Amélioration des métaheuristiques à l'aide de l'analyse de sensibilité

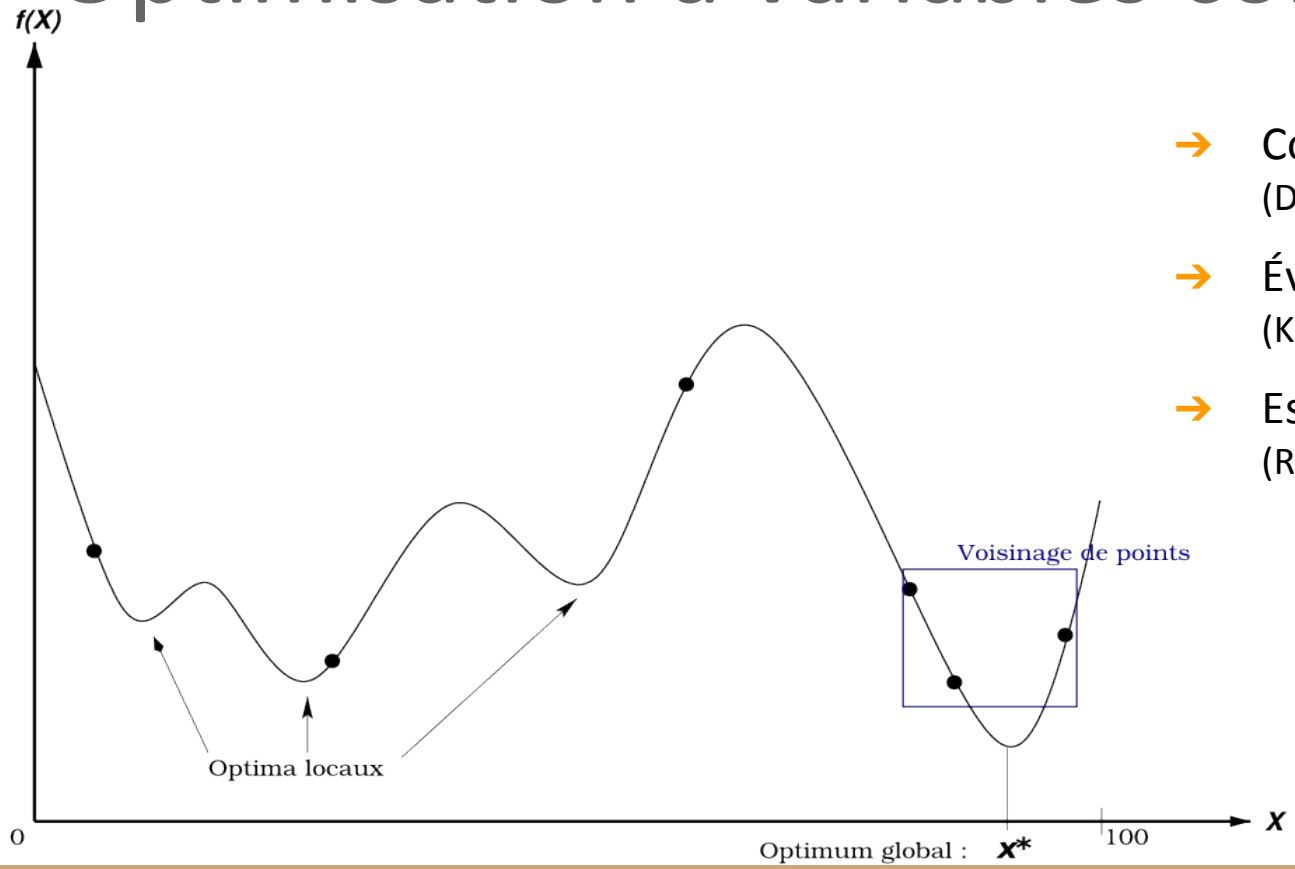
Peio Loubière (EISTI Pau)
Astrid Jourdan (EISTI Pau)
Patrick Siarry (UPEC)
Rachid Chelouah (EISTI Cergy)

Plan

- Problématique
- L’algorithme ABC-Morris
- La méthode NN-LCC
- Conclusion et perspectives

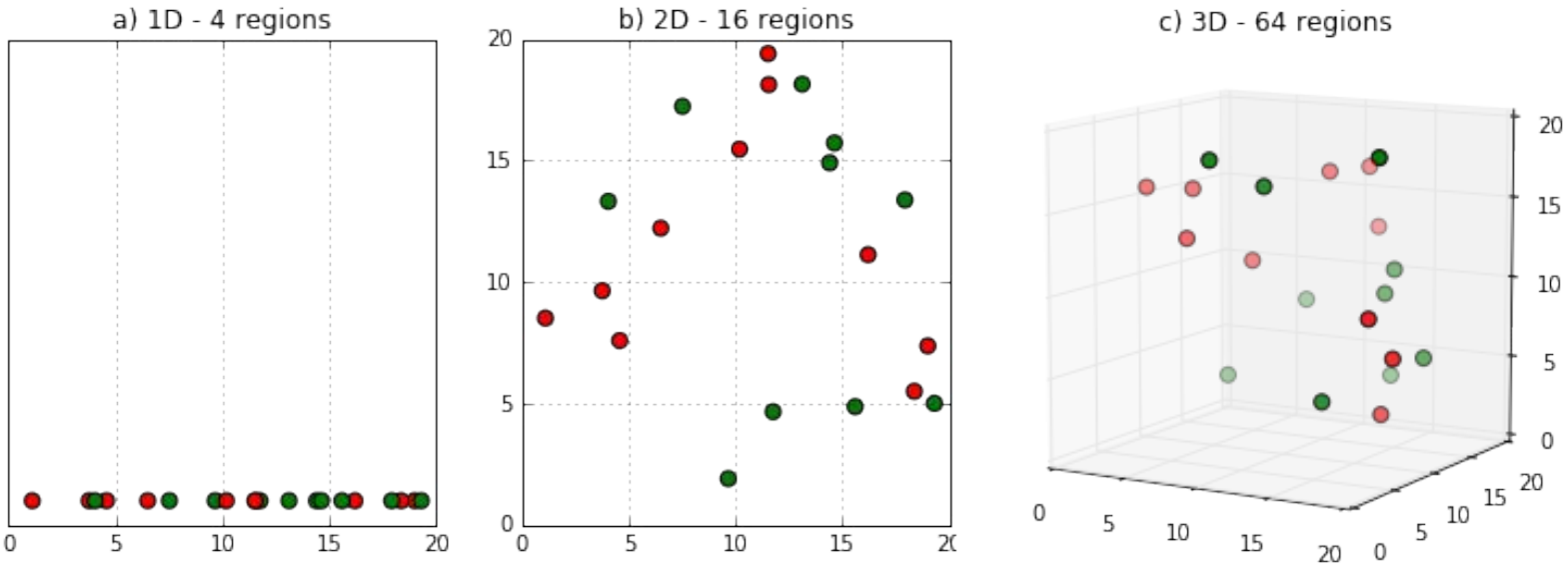
Problématique

Optimisation à variables continues



- Colonie d'abeilles artificielles (D. Karaboga, 2005) ;
- Évolution différentielle (K. Price & R. Storn, 1999) ;
- Essaims particulaires (R. Eberhart & J. Kennedy, 1995).

