

Sondes locales intensives lors de l'exécution de MADS dans un environnement parallèle

Guillaume LAMEYNARDIE

Directeur : Charles AUDET, Co-directeur : Sébastien LE DIGABEL

Supervisé à l'IREQ par : Stéphane ALARIE



Plan

Introduction

- L'optimisation de boîte noire
- L'algorithme MADS
- Exploitation de ressources parallèles

Motivations

Génération d'un grand nombre de points

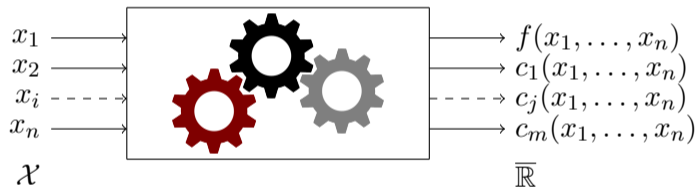
- A l'étape de SEARCH
- A l'étape de POLL
- Intensification dynamique lors de l'étape de POLL

Résultats numériques

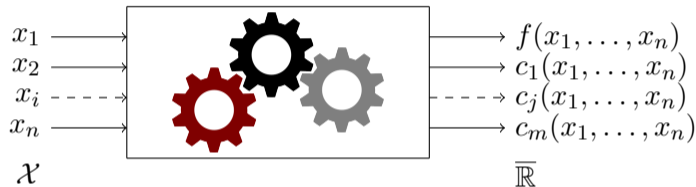
- Métriques et ensemble de problèmes
- Résultats numériques sur les problèmes analytiques
- Résultats numériques dans une contexte réaliste

Introduction

L'optimisation de boîtes noires

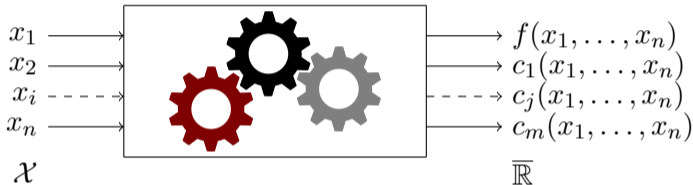


L'optimisation de boîtes noires



- $x \in \mathcal{X} \subset \mathbb{R}^n$.
- f et $c_j : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\} = \overline{\mathbb{R}}$.
- On cherche $x^* \in \mathcal{X}$ qui retourne la plus petite valeur de f tel que $c_j(x^*) \leq 0$ pour tout j .

L'optimisation de boîtes noires

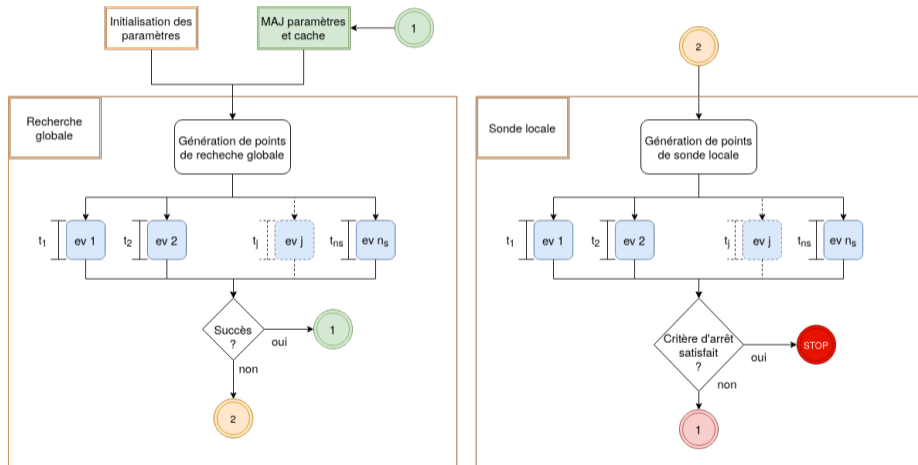


- Calculer une fois f et c_j est coûteux en temps et en ressources.
- Les dérivées ne sont pas accessibles, et même si elles existent (ce qui n'est pas garanti) elles ne seraient d'aucune utilité.
- f et c_j sont déterministes.

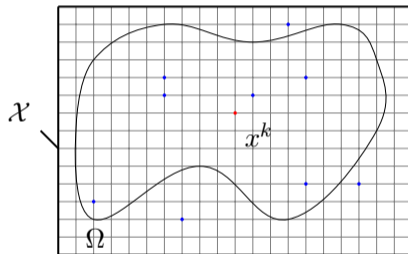
L'optimisation de boîte noire

$$\mathcal{P} : \begin{cases} \min_{x \in \mathcal{X}} & f(x) \\ \text{s.c} & c_j(x) \leq 0, \quad j \in \llbracket 1, m \rrbracket. \end{cases}$$

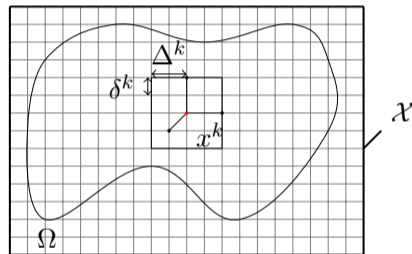
L'algorithme MADS [Audet and Dennis, Jr. (2006)]



L'algorithme MADS [Audet and Dennis, Jr. (2006)]



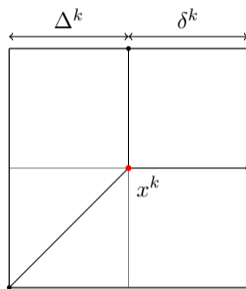
(a)



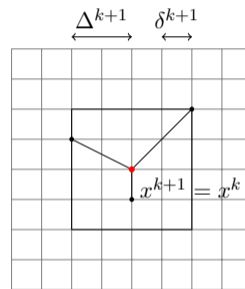
(b)

FIGURE – Si l'étape de SEARCH (a) ne parvient pas à améliorer f , on effectue l'étape de POLL (b).

L'algorithme MADS [Audet and Dennis, Jr. (2006)]



(a)



(b)

FIGURE – Si l'étape de POLL ne parvient pas à améliorer la valeur de f (a) alors δ^k et Δ^k sont diminués (b).

Les règles de génération de points dans MADS

Dans la SEARCH :

- N'importe où sur le maillage.
- En un nombre fini.

Les règles de génération de points dans MADS

Dans la POLL :

- Sur le maillage, à une distance maximale de Δ^k de la meilleure solution connue x^k .
- les directions entre les points de sonde et x^k doivent former un ensemble générateur positif.

Exploitation de ressources parallèles

Définition (Processeur)

Pour une boîte noire et un utilisateur donné, un *processeur* est un ensemble de ressources que l'utilisateur juge *a priori* capable de mener à terme n'importe laquelle des évaluations de cette boîte noire en une durée inférieure à une borne fixée par ce même utilisateur.

Exploitation de ressources parallèles

Définition (Processeur)

Pour une boîte noire et un utilisateur donné, un *processeur* est un ensemble de ressources que l'utilisateur juge *a priori* capable de mener à terme n'importe laquelle des évaluations de cette boîte noire en une durée inférieure à une borne fixée par ce même utilisateur.

- processeur \neq CPU : puce électronique dans un ordinateur.

Exploitation de ressources parallèles

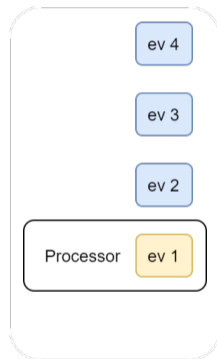


FIGURE – Pile d'évaluation séquentielle.

