $V$  de  $\hat{x}$  = ensemble t.q. :  
 $V \supseteq$  intervalle ouvert  $] \alpha, \beta [ \supseteq \{ \hat{x} \}$

## Fonctions unimodales

### Définition d'une fonction unimodale

$f$  est **unimodale** lorsqu'il existe  $\hat{x} \in [a, b]$  tel que :

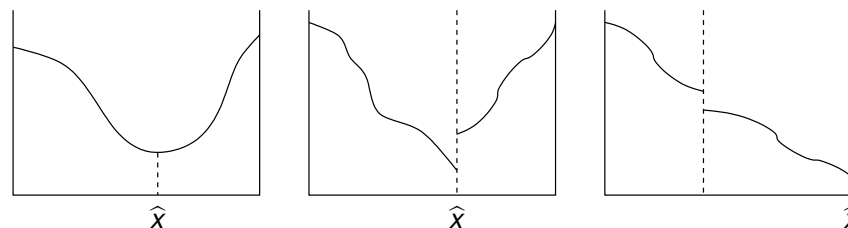
$$x^1 < x^2 \leq \hat{x} \implies f(x^1) > f(x^2)$$

$$\hat{x} \leq x^1 < x^2 \implies f(x^1) < f(x^2)$$

$\implies$  une fonction unimodale passe par un minimum strict



unimodale  $\not\Rightarrow$  dérivable



## Fonctions convexes et strictement convexes

### Définition d'une fonction convexe

$f$  est **convexe** si  $\forall x, y \in [a, b], \forall \lambda \in [0, 1]$  :

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

### Définition d'une fonction strictement convexe

$f$  est **strictement convexe** si  $\forall x, y \in [a, b], \forall \lambda \in ]0, 1[$  :

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) < \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

strictement convexe  $\implies$  unimodale

convexe  $\not\Rightarrow$  unimodale  
unimodale  $\not\Rightarrow$  convexe

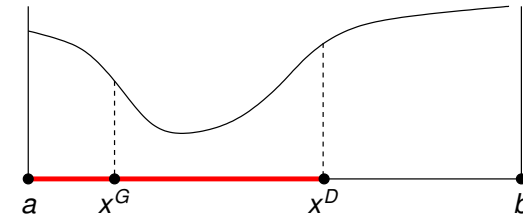
## Unimodalité et recherche de minima

### Lemme 1

- fonction unimodale
- minimum local  $\implies$  minimum global

### Lemme 2

- $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  unimodale
- $x^G, x^D$  tels que  $a < x^G < x^D < b$  alors :
  - $f(x^G) < f(x^D) \implies \hat{x} \in [a, x^D]$
  - $f(x^G) > f(x^D) \implies \hat{x} \in [x^G, b]$
  - $f(x^G) = f(x^D) \implies \hat{x} \in [x^G, x^D]$ .



## Application : méthode de la suite de Fibonacci (1/6)

### Rappel : suite de Fibonacci

- $F_0 = F_1 = 1$
- $F_{k+2} = F_{k+1} + F_k$
- $\frac{F_{k+1}}{F_k} \rightarrow \frac{1 + \sqrt{5}}{2}$

méthode de la suite de Fibonacci : utiliser Fibonacci pour trouver **rapidement** le minimum d'une fonction unimodale sur un intervalle  $[a, b]$

## Application : méthode de la suite de Fibonacci (2/6)

### méthode de la suite de Fibonacci

- on se donne  $N =$  nombre total de **fois où l'on évaluera  $f$  en un point**
- initialisation :  $a_1 = a, b_1 = b$
- itérations :
  - $f(x_k^G) < f(x_k^D) \implies a_{k+1} = a_k$  et  $b_{k+1} = x_k^D$
  - $f(x_k^G) > f(x_k^D) \implies a_{k+1} = x_k^G$  et  $b_{k+1} = b_k$
  - $f(x_k^G) = f(x_k^D) \implies a_{k+2} = x_k^G$  et  $b_{k+2} = x_k^D$
- arrêt : longueur de l'intervalle après  $N$  **évaluations** de  $f$  :

$$\leq \prod_{k=1}^{N-1} \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}} (b - a) = \frac{b - a}{F_{N+1}}$$