Le fléau de la dimension



Source : cleverowl.uk

Analyse de sensibilité : méthodes

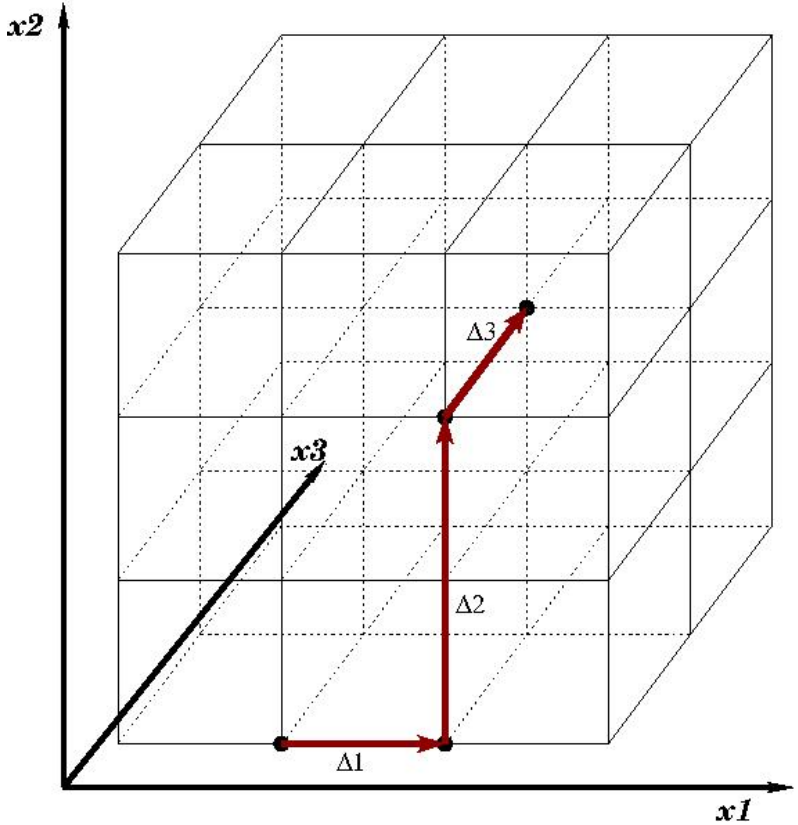
		Nombre d'évaluations nécessaires		
		de 2*D* à 10*D*	**de 10*D* à 1000*D***	**> 1000*D***
Type de modèle	**Modèle linéaire**	**Régression linéaire**		
	Modèle monotone	**Régression basée sur les rangs**		
	Modèle non linéaire	**Méthode de Morris**	Indices de Sobol par métamodèle	Indices de Sobol par Monte-Carlo

L’algorithme ABC-Morris

ABC-Morris

- **Motivation** : Similitudes Morris / Artificial Bee Colony ;
- **But** : Orienter le processus de recherche selon le poids d'une dimension ;
- **Moyen** : Utiliser les évaluations d'ABC pour déterminer l'influence de chaque dimension.

La méthode de Morris

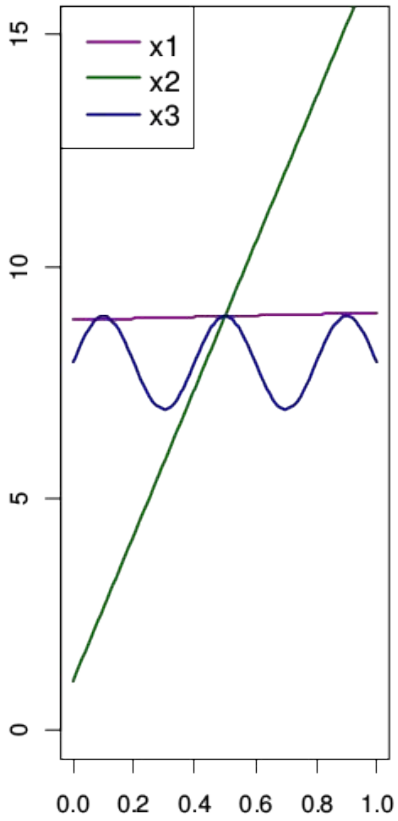


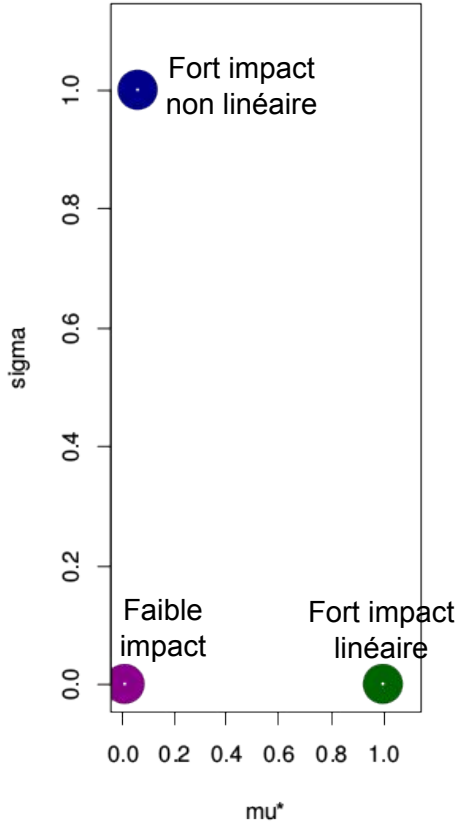
$$EE_j(X^i) = \frac{f(X_1^i, \ldots, X_j^i + \Delta_j, \ldots, X_D^i) - f(X^i)}{\Delta_j}$$

$$\mu_j^* = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^{r} |EE_j(X^i)|$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{r} \sum_{i=1}^{r} (EE_j(X^i) - \mu_j)^2}$$

Un exemple simple : X1/100 + X2 + sin(X3), où Xi ∈ [0,5π]



