

## Minimisations stochastiques et gradient conjugué

Dans  $\mathbb{R}^d$ , on note  $B(m, r)$  la boule ouverte pour la norme infinie centrée en  $m \in \mathbb{R}^d$  et de rayon  $r > 0$  : la boule  $B(O, r)$ , avec  $O = (0, \dots, 0)$  coïncide donc avec le pavé  $(-r, r)^d$ .

### I

La fonction de Goldstein-Price  $U_{\text{GP}}$  est la fonction polynomiale de deux variables de degré 8

$$U_{\text{GP}}(x, y) = (1 + (x + y + 1)^2 (19 - 14x + 3x^2 - 14y + 6xy + 3y^2)) \\ (30 + (2x - 3y)^2 (18 - 32x + 12x^2 + 48y - 36xy + 27y^2)).$$

dont on cherche le minimum sur la boule  $B(0, 2)$ . On montre que c'est un minimum global et que 3 minima locaux non globaux existent, outre 1 maximum local et 4 points selle.

- (1) Tracer les lignes de niveau de  $U_{\text{GP}}$ .
- (2) Effectuer des recherches aléatoires dites à l'aveugle (ou de Monte-Carlo simples) de la valeur minimum de  $U_{\text{GP}}$ .
- (3) On considère l'algorithme de recherche accélérée<sup>1</sup> stochastique [RAS]<sup>2</sup>.
  - (a) Utiliser cet algorithme pour chercher le minimum de la fonction  $U_{\text{GP}}$ .
  - (b) Pour une approximation  $\bar{v}_*$  issue d'une recherche à la Monte-Carlo avec  $K = 10^6$  itérations de la valeur minimum  $v_*$ , déterminer le nombre  $L$  d'itérations nécessaires suivant une application de RAS pour passer en dessous de la valeur  $\bar{v}_*$ . Faire ces recherches combinées  $N = 100$  fois et décrire statistiquement la série des valeurs  $(L_n)_{1 \leq n \leq N}$  obtenues.
- (4) Utiliser l'algorithme de gradient conjugué après avoir opéré une recherche à l'aveugle. Comparer avec la méthode couplant recherche à l'aveugle et recherche accélérée.

---

1. Les boules considérées sont implicitement les traces des boules  $B(x, r)$  dans  $\mathbb{R}^d$  sur l'espace  $E$  des variables admissibles, *i. e.*  $B_E(x, r) = \{y \in E, \|y - x\|_\infty < r\}$ . Pour  $A, B \subset A$  toutes deux de mesure non nulle finie, la méthode du rejet permet de simuler une loi uniforme sur  $B$  à partir d'une variable  $X_A$  de loi uniforme sur  $A$  : si  $(X_k)_{k \geq 0}$  est une suite de variables indépendantes de loi uniforme sur  $A$ , alors la variable  $X_K$  avec  $K = \min\{k \geq 0, X_k \in B\}$  est une variable de loi uniforme sur  $B$ .

2. *cf.* en page 3 la présentation de cet algorithme et de celui de gradient conjugué non quadratique.

## II

Reprendre I.1-4 pour une (ou deux) des fonctions test <sup>3</sup> du tableau suivant où le domaine de la fonction considérée est  $[-\ell, \ell]^d$ .

<i>Nom</i>	<i>Fonction</i>	$\ell$	$d$
Rosenbrock	$100(y - x^2)^2 + (1 - x)^2$	5	2
Himmelblau	$(x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2$	5	2
Freudenstein-Roth	$(x - 13 + ((5 - y)y - 2)y)^2 + (x - 29 + ((y + 1)y - 14)y)^2$	10	2
Jennrich-Sampson	$\sum_{k=1}^{10} (2 + 2k - (e^{kx} + e^{ky}))^2$	1	2
Griewank	$1 + \sum_{k=1}^n x_k^2/10 - \prod_{k=1}^n \cos(x_k/\sqrt{k})$	100	$n$
Rastrigin	$x^2 + y^2 - \cos(18x) - \cos(18y)$	1	2

## III

On introduit des polynômes aléatoires à  $d$  variables et de degré  $d(k + 2)$  :

$$P_{d,k}(x_1, \dots, x_d) = \prod_{i=1}^d \left[ x_i(x_i - 1) \prod_{j=1}^k (x_i - \zeta_{ij}) \right].$$

où les  $\zeta_{ij}$ ,  $1 \leq i \leq d$ ,  $1 \leq j \leq k$  sont i. i. d. avec loi uniforme sur  $[0, 1]$  : le polynôme  $P_{d,k}$ , produit de polynômes d'une variable à zéros aléatoires dans  $[0, 1]$ , est donc une fonction de plus en plus oscillante lorsque l'entier  $k$  augmente.

