

UB - Optimisation

Rappel - Algorithme des Régions de confiance (RC)

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \text{ on cherche } x \text{ tq } \|\nabla f(x)\| \leq \varepsilon \|\nabla f(x_0)\|$$

on définit un modèle $s \rightarrow m_k(s)$ autour de x_k , supposé valide dans $\{s, \|s\|_2 \leq \Delta_k\}$, la RC de rayon Δ_k .

le modèle est $s \rightarrow f(x_k) + \nabla f(x_k)^T s + \frac{1}{2} s^T \underline{H}_k s$ une matrice qui approche $\nabla^2 f(x_k)$

la qualité du modèle dans la RC est jugée au travers

$$f_k = \frac{f(x_k) - f(x_k + s_k)}{m_k(0) - m_k(s_k)}$$

$f(x_k)$

$\begin{cases} \text{si } f_k \geq \mu_2 \text{ it. très réussie } \Delta_{k+1} = \Delta_k \\ \text{si } f_k \in [\mu_1, \mu_2] \text{ it. réussie } \Delta_{k+1} = \Delta_k \\ \text{si } f_k < \mu_1 \text{ it. échec } \Delta_{k+1} = \frac{1}{2} \Delta_k \end{cases}$
 et $x_{k+1} = x_k + s_k$

si $f_k = \mu_1$, détermination ratée : $\Delta_{k+1} = \frac{1}{2} \Delta_k, x_{k+1} = x_k$

Soit minimisation "approximativement" $s \rightarrow m_k(s)$ sur $B(s_k, \Delta_k)$ au sens où $m_k(0) - m_k(s_k) \geq \frac{1}{2} \|\nabla f(x_k)\| \min(\Delta_k, \frac{\|\nabla f(x_k)\|_2}{\|H_k\|_2})$ décroissance de Cauchy.

cette décroissance est obtenue par exemple en résolvant

$$\min_{t \geq 0} m_k(-t, g_k)$$

$t \geq 0$

$t \|g_k\| \leq \Delta_k$

on a que $m_k(s^*) \leq m_k(s_k^*)$, donc

$$m_k(0) - m_k(s^*) \geq m_k(0) - m_k(s_k) \geq \frac{1}{2} \|g_k\| \min(\Delta_k, \frac{\|g_k\|_2}{\|H_k\|_2})$$

on peut valiser aussi le pas de Steihaug - Toint, issu de la méthode de Gradient Conjugué.

On généralise à la méthode de GC pour le ss. problème

$$\min_{\|s\| \leq \Delta_k} f_k + g_k^T s + \frac{1}{2} s^T H_k s$$

Dans GC, on considère $K_j = \text{vect}(g_k, H_k g_k, H_k^{-1} g_k)$

$$x_k = \text{vect}(g_k)$$

et on cherche par des formules explicites

S_j solution de $\min_{S \in \mathcal{X}_j} m_k(S)$ \rightarrow 1° la solution S^* existe on l'accepte si elle est dans $B_k(x_k, \Delta_k)$
 \rightarrow 2° $\inf m_k(S) = -\infty$ $S \in \mathcal{X}_j$ on tronque S_j

Dans les 2 cas défavorables où $\inf_{S \in \mathcal{X}_j} m_k(S) = -\infty$ ou alors S^k sort

de la R_c , on cherche α tq $\|S_k - \alpha dj\|_2^2 = \Delta_k^2$

Suite de la preuve de convergence de l'algo RC.

on suppose $\inf f(x) > -\infty, x \in \mathbb{R}^n$

(b) $\exists K_m, \forall k \in \mathbb{R}^n, \|\nabla^2 f(k)\|_2 \leq K_m > 0$

(c) $\exists K_m, \forall k \in \mathbb{N}, \|H_k\|_2 \leq K_m > 0$

(d) S_k vérifie la décroissance de CY.

Lemme: $\exists k_1 > 0$ tq $\Delta_k \leq K, \|g_k\|_2$, alors $|1 - \mu_k| \leq 1 - \mu_k$

conséquence: tq $\|\nabla f(x_k)\|_2 > \varepsilon$, on peut pas avoir $\Delta_k < K_2 \varepsilon$ avec $K_2 \geq \frac{k_1}{2}$

sinon soit j le premier tel que $\Delta_j < K_2 \varepsilon$; $j-1$ était alors une itération ratée.

donc $\Delta_{j-1} < K_2 \varepsilon$, donc $j-1$ est une itération réussie.

donc $\Delta_j > \Delta_{j-1}$, contradiction avec $\Delta_k = \frac{\Delta_{j-1}}{2}$

aussi il existe $K_2 > 0$, tel que tout que $\|\nabla f(x_k)\|_2 > \varepsilon, \Delta_k > K_2 \varepsilon$

alors pour $N \in \mathbb{N}$,

$$f(x_0) - f(x_N) =$$

$$\sum_{1 \leq k \leq N} (f(x_{k-1}) - f(x_k))$$

$$\geq \sum_{1 \leq k \leq N} m_{k-1}(0) - m_{k-1}(S_{k-1}) \quad \text{Théorème: sous la hypothèse (a)(b)(c)(d), $\forall x_0 \in \mathbb{R}^n, \forall \varepsilon > 0, \exists k$ tq}$$

$$\|\nabla f(x_k)\|_2 < \varepsilon$$

Par contradiction: suppose que $\forall k \in \mathbb{N}, \|\nabla f(x_k)\|_2 > \varepsilon$, et on a

(1) Il est impossible de n'avoir que des itérations ratées. Sinon

$$\Delta_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0, \text{ et on a } \Delta_k > K_2 \varepsilon$$

(2) l'algorithme des RC a donc des itérations réussies

(3) soit γ l'ensemble $\{k, \text{l'itération } k \text{ est réussie}\}$. Il ne peut pas de cardinal fini. Sinon, à partir de la dernière, toutes les it. ratées

(4) Il existe donc une infinité d'itérations dans γ .