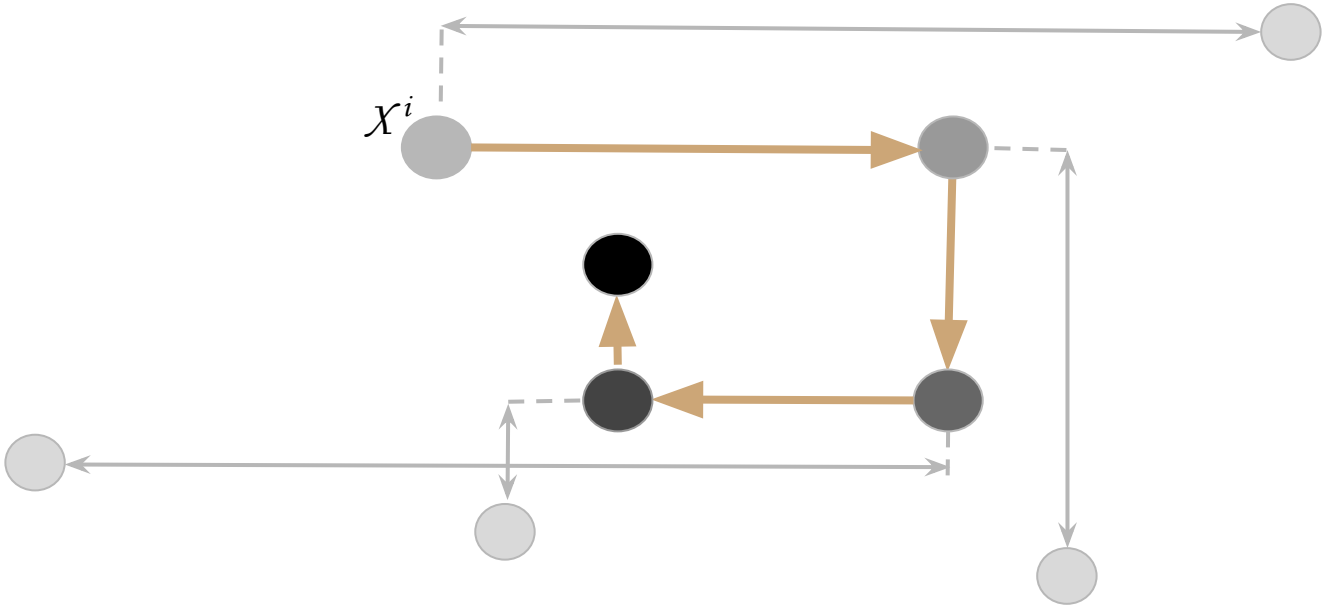


Distances à l'origine
X1 : 0.0100
X2 : 1.0000
X3 : 1.0018

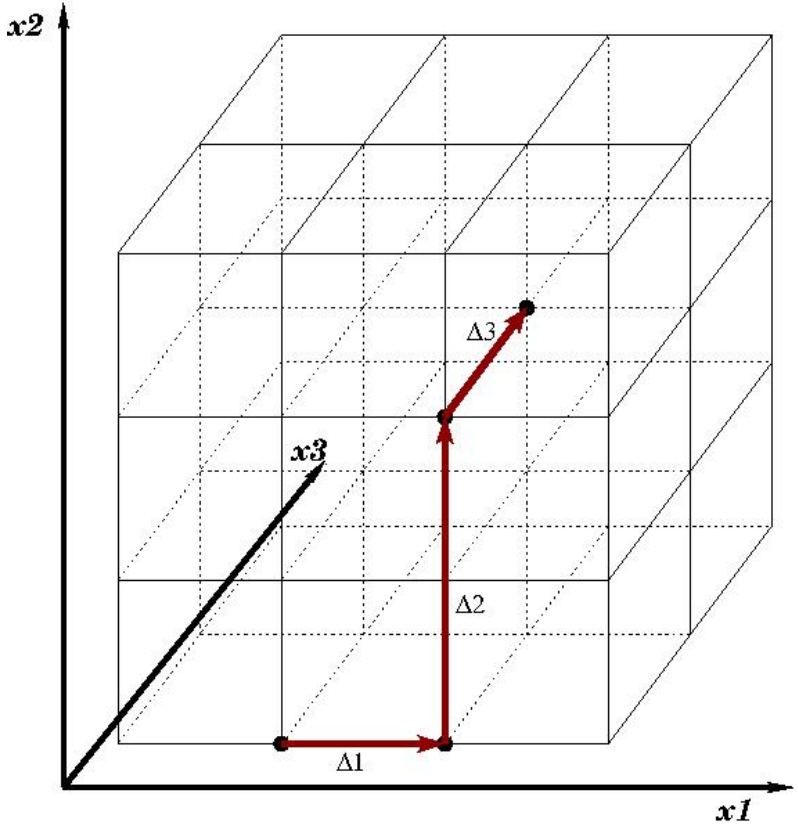
Poids : ratio des distances
X1 : 0.5 %
X2 : 49.5 %
X3 : 50 %

Colonie d'abeilles artificielles (ABC)

$$N_j^i = X_j^i + \phi_{ij}(X_j^i - X_j^k).$$



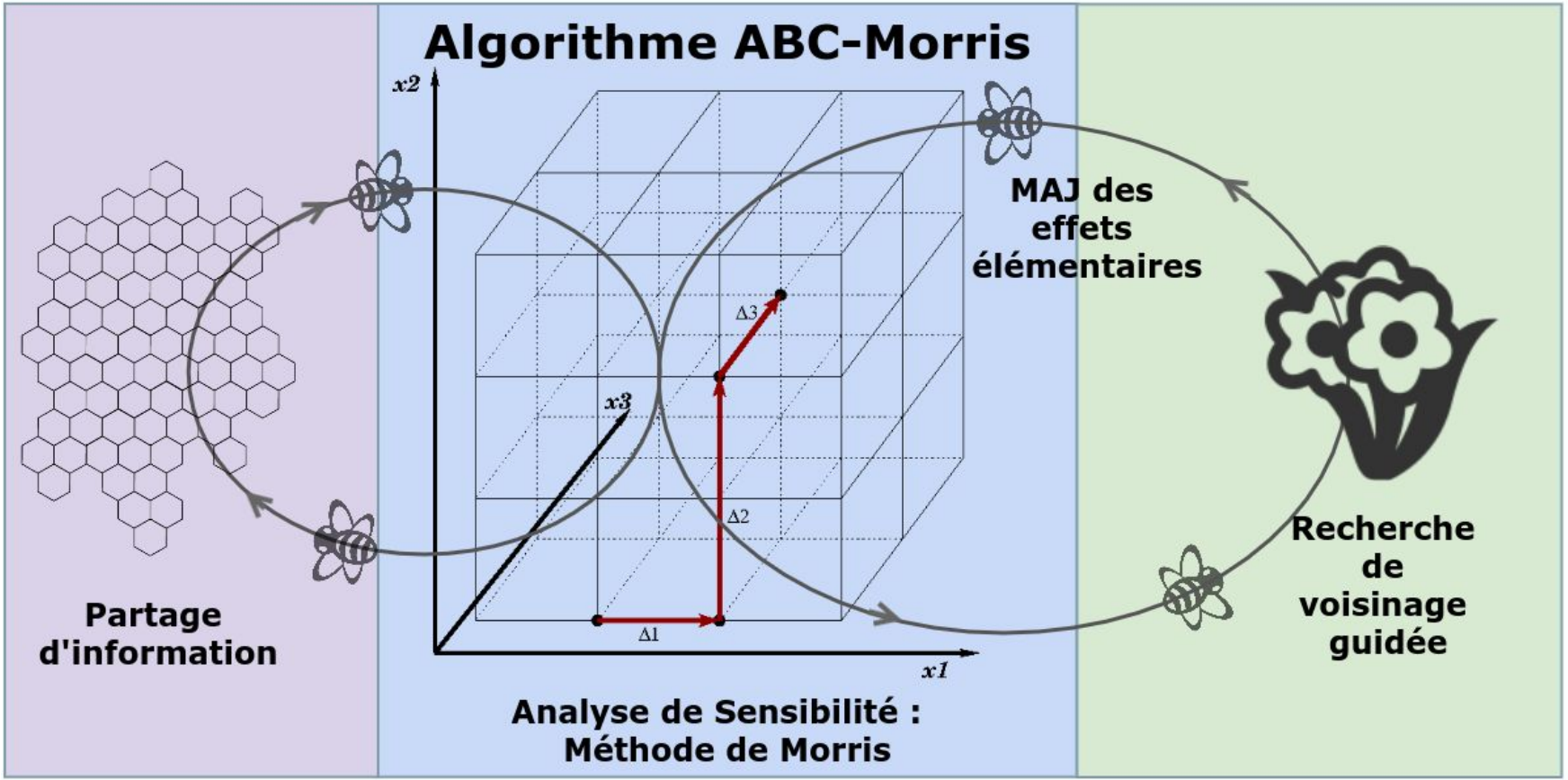
Similarité des méthodes



$$EE_j(X^i) = \frac{f(X_1^i, \ldots, \boxed{X_j^i + \Delta_j}, \ldots, X_D^i) - f(X^i)}{\Delta_j}$$

$$N_j^i = X_j^i + \boxed{\phi_{ij}(X_j^i - X_j^k)}$$

Δ


Algorithme ABC-Morris
x2
x3
x1
Δ1
Δ2
Δ3
MAJ des effets élémentaires
Partage d'information
Recherche de voisinage guidée
Analyse de Sensibilité : Méthode de Morris