Exploitation de ressources parallèles

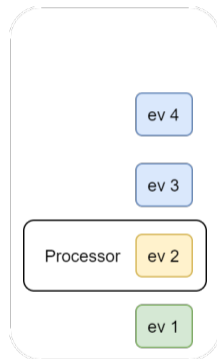


FIGURE – Pile d'évaluation séquentielle.

Exploitation de ressources parallèles

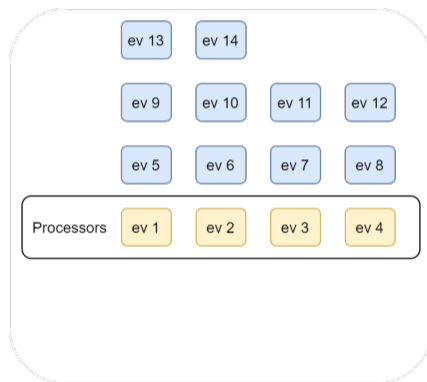


FIGURE – Pile d'évaluation parallèle avec plus d'évaluations que de processeurs.

Exploitation de ressources parallèles

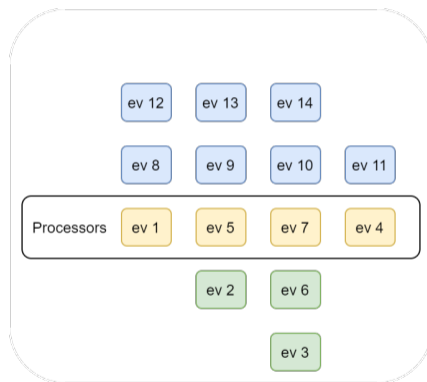


FIGURE – Pile d'évaluation parallèle avec plus d'évaluations que de processeurs.

Exploitation de ressources parallèles

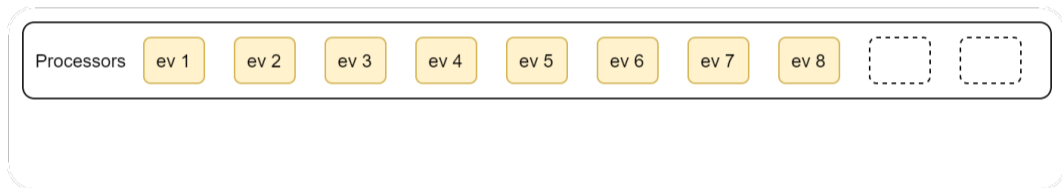


FIGURE – Pile d'évaluation parallèle avec plus de processeurs que d'évaluations.

Exploitation de ressources parallèles

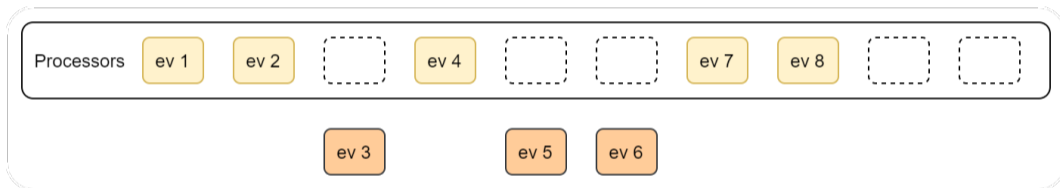


FIGURE – Pile d'évaluation parallèle avec plus de processeurs que d'évaluations.

Motivations

Motivations

- Les environnements à fort degré de parallélisme (clusters, cloud computing) sont de plus en plus accessibles.
- Des problèmes avec un faible nombre de variables existent toujours.
- On espère qu'avec plus de ressources on puisse résoudre des problèmes plus efficacement.

Génération d'un grand nombre de points :
À l'étape de SEARCH

Dans la SEARCH

- Talgorn et al. (2020).
- Effectue une optimisation sur un modèle dynamique du problème.
- Filtre les points générés à l'aide de six métriques différentes.
- Évalue les points filtrés sur la boîte noire.

Dans la SEARCH

$$(\mathcal{S}) : \begin{cases} \min_{x \in \mathcal{X}} & \tilde{f}(x) \\ \text{s.c} & \tilde{c}_j(x) \leq 0, \quad j \in \llbracket 1, m \rrbracket. \end{cases}$$

est un modèle de (\mathcal{P}) si il partage certaines similarités avec (\mathcal{P}) .

- Plus facile/rapide à résoudre que (\mathcal{P})

Dans la SEARCH

Algorithme 1 Génération de points pour la SEARCH

[0]. Initialisation :

M^k : Maillage à l'itération k de MADS
 \mathbb{S}^k : Ensemble de points de SEARCH
 $T \leftarrow \emptyset$.
 $\tilde{V} \leftarrow \emptyset$.
 $\mathcal{F}_i : i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket$: stratégies de filtrage
 $i \leftarrow 1$.
 Choisir $t_{max} \in \mathbb{N}^*$: nb. max. de points à générer.
 Choisir V un ensemble de points déjà évalués.

[1]. Génération de \tilde{V} :

Construire (S) avec l'information donnée par V .
 Résoudre (S) et stocker les points évalués dans \tilde{V} .
 Aller à [2].

[2]. Filtrage des points de \tilde{V}

Tant que $\mathcal{F}_i(\tilde{V})$ retourne un point \tilde{s} **faire** :

Si $|T| < t_{max}$ **faire** :

$T \leftarrow T \cup \{\tilde{s}\}$.

Sinon :

Aller à [3].

Sinon :

$i \leftarrow i + 1$.

Aller à [2].

[3]. Projection sur le maillage

Pour $\tilde{s} \in T$ **faire** :

Projeter \tilde{s} sur M^k pour obtenir s .

$\mathbb{S}^k \leftarrow \mathbb{S}^k \cup \{s\}$

On utilise V pour construire

$$(\mathcal{S}) : \begin{cases} \min_{x \in \mathcal{X}} & \tilde{f}(x), \\ \text{s.c} & \tilde{c}_j(x) \leq 0, \quad j \in \llbracket 1, m \rrbracket. \end{cases}$$

Dans la SEARCH

Algorithme 2 Génération de points pour la SEARCH

[0]. Initialisation :

M^k : Maillage à l'itération k de MADS
 \mathbb{S}^k : Ensemble de points de SEARCH
 $T \leftarrow \emptyset$.
 $\tilde{V} \leftarrow \emptyset$.
 $\mathcal{F}_i : i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket$: stratégies de filtrage
 $i \leftarrow 1$.
 Choisir $t_{max} \in \mathbb{N}^*$: nb. max. de points à générer.
 Choisir V un ensemble de points déjà évalués.

[1]. Génération de \tilde{V} :

Construire (S) avec l'information donnée par V .
 Résoudre (S) et stocker les points évalués dans \tilde{V} .
 Aller à [2].

[2]. Filtrage des points de \tilde{V}

Tant que $\mathcal{F}_i(\tilde{V})$ retourne un point \tilde{s} **faire** :

Si $|T| < t_{max}$ **faire** :

$T \leftarrow T \cup \{\tilde{s}\}$.

Sinon :

Aller à [3].

Sinon :

$i \leftarrow i + 1$.

