

---

# Méthodes Quasi-Newton

Michel Bierlaire

`michel.bierlaire@epfl.ch`

Laboratoire Transport et Mobilité

EPFL - ENAC - TRANSP-OR

# Méthodes quasi-Newton : BFGS

- Matrice hessienne coûteuse
- Adapter les méthodes quasi-Newton pour les équations à l'optimisation
- Approximer  $\nabla^2 f(\hat{x})$  en utilisant Broyden

$$H_k = H_{k-1} + \frac{(y_{k-1} - H_{k-1}d_{k-1})d_{k-1}^T}{d_{k-1}^T d_{k-1}},$$

avec

$$\begin{aligned}d_{k-1} &= x_k - x_{k-1} \\ y_{k-1} &= \nabla f(x_k) - \nabla f(x_{k-1}).\end{aligned}$$

# Méthodes quasi-Newton : BFGS

---

- $H_k$  vérifie l'équation sécante
- $H_k$  n'est pas nécessairement symétrique
- $H_k$  n'est pas nécessairement définie positive

On désire forcer  $H_k$  à être **symétrique** et **définie positive**

$$H_k = L_k L_k^T$$

Idée : travailler sur  $L_k$  plutôt que sur  $H_k$ .  
Mise à jour de  $L_k$  en  $A_k$ .

# Méthodes quasi-Newton : BFGS

---

Equation sécante (oublions les indices  $k$ ) :

$$AA^T d = y$$

ou encore

$$\begin{aligned} Ax &= y \\ A^T d &= x \end{aligned}$$

Considérons  $Ax = y$  comme équation sécante  
Mise à jour de Broyden de  $L$

$$A = L + \frac{(y - Lx)x^T}{x^T x}.$$

(p. 312)

# Méthodes quasi-Newton : BFGS

## Mise à jour BFGS

Soient une fonction  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  continument différentiable, et deux itérés  $x_{k-1}$  et  $x_k$ , tels que  $d_{k-1}^T y_{k-1} > 0$ , avec  $d_{k-1} = x_k - x_{k-1}$  et  $y_{k-1} = \nabla f(x_k) - \nabla f(x_{k-1})$ .

Soit une matrice symétrique définie positive  $H_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

La mise à jour BFGS est définie par

$$H_k = H_{k-1} + \frac{y_{k-1} y_{k-1}^T}{y_{k-1}^T d_{k-1}} - \frac{H_{k-1} d_{k-1} d_{k-1}^T H_{k-1}}{d_{k-1}^T H_{k-1} d_{k-1}}.$$

# Méthodes quasi-Newton : BFGS

---

Elle tient son nom des initiales des mathématiciens C. G. Broyden, R. Fletcher, D. Goldfarb et D. F. Shanno, qui l'ont découverte indépendamment à la fin des années 60.



# Méthodes quasi-Newton : BFGS

---

**Lemme 1** Soit  $d, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $d \neq 0$ . Alors il existe une matrice  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  non singulière telle que

$$AA^T d = y$$

si et seulement si

$$d^T y > 0.$$

(p. 314)

Cette condition est toujours vérifiée si la seconde condition de Wolfe est utilisée (p. 315).

# Méthodes quasi-Newton : BFGS

- Méthode de Newton avec recherche linéaire
- Remplaçons  $\nabla^2 f(x_k)$  par  $H_k$
- Garantie que  $H_k$  est définie positive
- Nécessité de résoudre  $H_k d_k = -\nabla f(x_k)$
- On peut calculer  $H_k^{-1}$  analytiquement

$$H_k^{-1} = \left( I - \frac{d_{k-1} y_{k-1}^T}{d_{k-1}^T y_{k-1}} \right) H_{k-1}^{-1} \left( I - \frac{d_{k-1} y_{k-1}^T}{d_{k-1}^T y_{k-1}} \right) + \frac{d_{k-1} d_{k-1}^T}{d_{k-1}^T y_{k-1}}$$



# Algorithme : quasi-Newton : BFGS

---

## Objectif

Trouver une approximation d'un minimum local du problème

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x).$$

## Input

- La fonction  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  différentiable;
- Le gradient de la fonction  $\nabla f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ ;
- Une première approximation de la solution  $x_0 \in \mathbb{R}^n$ ;

# Algorithme : quasi-Newton : BFGS

---

## Input (suite)

- Une première approximation de l'inverse du hessien  $H_0^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symétrique définie positive. Par défaut,  $H_0^{-1} = I$ .
- La précision demandée  $\varepsilon \in \mathbb{R}, \varepsilon > 0$ .