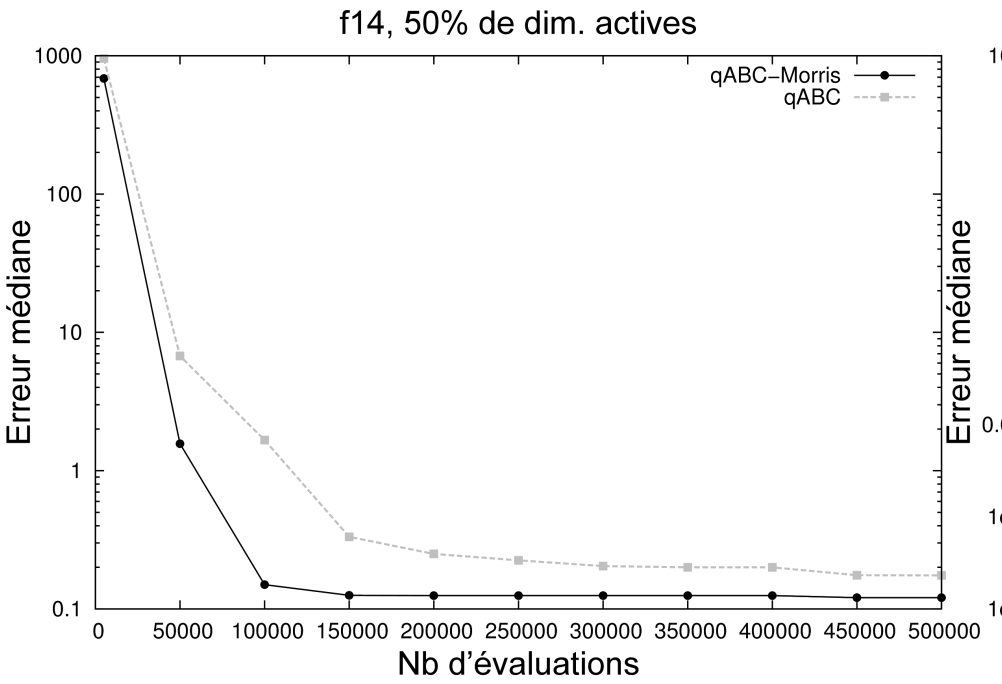
Protocole de test

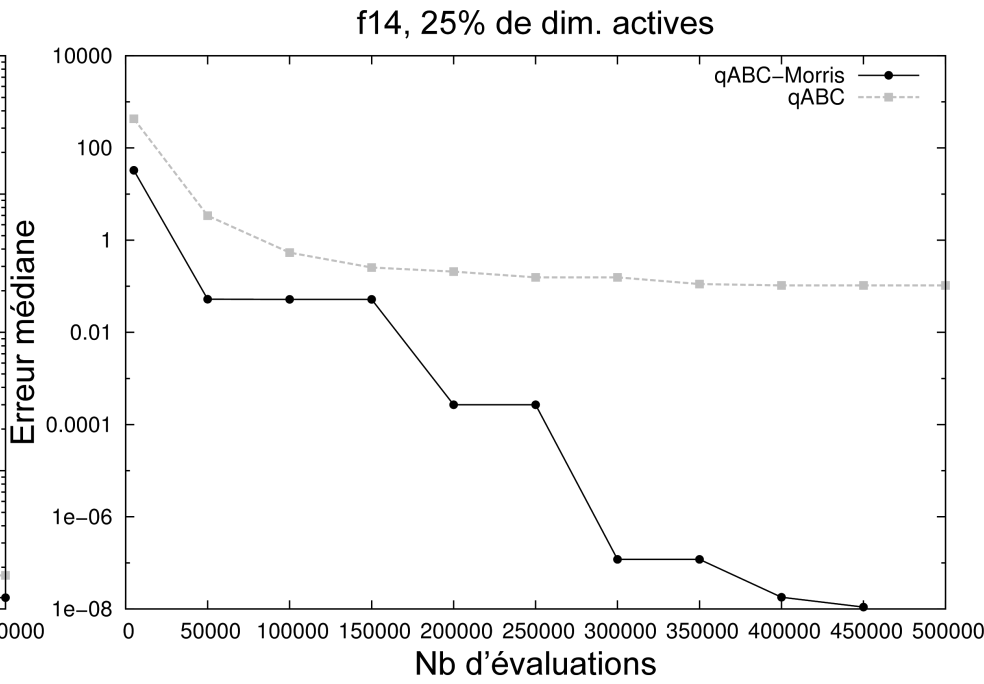
- Prouver que les versions Morris des algorithmes fournissent des résultats comparables à ceux de la littérature à 100% de dimensions actives ;
- Prouver que lorsque l'on désactive des dimensions, la version Morris des algorithmes améliore sa version d'origine ;
- Tests sur le *benchmark* CEC 2013 pour *D*=50 sur 51 lancements ;
- Tests à 100%, 75%, 50%, 25% et 10% de dimensions actives.

Résultats

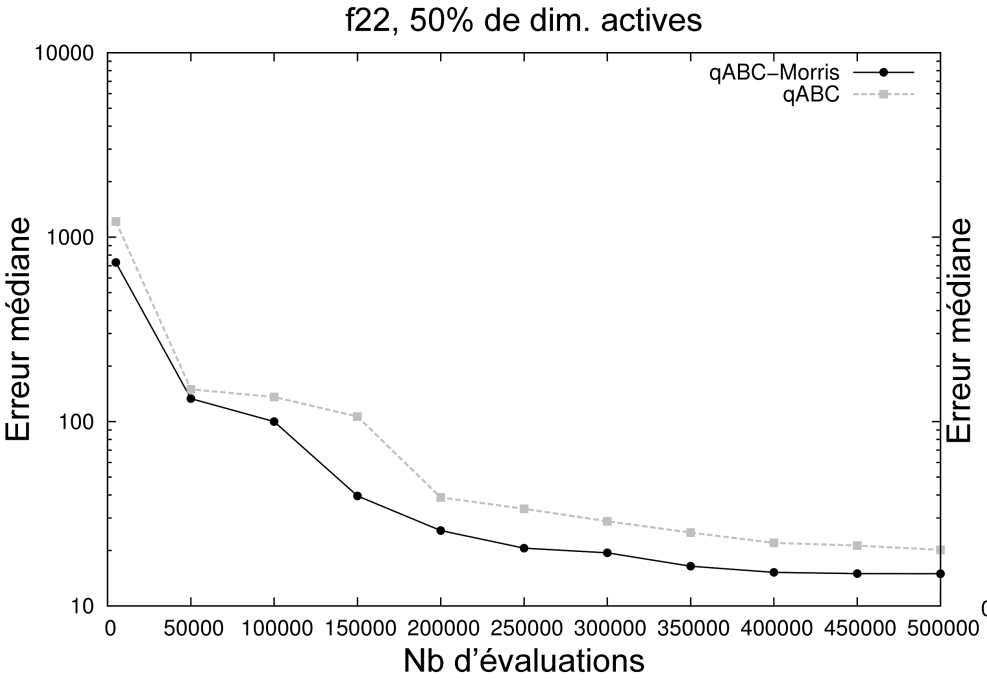
- À 100% de dimensions actives : les versions Morris des algorithmes fournissent des résultats équivalents à leur version d'origine ;
- Plus le pourcentage de dimensions actives diminue, plus la version Morris des algorithmes améliore sa version d'origine ;
- Meilleure convergence, plus rapide ;
- Pour 25% de dimensions actives, la version Morris continue de converger, alors que celle d'origine stagne.

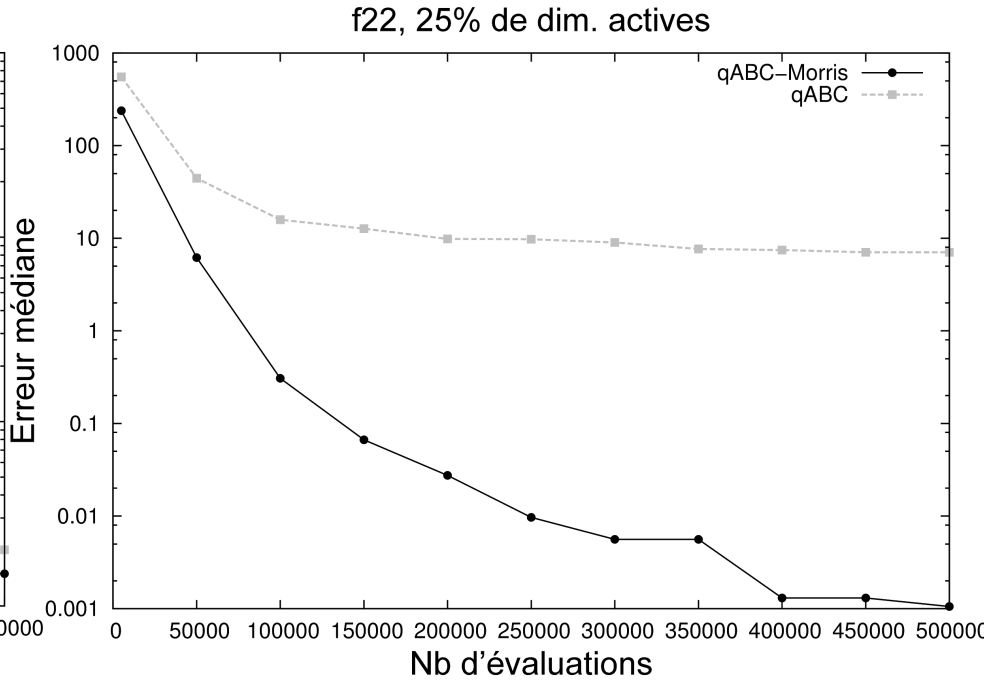
Résultats et remarques





Résultats et remarques





Méthode *ABC*-Morris : bilan

- La méthode met à jour les informations tout au long de l'exécution ;
- Une forte performance pour un nombre de dimensions actives ≤ 50% ;
- **Contrainte** : la méthode s'applique à plusieurs algorithmes dérivés dont l' équation de déplacement unidimensionnel s'écrit sous la forme :