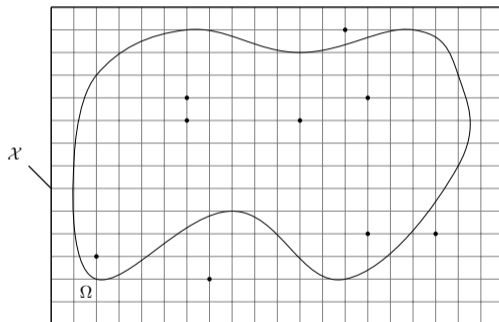
Aller à [2].

[3]. Projection sur le maillage

Pour $\tilde{s} \in T$ **faire** :

Projeter \tilde{s} sur M^k pour obtenir s .

$\mathbb{S}^k \leftarrow \mathbb{S}^k \cup \{s\}$



Dans la SEARCH

Algorithme 3 Génération de points pour la SEARCH

[0]. Initialisation :

M^k : Maillage à l'itération k de MADS
 \mathbb{S}^k : Ensemble de points de SEARCH
 $T \leftarrow \emptyset$.
 $\tilde{V} \leftarrow \emptyset$.
 $\mathcal{F}_i : i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket$: stratégies de filtrage
 $i \leftarrow 1$.
 Choisir $t_{max} \in \mathbb{N}^*$: nb. max. de points à générer.
 Choisir V un ensemble de points déjà évalués.

[1]. Génération de \tilde{V} :

Construire (S) avec l'information donnée par V .
 Résoudre (S) et stocker les points évalués dans \tilde{V} .
 Aller à [2].

[2]. Filtrage des points de \tilde{V}

Tant que $\mathcal{F}_i(\tilde{V})$ retourne un point \tilde{s} **faire** :

Si $|T| < t_{max}$ **faire** :

$T \leftarrow T \cup \{\tilde{s}\}$.

Sinon :

Aller à [3].

Sinon :

$i \leftarrow i + 1$.

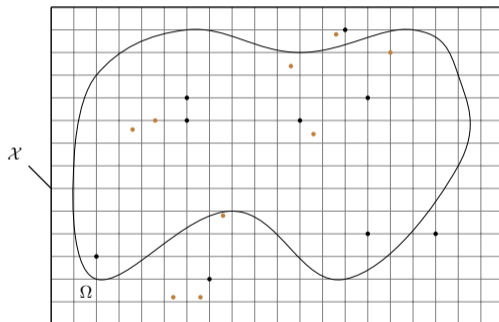
Aller à [2].

[3]. Projection sur le maillage

Pour $\tilde{s} \in T$ **faire** :

Projeter \tilde{s} sur M^k pour obtenir s .

$\mathbb{S}^k \leftarrow \mathbb{S}^k \cup \{s\}$



Dans la SEARCH

Algorithme 4 Génération de points pour la SEARCH

[0]. Initialisation :

M^k : Maillage à l'itération k de MADS
 \mathbb{S}^k : Ensemble de points de SEARCH
 $T \leftarrow \emptyset$.
 $\tilde{V} \leftarrow \emptyset$.
 $\mathcal{F}_i : i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket$: stratégies de filtrage
 $i \leftarrow 1$.
 Choisir $t_{max} \in \mathbb{N}^*$: nb. max. de points à générer.
 Choisir V un ensemble de points déjà évalués.

[1]. Génération de \tilde{V} :

Construire (S) avec l'information donnée par V .
 Résoudre (S) et stocker les points évalués dans \tilde{V} .
 Aller à [2].

[2]. Filtrage des points de \tilde{V}

Tant que $\mathcal{F}_i(\tilde{V})$ retourne un point \tilde{s} **faire** :

Si $|T| < t_{max}$ **faire** :

$T \leftarrow T \cup \{\tilde{s}\}$.

Sinon :

Aller à [3].

Sinon :

$i \leftarrow i + 1$.

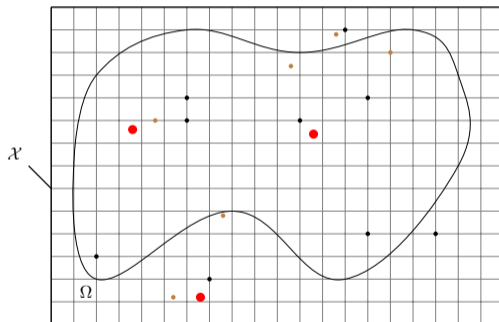
Aller à [2].

[3]. Projection sur le maillage

Pour $\tilde{s} \in T$ **faire** :

Projeter \tilde{s} sur M^k pour obtenir s .

$\mathbb{S}^k \leftarrow \mathbb{S}^k \cup \{s\}$



Dans la SEARCH

Algorithme 5 Génération de points pour la SEARCH

[0]. Initialisation :

M^k : Maillage à l'itération k de MADS
 \mathbb{S}^k : Ensemble de points de SEARCH
 $T \leftarrow \emptyset$.
 $\tilde{V} \leftarrow \emptyset$.
 $\mathcal{F}_i : i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket$: stratégies de filtrage
 $i \leftarrow 1$.
 Choisir $t_{max} \in \mathbb{N}^*$: nb. max. de points à générer.
 Choisir V un ensemble de points déjà évalués.

[1]. Génération de \tilde{V} :

Construire (S) avec l'information donnée par V .
 Résoudre (S) et stocker les points évalués dans \tilde{V} .
 Aller à [2].

[2]. Filtrage des points de \tilde{V}

Tant que $\mathcal{F}_i(\tilde{V})$ retourne un point \tilde{s} **faire** :

Si $|T| < t_{max}$ **faire** :

$T \leftarrow T \cup \{\tilde{s}\}$.

Sinon :

Aller à [3].

Sinon :

$i \leftarrow i + 1$.

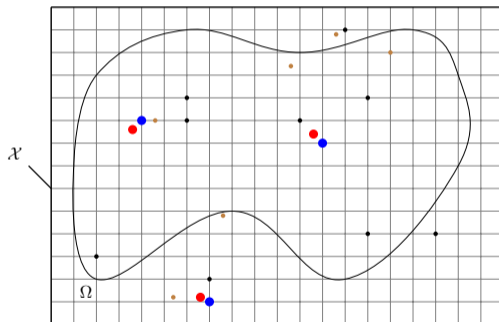
Aller à [2].

[3]. Projection sur le maillage

Pour $\tilde{s} \in T$ **faire** :

Projeter \tilde{s} sur M^k pour obtenir s .

$\mathbb{S}^k \leftarrow \mathbb{S}^k \cup \{s\}$



Génération d'un grand nombre de points :
À l'étape de POLL

Dans la POLL

- Trois stratégies : Multi POLL, POLL en Oignon, POLL Enrichie.
- Permet le dimensionnement en générant plus de $2n$ points à chaque étape de POLL.
- Diffèrent dans la manière dont sont générés les points.

Rappel : POLL classique

Algorithme 6 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

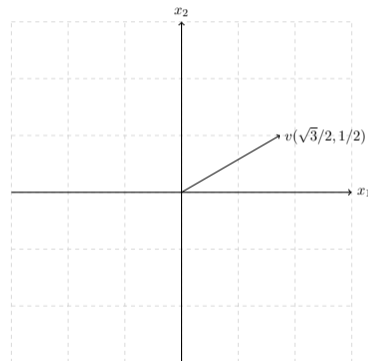
Δ^k : Pas de cadre
 δ^k : Pas de maillage
 x^k : Point donnant lieu au succès courant
 $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
 $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
 Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
 Poser $H = I - 2vv^\top$.
 $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

$\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
RETOURNER \mathbb{P} .