## Application : méthode de la suite de Fibonacci (3/6)

calcul de  $x_{k+1}^D$  et  $x_{k+1}^G$  : cas  $f(x_k^G) < f(x_k^D)$

- $a_{k+1} = a_k$  et  $b_{k+1} = x_k^D$
- $x_{k+1}^D = a_{k+1} + \frac{F_{N+1-(k+1)}}{F_{N+2-(k+1)}}(b_{k+1} - a_{k+1})$   
 $= a_k + \frac{F_{N-k}}{F_{N+1-k}}(x_k^D - a_k)$   
 $= a_k + \frac{F_{N-k}}{F_{N+1-k}} \times \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}(b_k - a_k)$   
 $= a_k + \frac{F_{N-k}}{F_{N+2-k}}(b_k - a_k)$   
 $= x_k^G$

$\implies$  seul  $f(x_{k+1}^G)$  doit être évalué à l'itération  $k + 1$

## Application : méthode de la suite de Fibonacci (4/6)

taille de l'intervalle  $[a_{k+1}, b_{k+1}]$  : cas  $f(x_k^G) < f(x_k^D)$

- $a_{k+1} = a_k$  et  $b_{k+1} = x_k^D$
- $b_{k+1} - a_{k+1} = x_k^D - a_k = \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}(b_k - a_k)$   
 $\implies \frac{b_{k+1} - a_{k+1}}{b_k - a_k} = \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}$

Par symétrie :


cas  $f(x_k^G) > f(x_k^D)$

- seul  $f(x_{k+1}^D)$  doit être évalué à l'itération  $k + 1$
- $\frac{b_{k+1} - a_{k+1}}{b_k - a_k} = \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}$

## Application : méthode de la suite de Fibonacci (5/6)

taille de l'intervalle  $[a_{k+2}, b_{k+2}]$  : cas  $f(x_k^G) = f(x_k^D)$

- $a_{k+2} = x_k^G$  et  $b_{k+2} = x_k^D$
- $\frac{b_{k+2} - a_{k+2}}{b_k - a_k} = \frac{F_{N+1-k} - F_{N-k}}{F_{N+2-k}} = \frac{F_{N-1-k}}{F_{N+2-k}}$   
 $= \frac{F_{N-1-k}}{F_{N-k}} \left[ \frac{F_{N-k}}{F_{N+1-k}} \times \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}} \right]$   
 $\leq \frac{F_{N-k}}{F_{N+1-k}} \times \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}$

 évaluation de  $f$  en  $x_{k+2}^G$  et  $x_{k+2}^D$  mais intervalle plus réduit que pour 2 itérations des cas  $f(x_k^G) \neq f(x_k^D)$

## Application : méthode de la suite de Fibonacci (6/6)

Résumé :

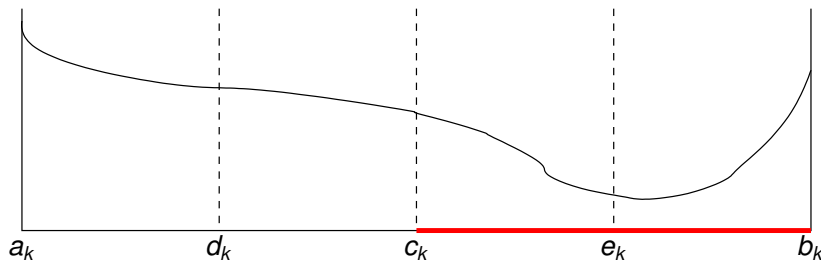
- $f(x_k^G) < f(x_k^D) \implies$  seul  $f(x_{k+1}^G)$  doit être évalué  
 $\frac{b_{k+1} - a_{k+1}}{b_k - a_k} = \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}$
- $f(x_k^G) > f(x_k^D) \implies$  seul  $f(x_{k+1}^D)$  doit être évalué  
 $\frac{b_{k+1} - a_{k+1}}{b_k - a_k} = \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}$
- $f(x_k^G) = f(x_k^D) \implies$   $f(x_{k+2}^G)$  et  $f(x_{k+2}^D)$  doivent être évalués  
 $\frac{b_{k+2} - a_{k+2}}{b_k - a_k} \leq \frac{F_{N-k}}{F_{N+1-k}} \times \frac{F_{N+1-k}}{F_{N+2-k}}$

à l'arrêt :  $b_N - a_N \leq \prod_{j=1}^{N-1} \frac{F_{N+1-j}}{F_{N+2-j}}(b - a) = \frac{b - a}{F_{N+1}}$