## Output

Une approximation de la solution  $x^* \in \mathbb{R}$

# Algorithme : quasi-Newton : BFGS

---

## Initialisation

$$k = 0$$

## Itérations

- Calculer  $d_k = -H_k^{-1} \nabla f(x_k)$
- Déterminer  $\alpha_k$  en appliquant la recherche linéaire avec  $\alpha_0 = 1$ .
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$ .
- $k = k + 1$ .

# Algorithme : quasi-Newton : BFGS

## Itérations (suite)

- Mettre à jour  $H_k^{-1}$

$$H_k^{-1} = \left( I - \frac{\bar{d}_{k-1} y_{k-1}^T}{\bar{d}_{k-1}^T y_{k-1}} \right) H_{k-1}^{-1} \left( I - \frac{\bar{d}_{k-1} y_{k-1}^T}{\bar{d}_{k-1}^T y_{k-1}} \right) + \frac{\bar{d}_{k-1} \bar{d}_{k-1}^T}{\bar{d}_{k-1}^T y_{k-1}}$$

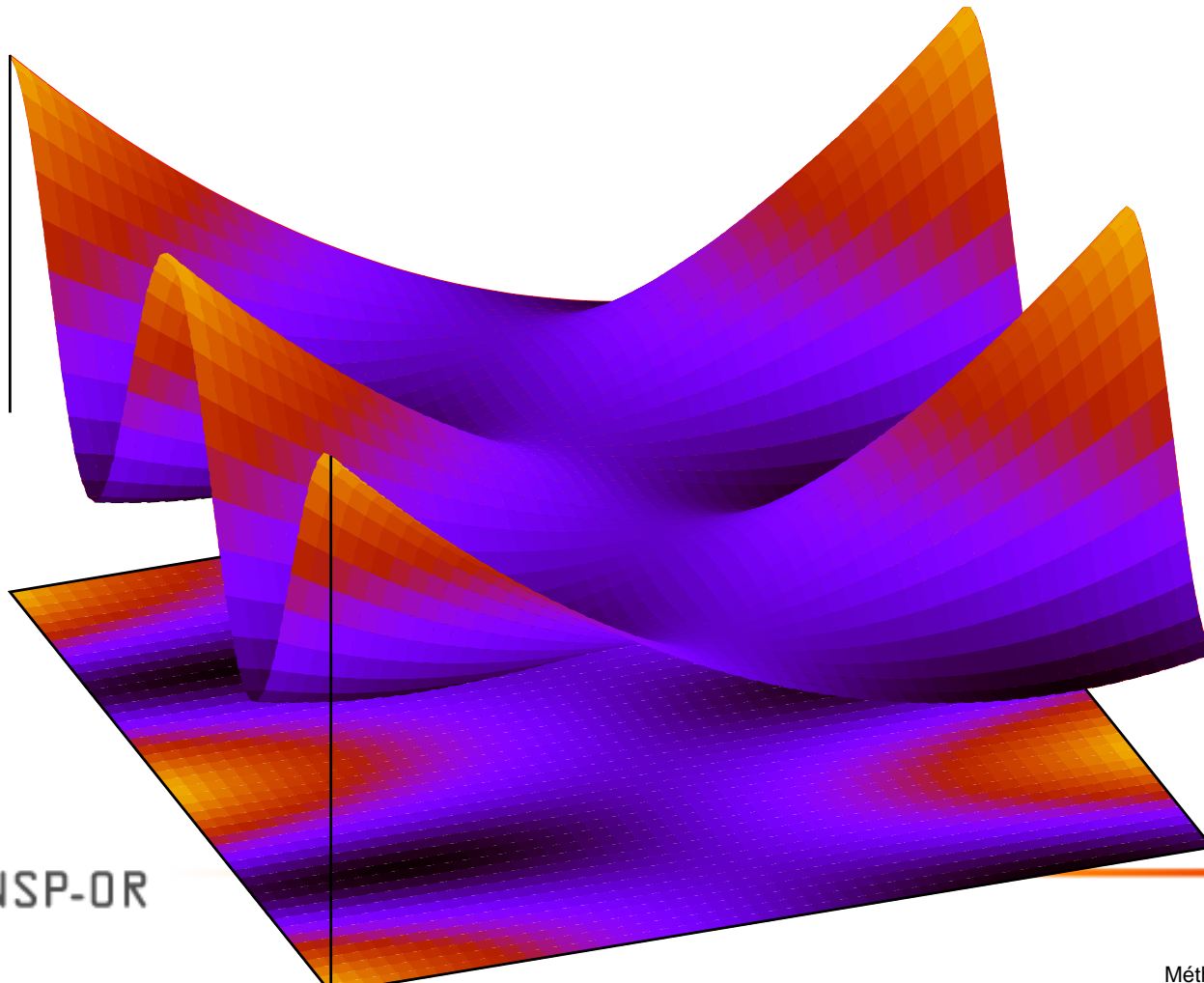
avec  $\bar{d}_{k-1} = \alpha_{k-1} d_{k-1} = x_k - x_{k-1}$  et  
 $y_{k-1} = \nabla f(x_k) - \nabla f(x_{k-1})$ .