Rappel : POLL classique

Algorithme 7 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

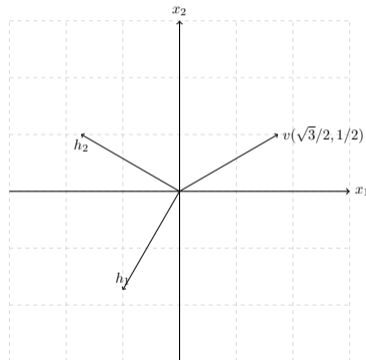
Δ^k : Pas de cadre
 δ^k : Pas de maillage
 x^k : Point donnant lieu au succès courant
 $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
 $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
 Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
 Poser $H = I - 2vv^\top$.
 $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

$\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
RETOURNER \mathbb{P} .



Rappel : POLL classique

Algorithme 8 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

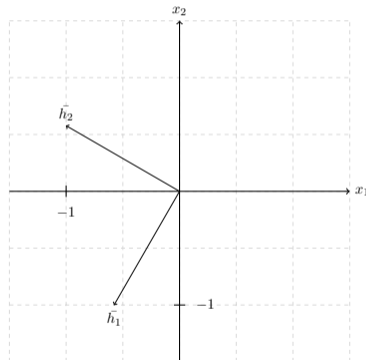
Δ^k : Pas de cadre
 δ^k : Pas de maillage
 x^k : Point donnant lieu au succès courant
 $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
 $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
 Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
 Poser $H = I - 2vv^\top$.
 $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

$\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
RETOURNER \mathbb{P} .



Rappel : POLL classique

Algorithme 9 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

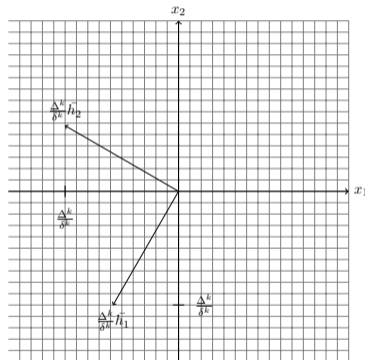
- Δ^k : Pas de cadre
- δ^k : Pas de maillage
- x^k : Point donnant lieu au succès courant
- $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
- $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

- Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
- Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
- Poser $H = I - 2vv^\top$.
- $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

- $\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
 - RETOURNER** \mathbb{P} .
-



Rappel : POLL classique

Algorithme 10 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

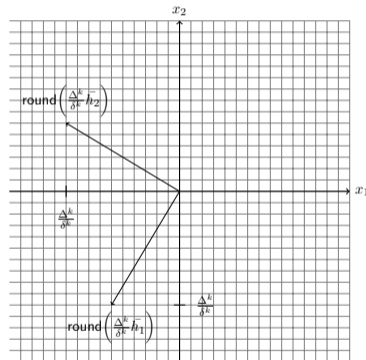
- Δ^k : Pas de cadre
- δ^k : Pas de maillage
- x^k : Point donnant lieu au succès courant
- $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
- $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

- Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
- Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
- Poser $H = I - 2vv^\top$.
- $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round}\left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty}\right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

- $\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
 - RETOURNER** \mathbb{P} .
-



Rappel : POLL classique

Algorithme 11 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

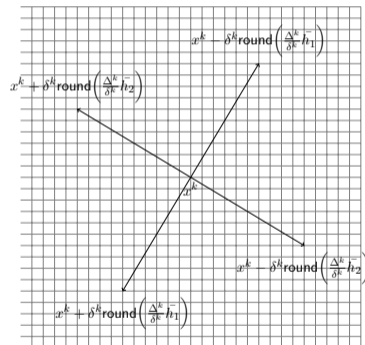
- Δ^k : Pas de cadre
- δ^k : Pas de maillage
- x^k : Point donnant lieu au succès courant
- $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
- $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

- Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
- Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
- Poser $H = I - 2vv^\top$.
- $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round}\left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty}\right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

- $\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
 - RETOURNER** \mathbb{P} .
-



Rappel : POLL classique

Algorithme 12 POLL classique - Génération de points

[0]. Initialisation :

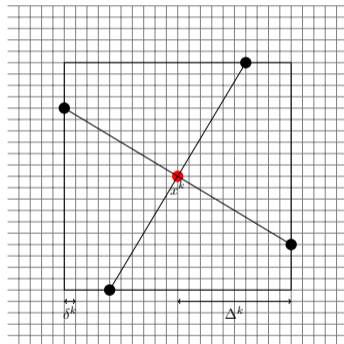
- Δ^k : Pas de cadre
- δ^k : Pas de maillage
- x^k : Point donnant lieu au succès courant
- $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
- $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de directions de sonde :

- Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
- Poser $v = \frac{u}{\|u\|}$.
- Poser $H = I - 2vv^\top$.
- $\mathbb{D} \leftarrow \left\{ \pm \delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\} \subset \delta^k \mathbb{Z}^n$.

[2]. Génération de points de sonde :

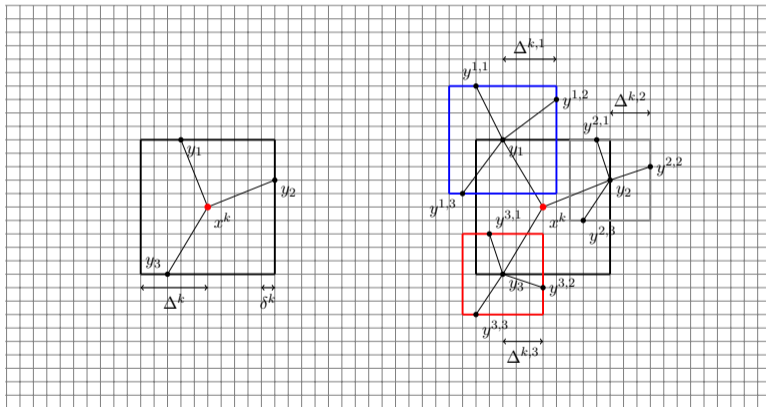
- $\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
 - RETOURNER** \mathbb{P} .
-



Rappel : POLL classique

$$\text{CLASSICALPOLL} : \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$$
$$(\delta^k, \Delta^k, x^k) \mapsto \mathbb{P}^k$$

Multi POLL



Multi POLL

Algorithme 13 Multi-POLL - Génération de points

[0]. Initialisation :

δ^k : Pas de maillage
 Δ^k : Pas de cadre
 x^k : Meilleur point connu
 $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de sonde

[1]. Génération de points de sonde primaire :

$\mathbb{P} \leftarrow \text{CLASSICALPOLL}(\delta^k, \Delta^k, x^k)$

[2]. Génération de points de sonde secondaire :

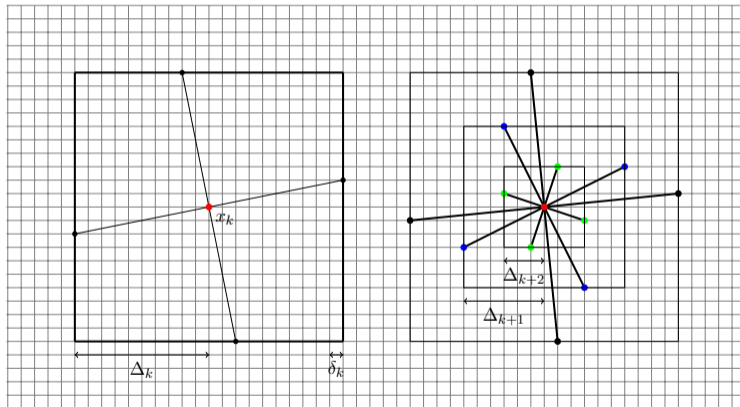
$T \leftarrow \emptyset$.
Pour $y \in \mathbb{P}$ **faire** :
 $T \leftarrow T \cup \text{CLASSICALPOLL}(\delta^k, \Delta^k, y)$.