$$N_j^i = X_j^i + \Delta \; ;$$

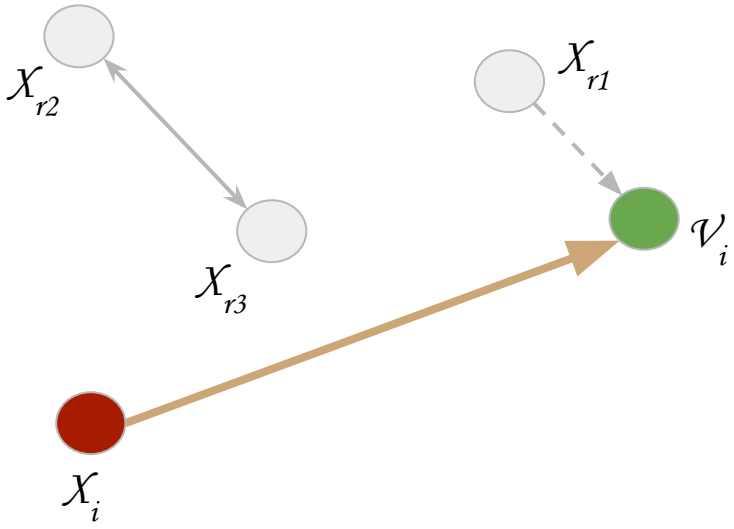
- **Cas particulier** : déplacement unidimensionnel.

La méthode NN-LCC

Évolution différentielle

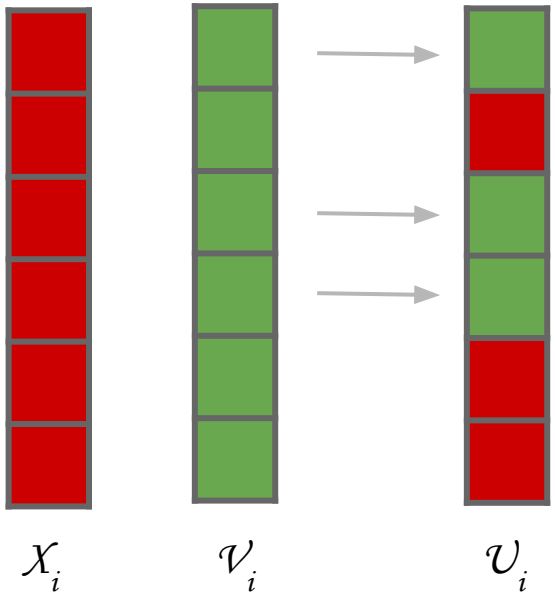
Mutation

$$v_{i,G+1} = x_{r1,G} + F\ (x_{r2,G} - x_{r3,G})$$



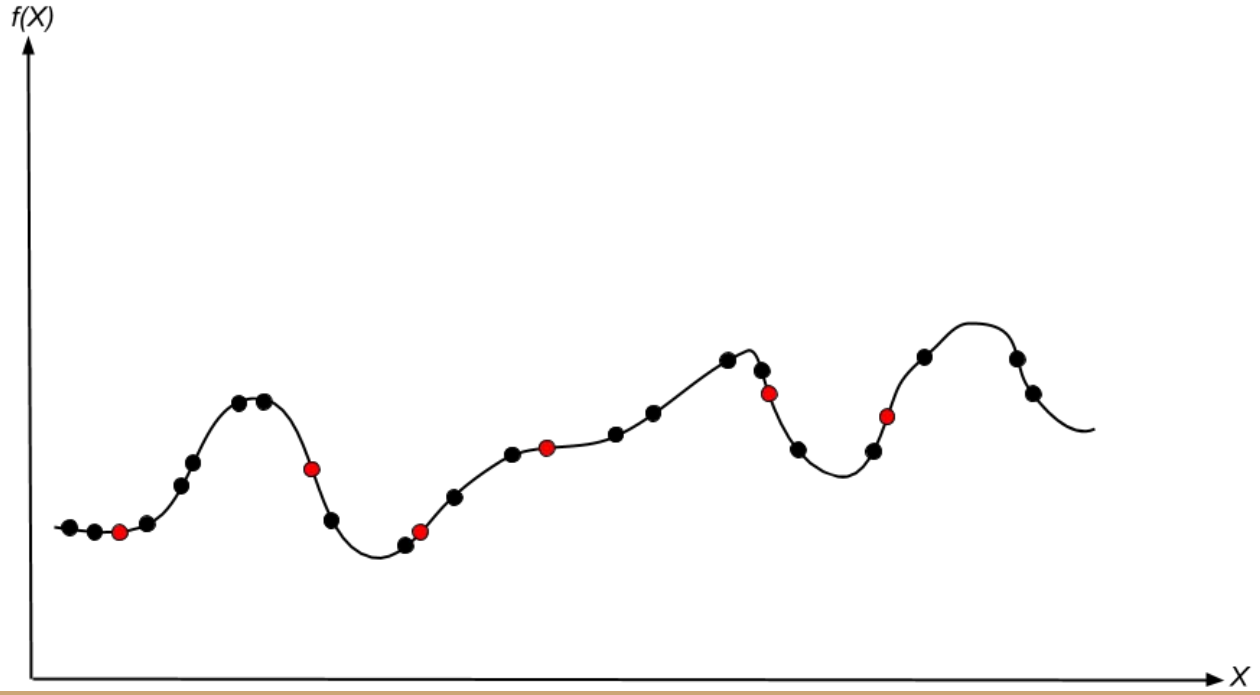
Croisement

$$u_{i,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1} & \text{si } (rand_j(0,1) \leq CR) \\ x_{ji,G} & \text{si } (rand_j(0,1) > CR) \end{cases}$$



Algorithme

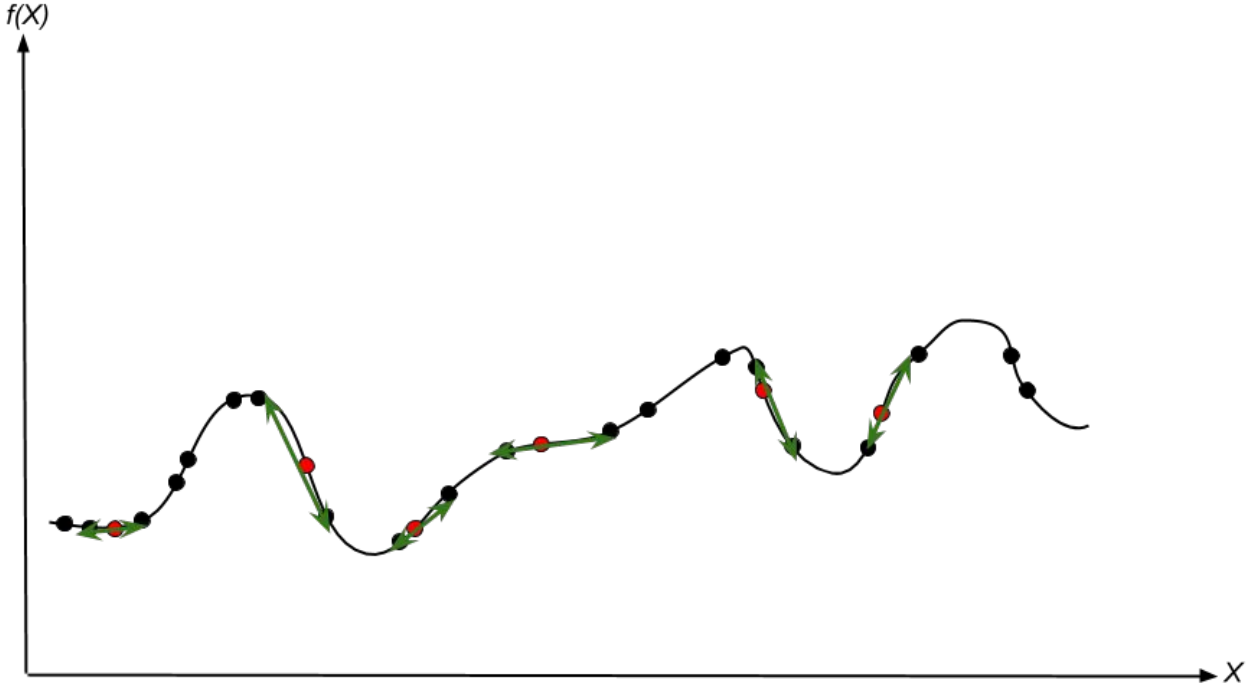
1 - n points d'évaluation ;
2 - k points sélectionnés ;
3 - p voisins / voisinages.