## Critère d'arrêt

Si  $\|\nabla f(x_k)\| \leq \varepsilon$ , alors  $x^* = x_k$ .

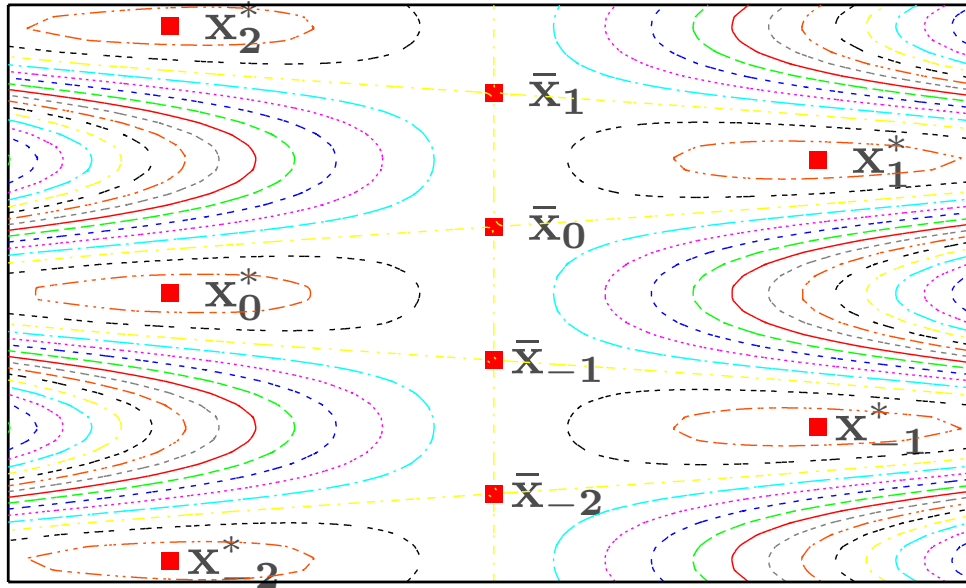
# BFGS : exemple

$$\min f(x_1, x_2) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_1 \cos x_2,$$