Fin

$\mathbb{P} \leftarrow \mathbb{P} \cup T$.

RETOURNER \mathbb{P} .

POLL en oignon



POLL en oignon

Algorithme 14 POLL en oignon - Génération de points

[0]. Initialisation :

δ^k : Pas de maillage.
 Δ^k : Pas de sonde.
 x^k : Meilleur point connu.
 c : Nombre de couches.
 $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de sonde.

[1]. Génération des sous cadres :

Choisir $\Gamma \subseteq \llbracket 1, \frac{\Delta^k}{\delta^k} \rrbracket$, $|\Gamma| \leq c$.

[2]. Génération de points de sonde :

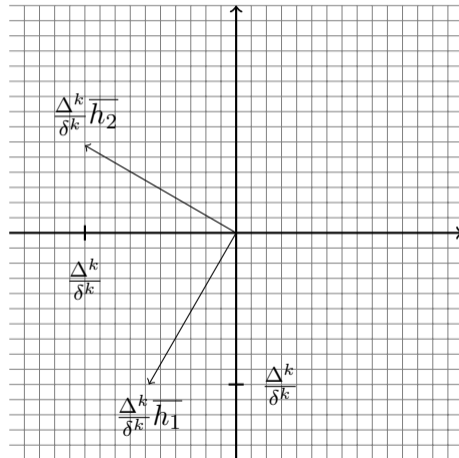
Pour $\gamma \in \Gamma$ **faire** :

$\mathbb{P} \leftarrow \mathbb{P} \cup \text{CLASSICALPOLL}(\delta^k, \gamma\delta^k, x^k)$.

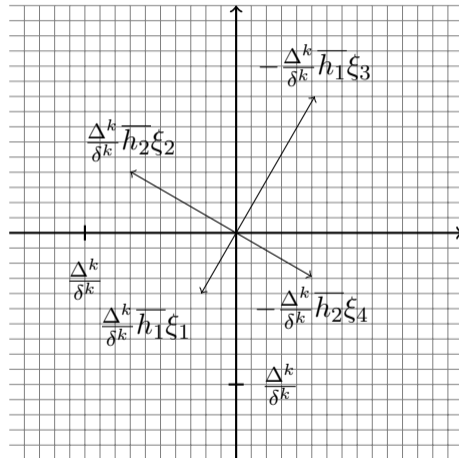
Fin

RETOURNER \mathbb{P} .

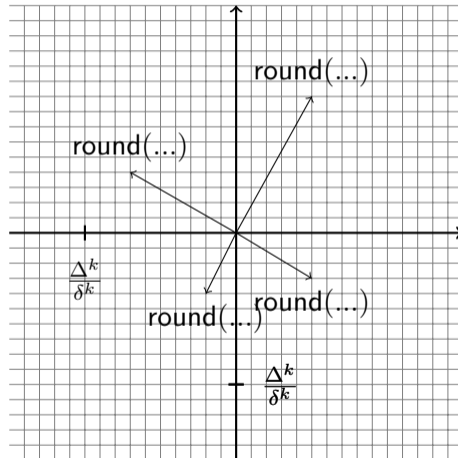
POLL enrichie



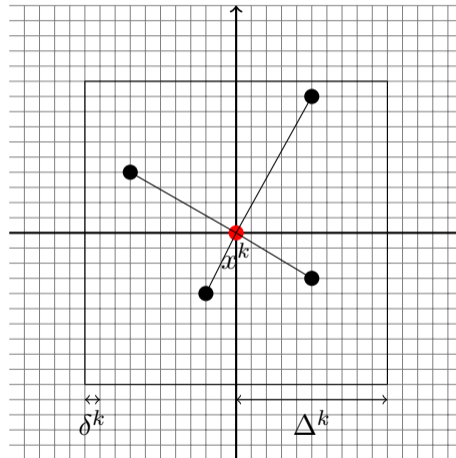
POLL enrichie



POLL enrichie



POLL enrichie



POLL enrichie

Algorithme 15 POLL enrichie - Génération de points

[0]. Initialisation :

Δ^k : Pas de cadre de POLL
 δ^k : Pas de maillage
 q : Nombre de bases positives à générer
 x^k : Point donnant lieu au succès courant
 $\mathbb{D} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de direction de POLL
 $\mathbb{P} \leftarrow \emptyset$: Ensemble de points de POLL

[1]. Génération de direction de POLL :

Pour $i \in \llbracket 1, q \rrbracket$ **faire** :
 Sélectionner $u \in \mathbb{R}^n$ non nulle.
 Poser $v = \frac{u}{\|u\|_2}$.
 Poser $H = I - 2vv^\top$.
 Sélectionner $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_{2n}) \in [0, 1]^{2n}$ de manière aléatoire.
 $\mathbb{D} \leftarrow \mathbb{D} \cup \left\{ +\delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \xi_j \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\}$
 $\cup \left\{ -\delta^k \text{round} \left(\frac{\Delta^k}{\delta^k} \frac{h_j}{\|h_j\|_\infty} \xi_{n+j} \right) : j \in \llbracket 1, n \rrbracket \right\}$.

Fin

[2]. Génération de points de POLL :

$\mathbb{P} \leftarrow \{x^k + d : d \in \mathbb{D}\}$.
RETOURNER \mathbb{P} .

Intensification dynamique lors de l'étape de POLL

- Générer un grand nombre de points que lorsque cela s'avère nécessaire.
- Définir "nécessaire".
- Quantifier "intensifier".

POLL dynamique

$$\text{DYNAMICPOLL} : \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{N}^* \rightarrow \mathbb{R}^n$$
$$(\delta^k, \Delta^k, x^k, n_p^k) \mapsto \mathbb{P}^k$$

avec :

$$|\mathbb{P}^k| = n_p^k.$$

POLL dynamique

$$\text{DYNAMICPOLL} : \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{N}^* \rightarrow \mathbb{R}^n$$

$$(\delta^k, \Delta^k, x^k, n_p^k) \mapsto \mathbb{P}^k$$

avec :

$$|\mathbb{P}^k| = n_p^k.$$

Comment définir n_p^k à chaque itération k ?