## La méthode dichotomique

### L'algorithme par dichotomie

- à l'itération  $k$  : intervalle  $[a_k, b_k]$
- $d_k = \frac{3a_k + b_k}{4}$      $c_k = \frac{a_k + b_k}{2}$      $e_k = \frac{a_k + 3b_k}{4}$
- $f(c_k) > f(e_k) \implies a_{k+1} = c_k$  et  $b_{k+1} = b_k$   
 $f(d_k) < f(c_k) \implies a_{k+1} = a_k$  et  $b_{k+1} = c_k$   
 sinon  $a_{k+1} = d_k$  et  $b_{k+1} = e_k$
- arrêt : quand  $b_k - a_k \leq \epsilon$



## Fonctions dérivables

$f : [a, b] \subset \mathbb{R} \mapsto \mathbb{R}$  dérivable.  $f'$  = dérivée de  $f$

### Point stationnaire

$\hat{x} \in ]a, b[$  : point stationnaire si  $f'(\hat{x}) = 0$

### Lemme 3

- $f$  dérivable
- $\hat{x} \in ]a, b[$
- $\hat{x}$  minimum local de  $f \implies \hat{x}$  = point stationnaire

### Lemme 4

- $f$  dérivable et convexe
- $\hat{x} \in ]a, b[$
- $\hat{x}$  minimum local de  $f \iff \hat{x}$  = point stationnaire

## Dichotomie pour fonctions unimodales dérivables

### Méthode dichotomique

- $f$  unimodale, dérivable
- $a_1 = a, b_1 = b$
- $f'(a_k) < 0$  et  $f'(b_k) > 0 \implies \hat{x} \in [a_k, b_k]$
- calcul de  $f' \left( \frac{a_k + b_k}{2} \right)$
- $f' \left( \frac{a_k + b_k}{2} \right) > 0 \implies \hat{x} \in \left[ a_k, \frac{a_k + b_k}{2} \right]$
- $f' \left( \frac{a_k + b_k}{2} \right) < 0 \implies \hat{x} \in \left[ \frac{a_k + b_k}{2}, b_k \right]$
- $f' \left( \frac{a_k + b_k}{2} \right) = 0 \implies \hat{x} = \frac{a_k + b_k}{2}$

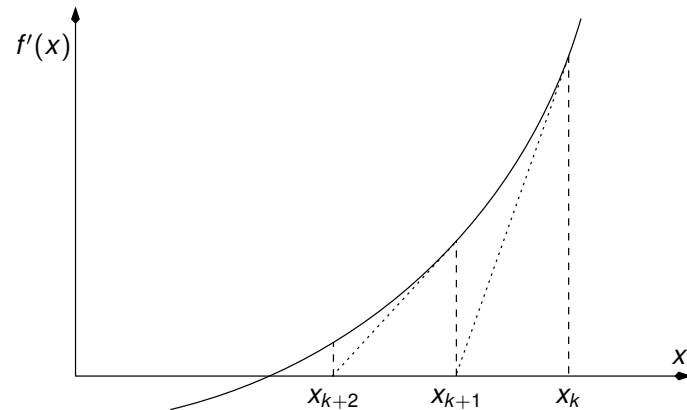
## Méthode de Newton (1/3)

### fonction de classe $C^2$

- $f : [a, b] \subset \mathbb{R} \mapsto \mathbb{R}$
- $f$  : 2 fois dérivable
- $f''$  continue

### Méthode de Newton

- *principe* : engendrer une suite de points  $(x^k)$  tendant vers un point stationnaire
- point stationnaire :  $f'(\hat{x}) = 0$
- itération  $k$  :  $f'$  est remplacée par sa linéarisée en  $x^k$  :  
 $l(x) = f'(x^k) + [x - x^k]f''(x^k)$
- $x^{k+1}$  déterminé par  $l(x^{k+1}) = 0$  :  
 $\implies x^{k+1} = x^k - \frac{f'(x^k)}{f''(x^k)}$




### Conditions suffisantes de convergence de la méthode

Conditions suffisantes de convergence à partir d'un point de départ  $x^0$  quelconque :

- $f$  de classe  $C^3$  et  $f'(a) \times f'(b) < 0$
- $f''(x) > 0 \forall x$  ( $\implies$  stricte convexité)
- $0 \leq 1 - \frac{d}{dx} \left[ \frac{f'(x)}{f''(x)} \right] \leq q < 1 \forall x$

$\implies$  taux de convergence quadratique :

$$\exists \beta > 0 \text{ tel que } \|x^{k+1} - \hat{x}\| \leq \beta \|x^k - \hat{x}\|^2$$

 conditions très restrictives

en pratique : on applique Newton même si ces conditions ne sont pas satisfaites