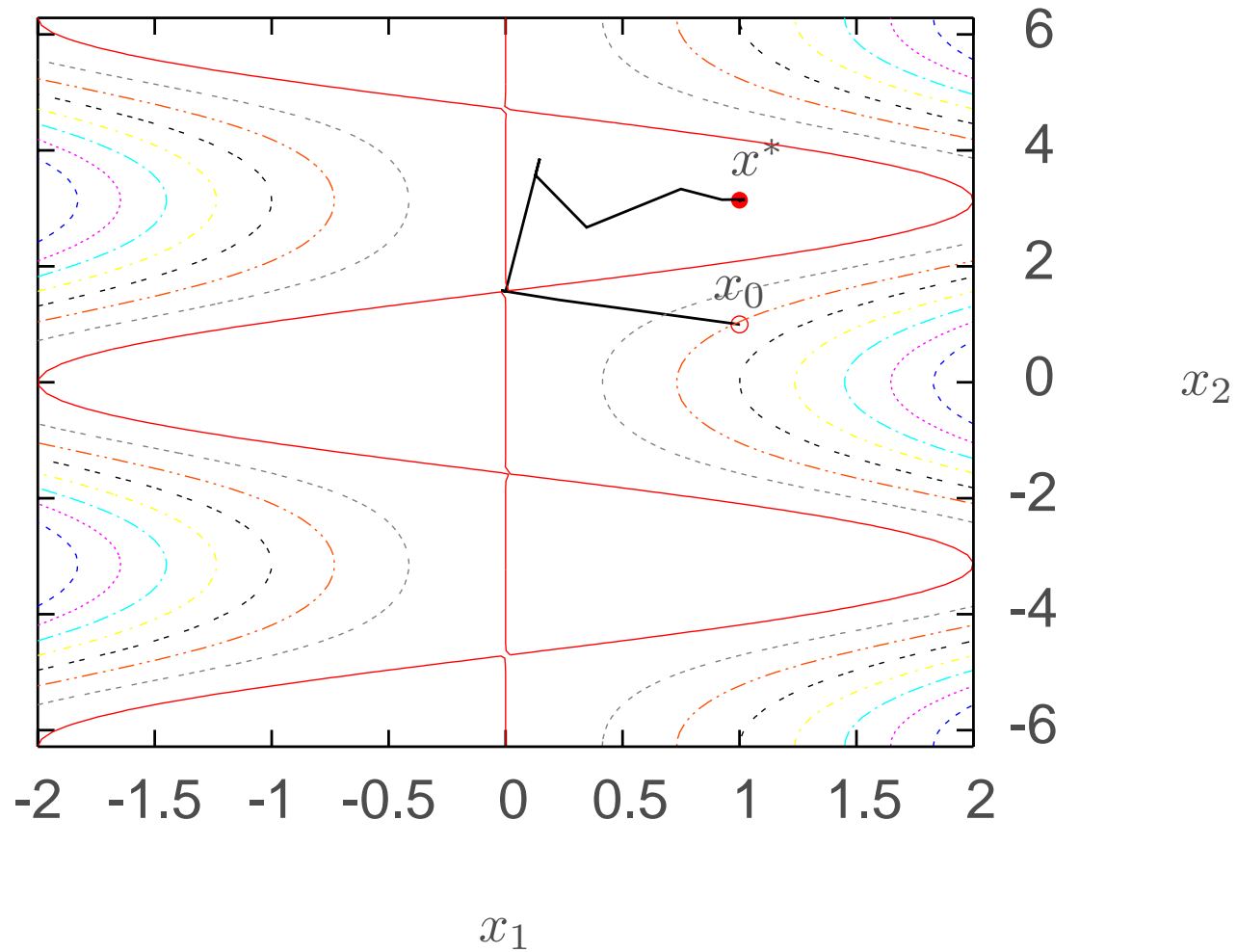
# BFGS : exemple

$$\min f(x_1, x_2) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_1 \cos x_2,$$