POLL dynamique : historique sans mémoire

$$e^0 = \begin{cases} 1 & \text{Si l'étape de POLL à l'itération 0 est un échec.} \\ 0 & \text{Sinon.} \end{cases}$$

$$e^k = \begin{cases} e^{k-1} + 1 & \text{Si l'étape de POLL à l'itération } k \\ & \text{est un échec.} \\ 0 & \text{Sinon.} \end{cases}$$

POLL dynamique : historique avec mémoire

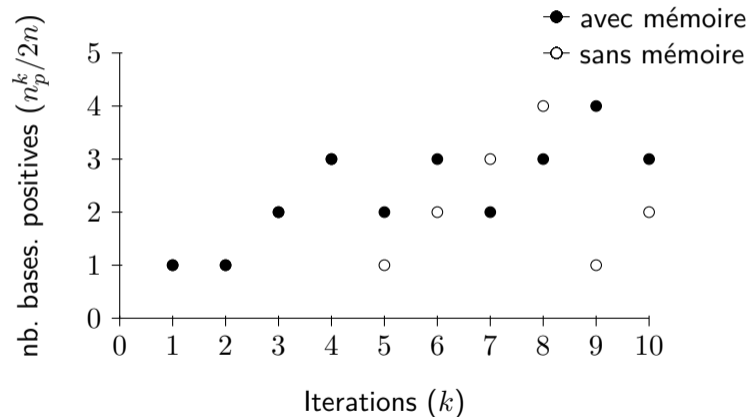
$$e^0 = \begin{cases} 1 & \text{Si l'étape de POLL à l'itération 0 est un échec.} \\ 0 & \text{Sinon.} \end{cases}$$

$$e^k = \begin{cases} e^{k-1} + 1 & \text{Si l'étape de POLL} \\ & \text{à l'itération } k \text{ est un échec.} \\ \max\{e^{k-1} - 1, 0\} & \text{Sinon.} \end{cases}$$

POLL dynamique

$$\begin{aligned}n_p^k &= g((e^\ell)_{1 \leq \ell \leq k-1}, n_p^{max}) \\ &= \min(2n \times (1 + e^{k-1}), n_p^{max}) : \text{intensification linéaire} \\ &= \min(2n \times 2^{e^{k-1}}, n_p^{max}) : \text{intensification exponentielle}\end{aligned}$$

Effet de la mémoire sur le nombre de points de sonde



Résultats numériques

Métriques

\mathfrak{P} : ensemble de problèmes.

\mathfrak{A} : ensemble d'algorithmes.

τ : tolérance $\in [0, 1]$.

f_L^p : meilleure valeur connue de f^p , toutes résolutions confondues.

Métriques

$N_{p,a}$: valeur d'une variable algorithmique d'intérêt lorsque

$$\frac{f^p(x^0) - f^p(x^k)}{f^p(x^0) - f_L^p} \geq (1 - \tau)$$

est satisfaite pour la première fois lors de l'exécution de a sur p .

$r_{p,a}$: ratio de performance

$$r_{p,a} := \frac{N_{p,a}}{\min\{N_{p,\tilde{a}} : \tilde{a} \in \mathfrak{A}\}}.$$

Métriques

Définition (Profil de performance Moré and Wild (2009))

Le profil de performance de l'algorithme a est le graphe de la fonction :

$$\rho_a : \alpha \mapsto \frac{|\{p \in \mathfrak{P} : r_{p,a} \leq \alpha\}|}{|\mathfrak{P}|},$$

qui représente la proportion de problèmes résolus par a à l'aide de au plus α fois le budget du meilleur algorithme sur chaque problème.

Métriques

Définition (Profil de donnée en évaluation Moré and Wild (2009))

Le profil de donnée de l'algorithme a est le graphe de la fonction :

$$d_a : \kappa \mapsto \frac{|\{p \in \mathfrak{P} : \frac{N_{p,a}}{n_p+1} \leq \kappa\}|}{|\mathfrak{P}|},$$

qui représente le nombre de problèmes résolus par a en un budget d'au plus κ groupes de $n_p + 1$ évaluations.

$N_{p,a} \equiv$ évaluations

Métriques

Définition (Profil de donnée en itération (inspiré de Moré and Wild (2009)))

Le profil de donnée en itération de l'algorithme a est le graphe de la fonction :

$$d_a : \kappa \mapsto \frac{|\{p \in \mathfrak{P} : N_{p,a} \leq \kappa\}|}{|\mathfrak{P}|},$$

qui représente le nombre de problèmes résolus par a en un budget d'au plus κ itérations.

$N_{p,a} \equiv$ itérations

Problèmes analytiques

- 24 problèmes sans contraintes Finck et al. (2010).
- Possibilité de générer plusieurs instances du même problème (graine aléatoire), 5 instances sont générées.
- $n \in \{2, 4, 8, 16, 32, 64\}$.
- $\mathcal{X} = [-5, 5]^n$.
- $f(x^*) = 0$ pour tous les problèmes (en théorie, pas toujours atteint en pratique).

Problème réaliste : STYRENE

- simulation numérique (<https://github.com/bbopt/styrene>).
- $n = 8$.
- 4 contraintes binaires.
- 7 contraintes relaxables.
- 10 instances générées en changeant le point initial.
- 1 évaluation \simeq 1 seconde.

Paramètres algorithmique utilisés

- Toutes les options de SEARCH sont désactivées.
- À chaque étape de POLL, tous les points générés sont évalués (pas d'opportunisme).
- Le maillage anisotropique n'est pas utilisé.

Intérêt de l'exploration de l'intérieur du cadre

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = 64 \times 2n$$

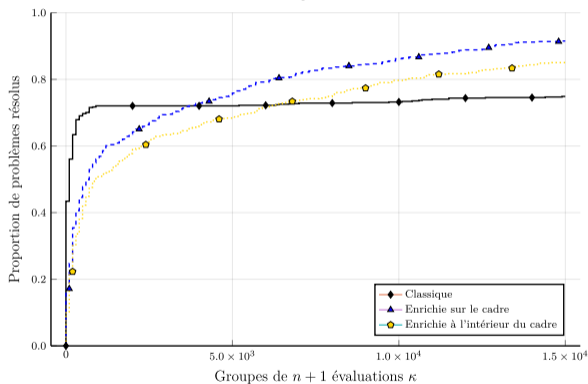


FIGURE – Profils de données : comparaison entre génération de points à la frontière et à l'intérieur du cadre - toutes dimensions confondues.

Intérêt de l'exploration de l'intérieur du cadre

$$n = 8, \tau = 0.01, n_p^{max} = 64 \times 2n$$

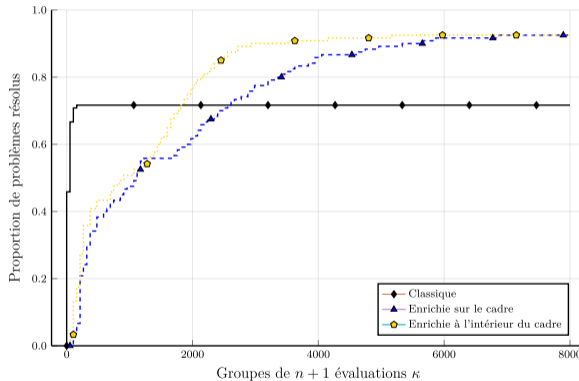


FIGURE – Profils de données : comparaison entre génération de points à la frontière et à l'intérieur du cadre - dimension 8.

Valeurs finales moyennes

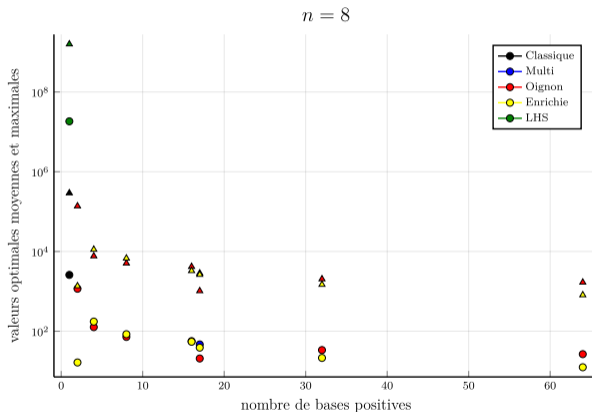


FIGURE – Valeurs moyennes et maximum en fonction du nombre de bases positives.