- (1) Étant donné un polynôme  $P$ , appliquer une recherche aléatoire avec  $K = 100d^2k^2$  itérations pour la recherche d'une valeur maximum  $V_P$  sur  $B(1/2, 1/2)$ , puis estimer le nombre d'itérations  $K_{RAS}$  d'une recherche RAS pour atteindre au moins cette valeur  $V_P$ .
- (2) Donner dans un tableau les résultats  $(K, K_{RAS})$  obtenus par moyenne d'un échantillon de polynômes  $P_{d,k}$  de taille  $L = 100$  pour différentes valeurs de  $(d, k)$  ((1,2-14), (2-5,1-5) par exemple).

### Références :

M. Appel, R. Labarre D. Radulović, *On accelerated random search*, SIAM J. Optim. **14**#3 (2003) 708-731.

A. A. Goldstein, I. F. Price, *On descent from local minima*, Math. Comput., **25**#115 (569-574), 1971.

---

3. Certaines de ces fonctions apparaissent classiquement dans les tests d'algorithmes de recherche de minima : la première dite de Rosenbrock a un minimum à bassin d'attraction très effilé, la seconde dite de Rastrigin a de multiples extrema locaux, la troisième dite de Himmelblau a quatre minima globaux.

---

**Algorithme 1.1** Recherche accélérée stochastique [RAS] pour le programme  $\min_E U$ 


---

- 1: Choisir  $c > 1$ ,  $\rho > 0$ ,  $k_{\max}$
  - 2:  $r_0 = 2$ ;  $k = 0$
  - 3: Choisir  $m_0$  suivant la loi uniforme sur  $B(0, r_0)$
  - 4: **tant que**  $k < k_{\max}$  **faire**
  - 5:   Choisir  $y$  suivant la loi uniforme sur  $B(m_k, r_k)$
  - 6:   **si**  $U(y) < U(m_k)$  **alors**
  - 7:      $m_{k+1} = y$  and  $r_{k+1} = r_k$
  - 8:   **sinon**
  - 9:      $m_{k+1} = m_k$  and  $r_{k+1} = r_k/c$
  - 10: **fin si**
  - 11: **si**  $r_{k+1} < \rho$  **alors**
  - 12:    $r_{k+1} = r_0$
  - 13: **fin si**
  - 14:  $k = k + 1$
  - 15: **fin tant que**
- 

---

**Algorithme 1.2** Gradient conjugué pour minimiser  $\frac{1}{2}\langle Ax, x \rangle + \langle b, x \rangle$ 


---

- 1:  $\varepsilon = 10$ ; choisir  $x_0$ ;  $r_0 = Ax_0 + b$ ;  $d_0 = -r_0$ ;  $h_0 = \frac{\langle r_0, d_0 \rangle}{\langle Ad_0, d_0 \rangle}$
  - 2: **tant que**  $k < K$  &  $\varepsilon > tol$  **faire**
  - 3:    $x_{k+1} = x_k - h_k d_k$
  - 4:    $r_{k+1} = Ax_{k+1} + b$
  - 5:    $d_{k+1} = -r_{k+1} + \frac{\|r_{k+1}\|^2}{\|r_k\|^2} d_k$
  - 6:    $h_{k+1} = \frac{\langle r_{k+1}, d_{k+1} \rangle}{\langle Ad_{k+1}, d_{k+1} \rangle}$
  - 7:    $\varepsilon = \|r_{k+1}\|$
  - 8:    $k = k + 1$
  - 9: **fin tant que**
- 

---

**Algorithme 1.3** : Algorithme du gradient conjugué ( $J$  non quadratique)

---

- 1: Choisir  $x_0$ ;  $r_0$ ;  $d_0 = -r_0$ ;  $k = 0$
  - 2: **tant que**  $\|\nabla J(x_k)\| \geq \varepsilon$  **faire**
  - 3:    $\alpha_{k+1} = RDD(J, x_k + \mathbb{R}_+ d_k)$
  - 4:    $x_{k+1} = x_k + \alpha_{k+1} d_k$
  - 5:    $r_{k+1} = \nabla J(x_{k+1})$
  - 6:    $\beta_{k+1} = \frac{\|r_{k+1}\|^2}{\|r_k\|^2}$  (Fletcher-Reeves) ou  $\beta_{k+1} = \frac{\langle r_{k+1}, r_{k+1} - r_k \rangle}{\|r_k\|^2}$  (Polak-Ribière)
  - 7:    $d_{k+1} = -r_{k+1} + \beta_{k+1} d_k$
  - 8:    $k = k + 1$
  - 9: **fin tant que**
- 

L'instruction  $RDD(J, x + \mathbb{R}_+ d)$  indique une Recherche de minima (exact ou approché) sur la Demi-Droite issue de  $x$  et de direction  $d$ .