Algorithme

1 - n points d'évaluation ;
2 - k points sélectionnés ;
3 - p voisins / voisinages ;
4 - Calcul des coefficients :

$$CCL^{i}_{j} \leftarrow \rho(X_j, Y).$$



Algorithme

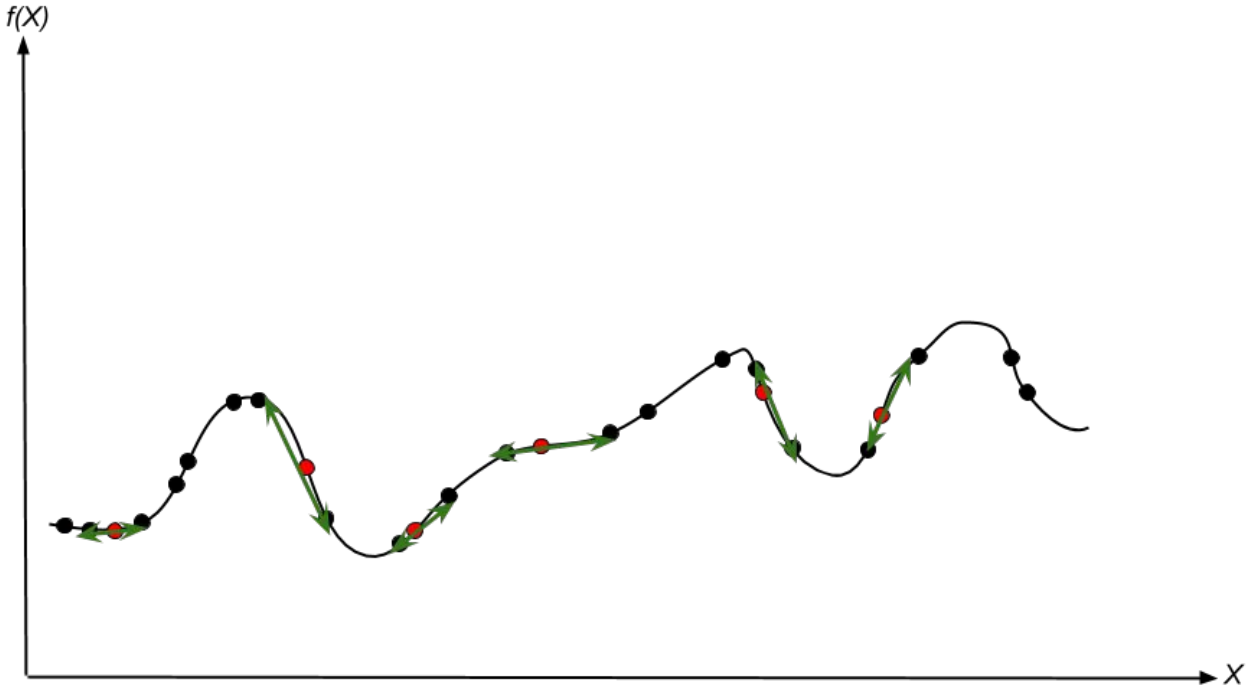
1 - n points d'évaluation ;
2 - k points sélectionnés ;
3 - p voisins / voisinages ;
4 - Calcul des coefficients :

$$CCL^i_j \leftarrow \rho(X_j, Y) ;$$

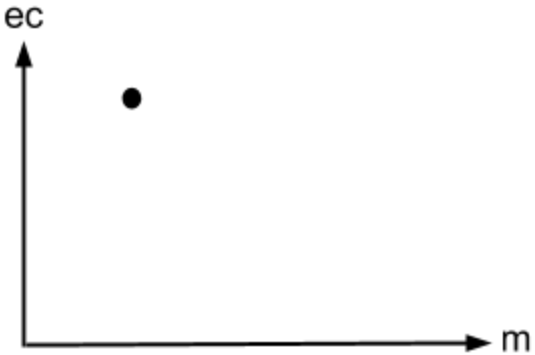
5 - Calcul des moyennes et écart-types par dimension :

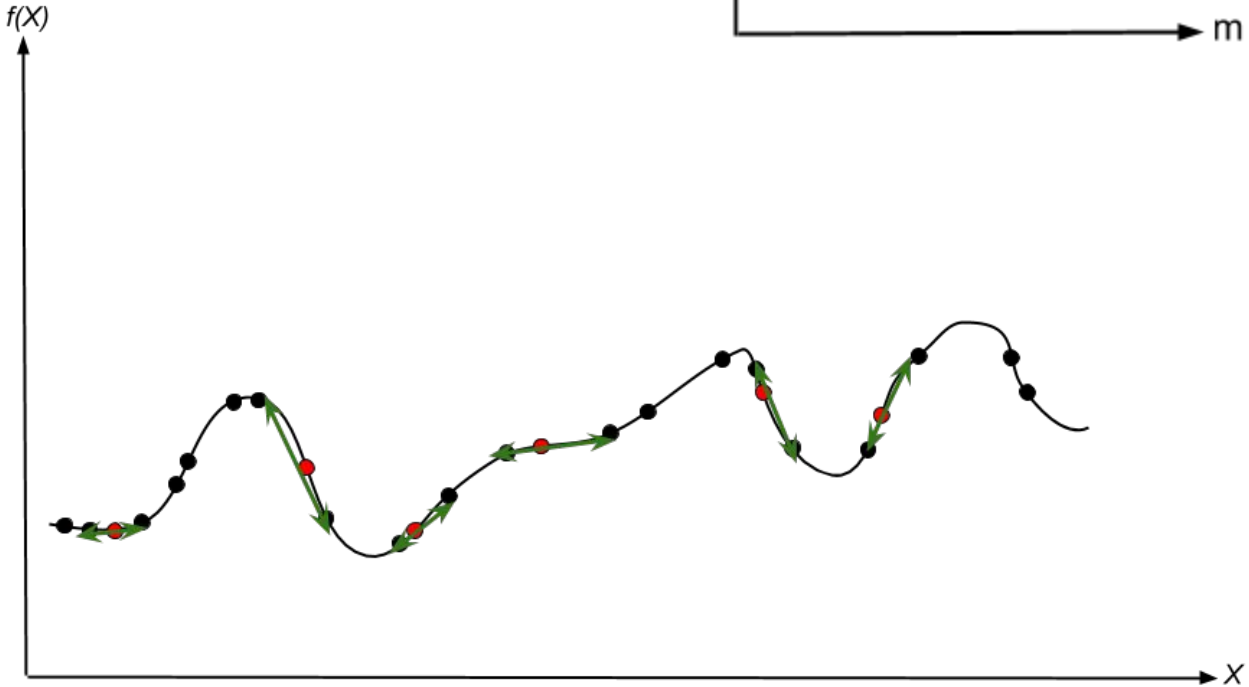
$$m^*_j = 1/k \sum_{i=\{1..k\}} \left| CCL^i_j \right| ,$$

$$ec_j = \sqrt{1/k \sum_{i=\{1..k\}} (CCL^i_j - m_j)^2} .$$



Algorithme





1 - n points d'évaluation ;
2 - k points sélectionnés ;
3 - p voisins / voisinages ;
4 - Calcul des coefficients :

$$CCL^i_j \leftarrow \rho(X_j, Y) \; ;$$

5 - Calcul des moyennes et écart-types par dimension :

$$m^*_j = 1/k \sum_{i=\{1..k\}} \left| CCL^i_j \right| ,$$

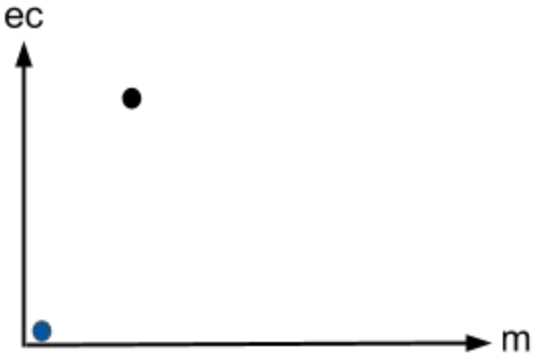
$$ec_j = \sqrt{1/k \sum_{i=\{1..k\}} (CCL^i_j - m_j)^2} \; ;$$