Influence de la géométrie

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = (2n + 1) \times 2n$$

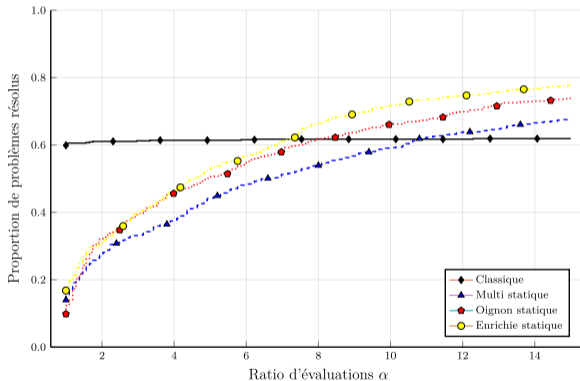


FIGURE – Profils de performances en évaluations.

Influence de la géométrie

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = (2n + 1) \times 2n$$

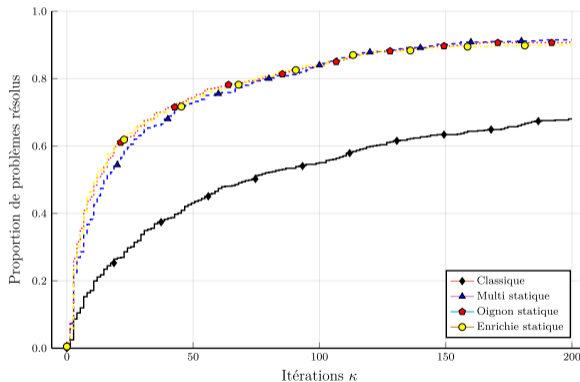


FIGURE – Profils de données en itérations.

Influence de la géométrie

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = (2n + 1) \times 2n$$

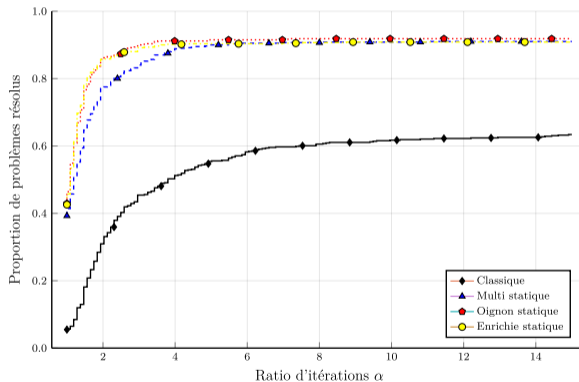


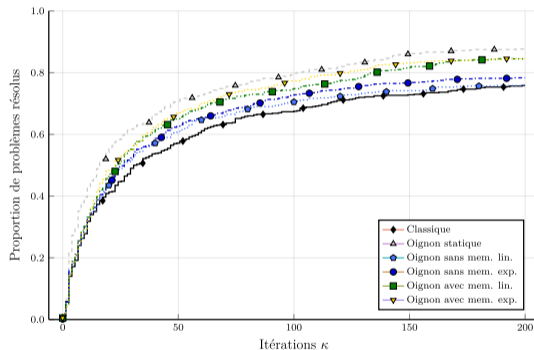
FIGURE – Profils de performance en itérations.

Résultats numériques

- Il faut générer une grande quantité de points pour observer une amélioration des performances
- Pas de différence notable en terme de performance selon la géométrie donnée à \mathbb{P}^k .
- Peut-on faire mieux ?

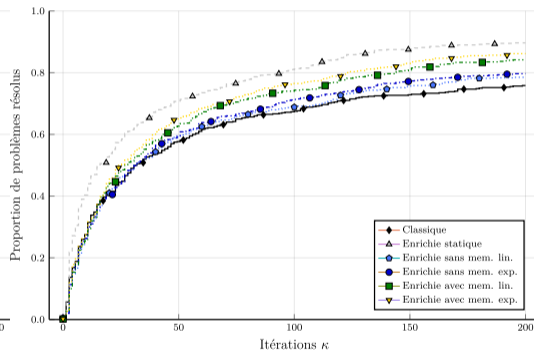
POLL dynamique

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = 8 \times 2n$$



(a)

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = 8 \times 2n$$



(b)

FIGURE – Profils de données en itérations : différences entre Oignon et Enrichie.

POLL dynamique

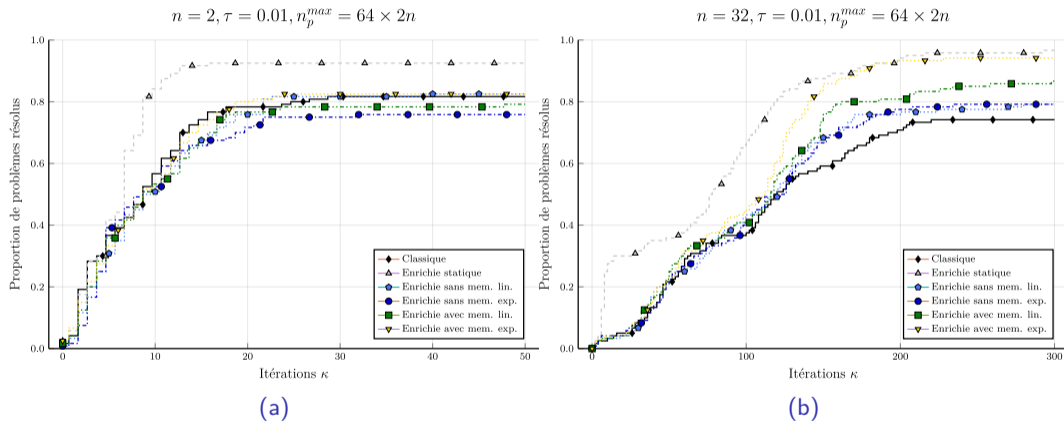
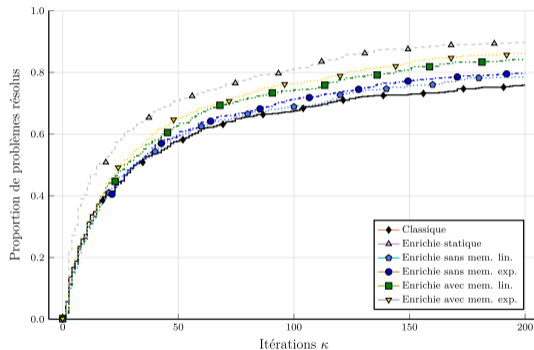


FIGURE – Profils de données en itération : influence de l'augmentation de la dimension.

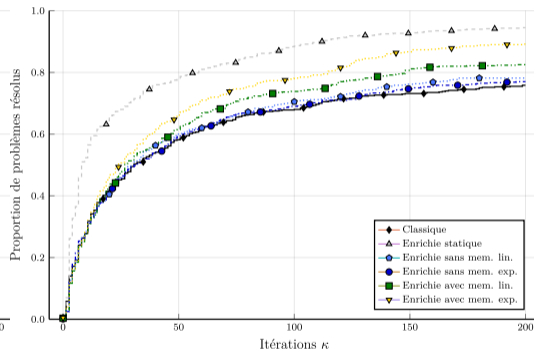
POLL dynamique

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = 8 \times 2n$$



(a)

$$\tau = 0.01, n_p^{max} = 64 \times 2n$$



(b)

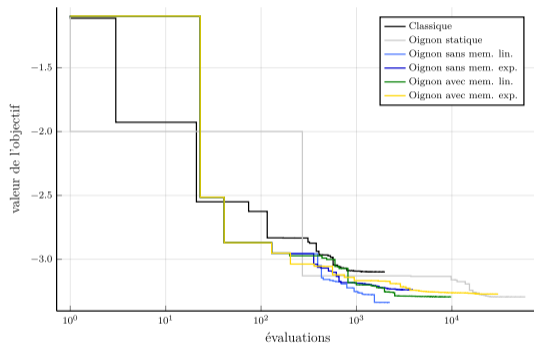
FIGURE – Profils de données en itérations : influence de l'augmentation de n_p^{max} .