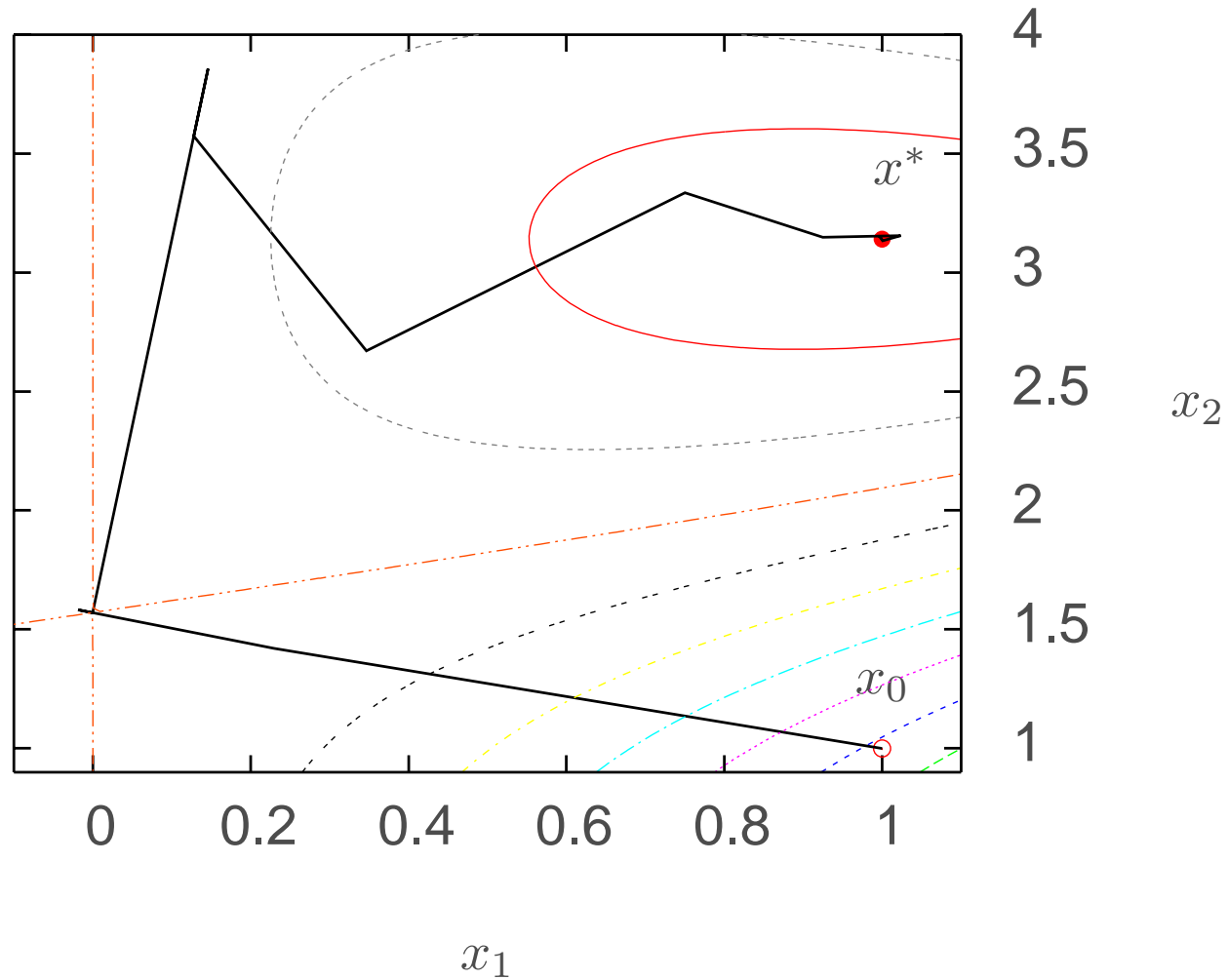


Point de départ  $x_0 = (1 \ 1)^T$ .

# BFGS : exemple



# BFGS : exemple





# Méthodes quasi-Newton : SR1

---

- BFGS : mise à jour de rang 2 (rang de  $H_k - H_{k-1}$ )
- SR1 : mise à jour de rang 1

Symmetric Rank 1

$$H_k = H_{k-1} + \beta vv^T,$$

avec  $\beta = 1$  ou  $-1$ .

(p. 317)

# Méthodes quasi-Newton : SR1

## Mise à jour SR1

Soient une fonction  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  continument différentiable, et deux itérés  $x_{k-1}$  et  $x_k$ , tels que  $d_{k-1}^T y_{k-1} > 0$ , avec  $d_{k-1} = x_k - x_{k-1}$  et  $y_{k-1} = \nabla f(x_k) - \nabla f(x_{k-1})$ .

Soit une matrice symétrique définie positive  $H_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

La mise à jour SR1 est définie par

$$H_k = H_{k-1} + \frac{(y_{k-1} - H_{k-1}d_{k-1})(y_{k-1} - H_{k-1}d_{k-1})^T}{d_{k-1}^T(y_{k-1} - H_{k-1}d_{k-1})}.$$

Il s'agit d'une mise à jour symétrique de rang 1, ou Symmetric Rank 1 (SR1) en anglais.

# Méthodes quasi-Newton : SR1

---

- Bien définie que si

$$d_{k-1}^T (y_{k-1} - H_{k-1} d_{k-1}) \neq 0$$

- Pas nécessairement définie positive
- Préférable de l'utiliser avec la région de confiance (voir Chap. 12)

# Méthodes quasi-Newton

---

- BFGS
- SR1
- Autres formules proposées, notamment **D**avidon, **F**letcher, **P**owell (DFP)