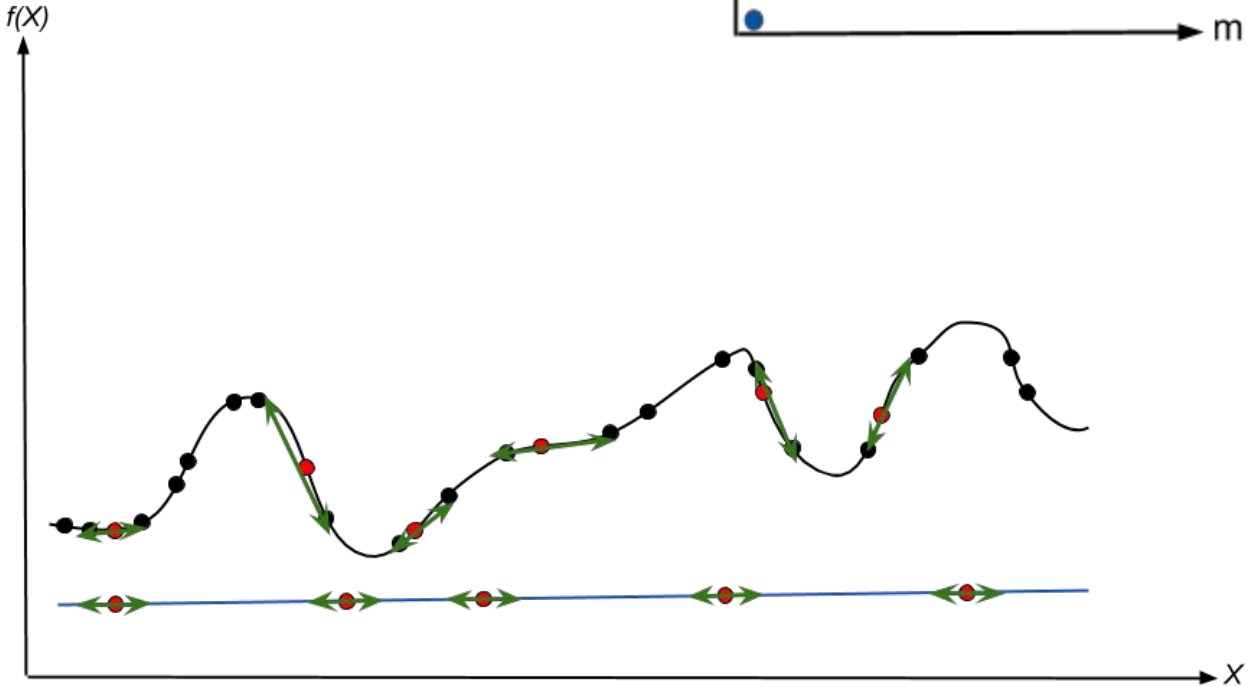
6 - Calcul des distances et poids par dimension :

$$d_j = \sqrt{m^{*2}_j + \delta \, ec_j^2} \;\; , \delta > 0 \; ,$$

$$\omega_j = d_j \, / \sum_{k=\{1..D\}} d_k \; .$$

Algorithme





1 - n points d'évaluation ;
2 - k points sélectionnés;
3 - p voisins / voisinages ;
4 - Calcul des coefficients :

$$CCL^i_j \leftarrow \rho(X_j, Y) ;$$

5 - Calcul des moyennes et écart-types par dimension :

$$m^*_j = 1/k \sum_{i=\{1..k\}} \left| CCL^i_j \right| ,$$

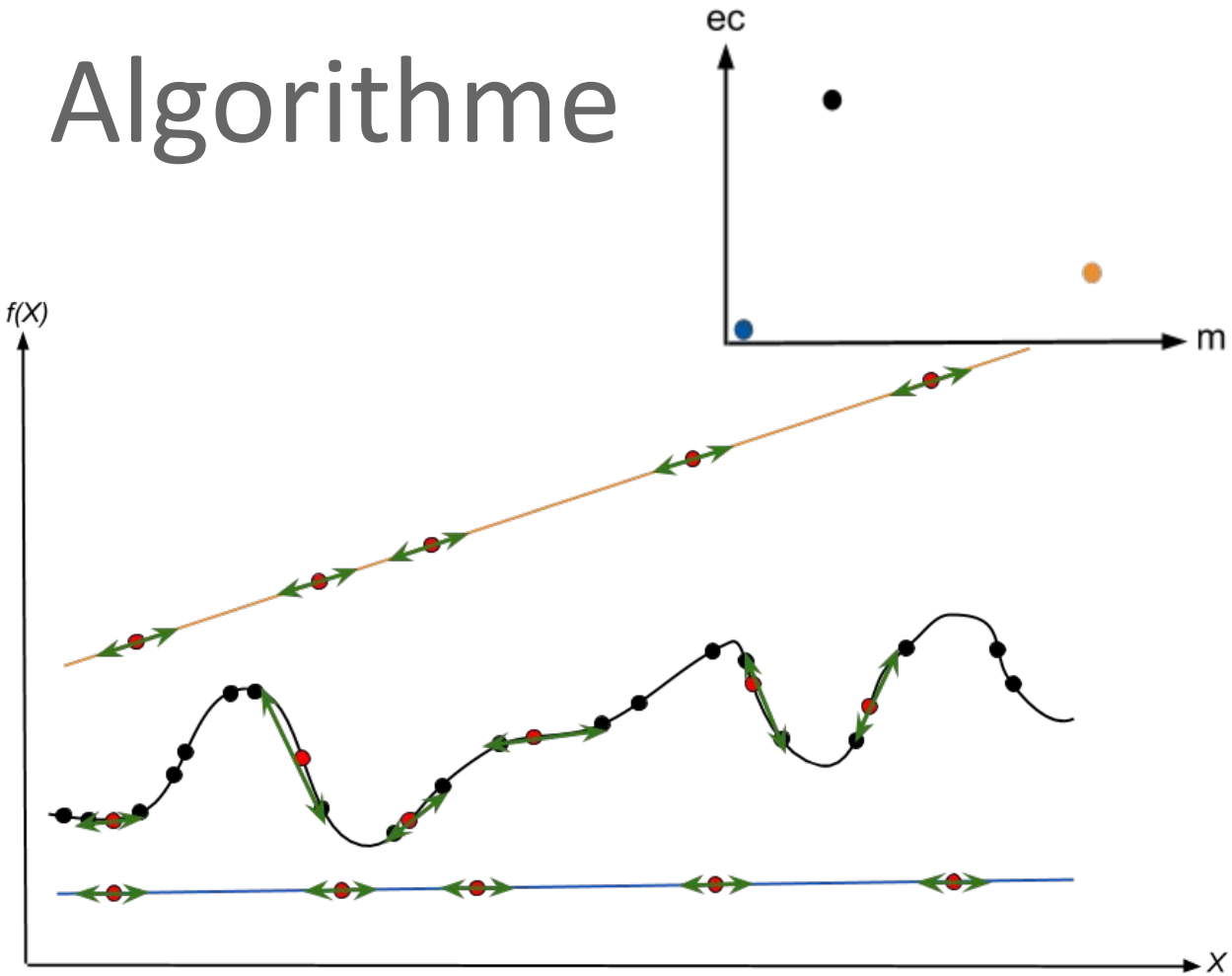
$$ec_j = \sqrt{1/k \sum_{i=\{1..k\}} (CCL^i_j - m_j)^2} ;$$