Comportement dans un contexte réaliste

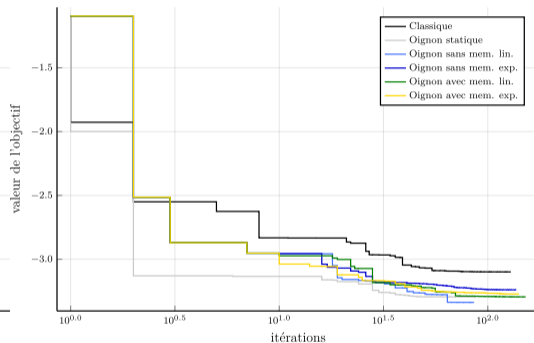
- Comparaison d'exécutions réalisées avec et sans mécanismes additionnels d'aide à la résolution (`SEARCH`, `ANISOTROPIC_MESH`, `OPPORTUNISTIC_EVAL`, etc.)
- Exécutions effectuées sur un problème réaliste avec contraintes : `STYRENE`.



Graphes de convergence



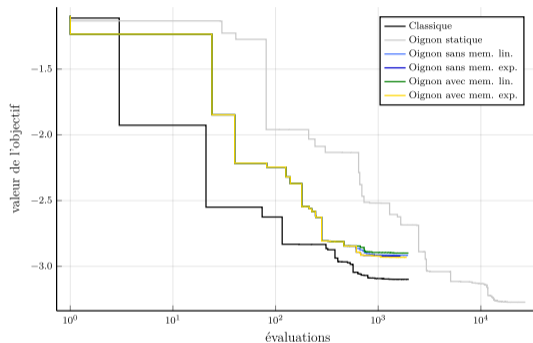
(a)



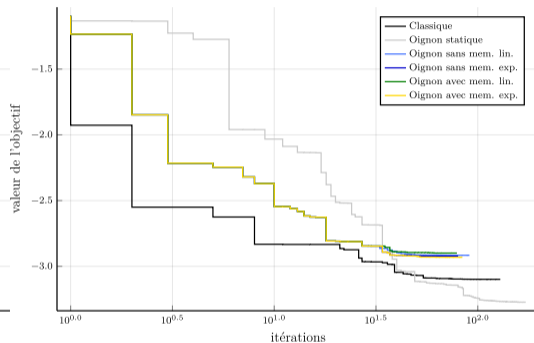
(b)

FIGURE – Graphe de convergence lors de la résolution de STYRENE, POLL seule.

Graphes de convergence



(a)



(b)

FIGURE – Graphe de convergence lors de la résolution de STYRENE, POLL + mécanismes supplémentaires.

Profils de donnée

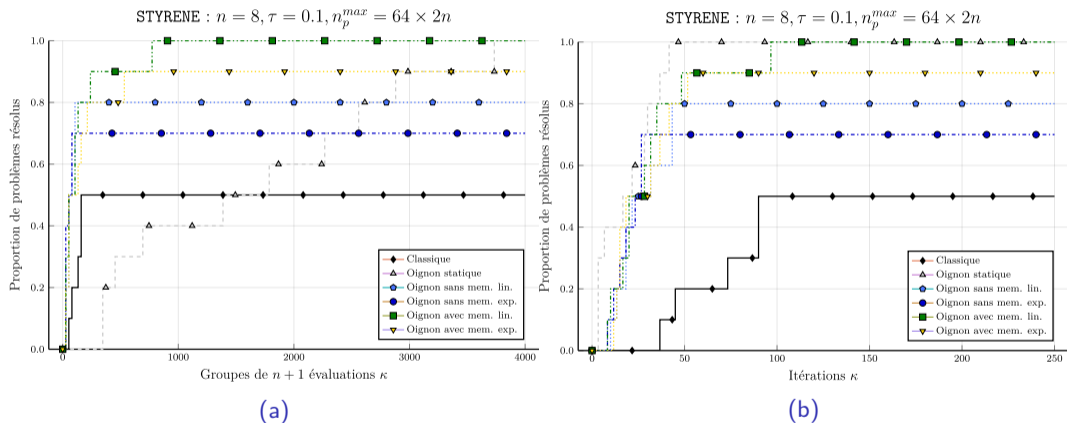
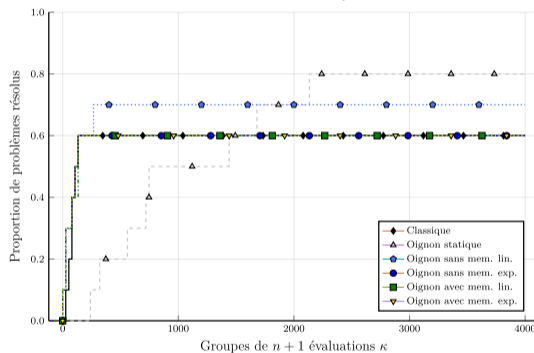


FIGURE – Profils de données lors de la résolution de STYRENE, POLL seule.

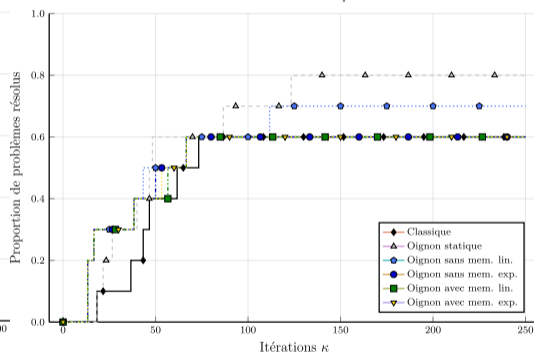
Profils de donnée

STYRENE : $n = 8, \tau = 0.1, n_p^{max} = 64 \times 2n$



(a)

STYRENE : $n = 8, \tau = 0.1, n_p^{max} = 64 \times 2n$



(b)

FIGURE – Profils de données lors de la résolution de STYRENE, POLL + mécanismes supplémentaires.



Travail à suivre

Travail à suivre

- Ordonnancement de la pile d'évaluations à l'aide de fonctions d'estimation du temps et des ressources nécessaire à chaque évaluation.
- Définir `DYNAMICSEARCH` similaire à `DYNAMICPOLL`, fonctionnant de manière complémentaire.
- Autoriser des «sauts» dans la stratégie de mise à jour du maillage lorsque la `DYNAMICPOLL` est utilisée.

- Audet, C. and Dennis, Jr., J. (2006). Mesh Adaptive Direct Search Algorithms for Constrained Optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 17(1) :188–217.
- Finck, S., Hansen, N., Ros, R., and Auger, A. (2010). Real-parameter black-box optimization benchmarking 2010 : Presentation of the noiseless functions. Technical report, INRIA.
- Moré, J. and Wild, S. (2009). Benchmarking derivative-free optimization algorithms. *SIAM Journal on Optimization*, 20(1) :172–191.
- Talgorn, B., Alarie, S., and Kokkolaras, M. (2020). Parallel Surrogate-based Optimization Using Mesh Adaptive Direct Search. Technical Report G-2020-38, Les cahiers du GERAD.