6 - Calcul des distances et poids par dimension :

$$d_j = \sqrt{m^{*2}_j + \delta\, ec_j^2} \;, \delta > 0 ,$$

$$\omega_j = d_j / \sum_{k=\{1..D\}} d_k .$$

Algorithme



1 - n points d'évaluation ;
2 - k points sélectionnés ;
3 - p voisins / voisinages ;
4 - Calcul des coefficients :

$$CCL^i_j \leftarrow \rho(X_j, Y) \; ;$$

5 - Calcul des moyennes et écart-types par dimension :

$$m^*_j = 1/k \sum_{i=\{1..k\}} \left| CCL^i_j \right| ,$$

$$ec_j = \sqrt{1/k \sum_{i=\{1..k\}} (CCL^i_j - m_j)^2} \; ;$$

6 - Calcul des distances et poids par dimension :

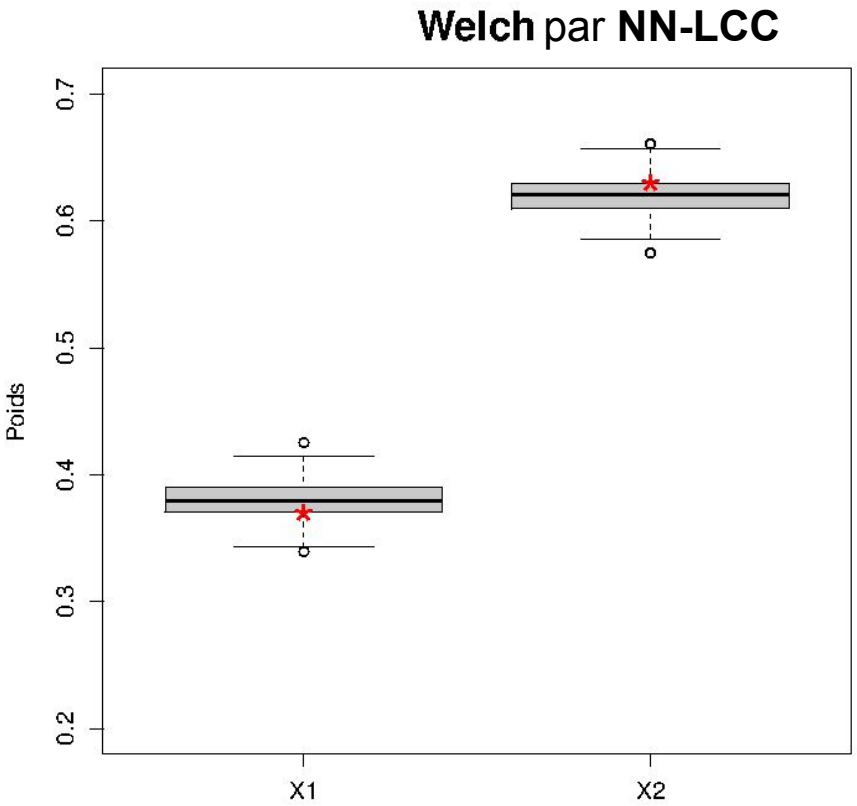
$$d_j = \sqrt{m^{*2}_j + \delta \, ec_j^2} \;\; , \; \delta > 0 \; ,$$

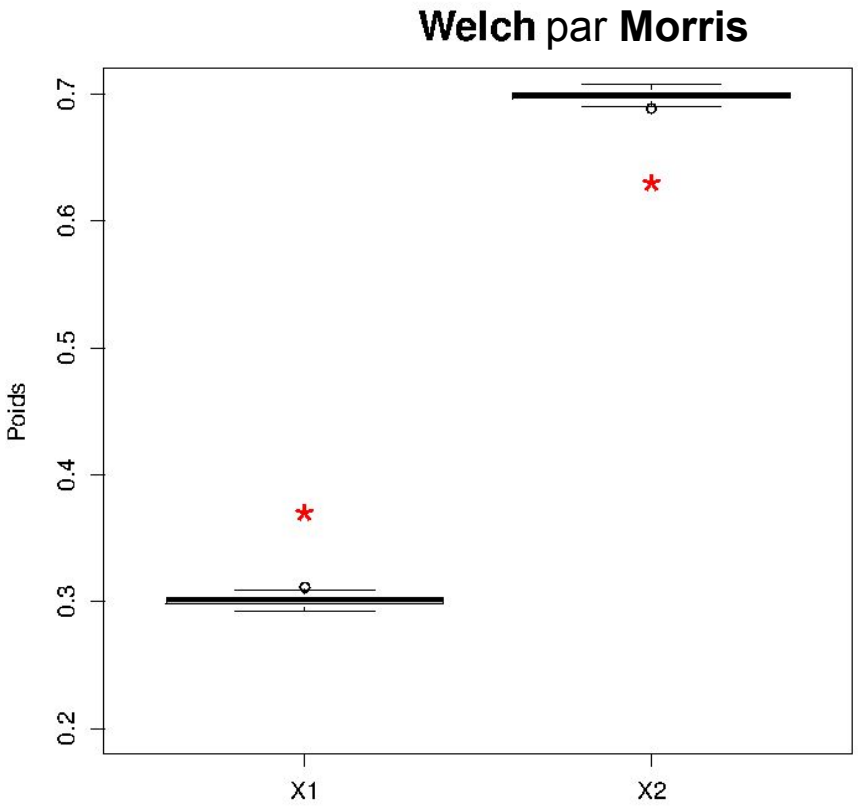
$$\omega_j = d_j \, / \sum_{k=\{1..D\}} d_k \; .$$

Protocole de test

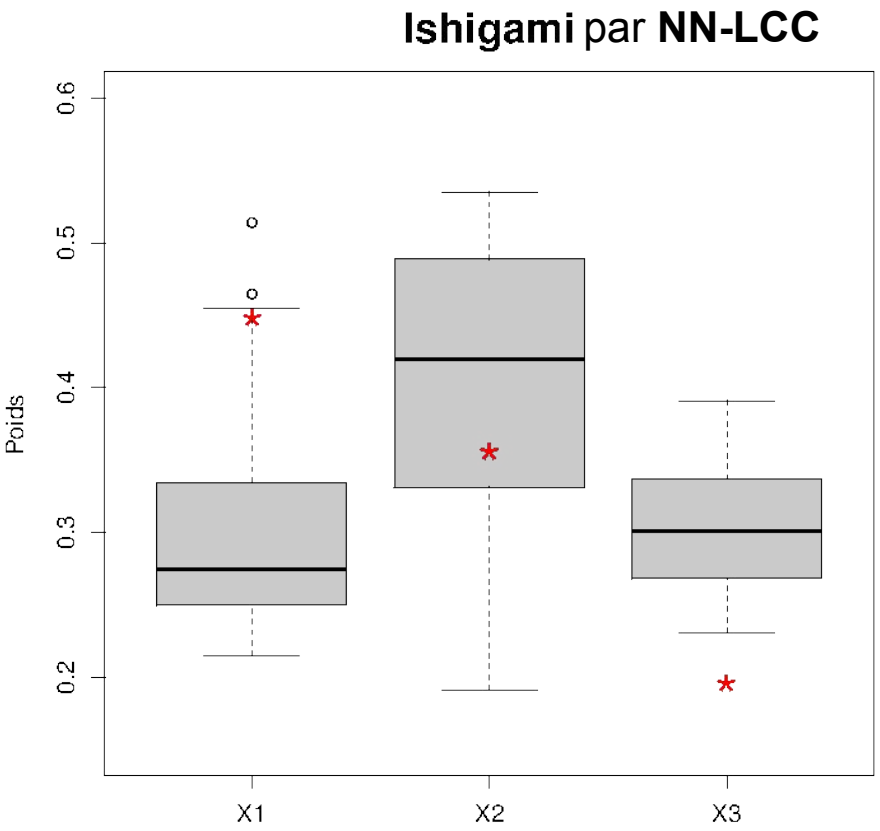
- Fonctions : Polynomial, Welch, Ishigami et Sobol ;
- Comparaison des méthodes de Morris, NN-LCC et NN-RCC ;
- Comparaison avec la valeur de poids théorique de chaque dimension pour chaque fonction ;
- Paramètres $\boldsymbol{n} \in [200,1000]$, $\mathbf{k} \in [10\%,50\%]*n$ et $\boldsymbol{p} = 10D$;
- 50 triplets (n,k,p) testés ;
- Le nombre d'évaluations de la méthode de Morris = n / ($10D$).

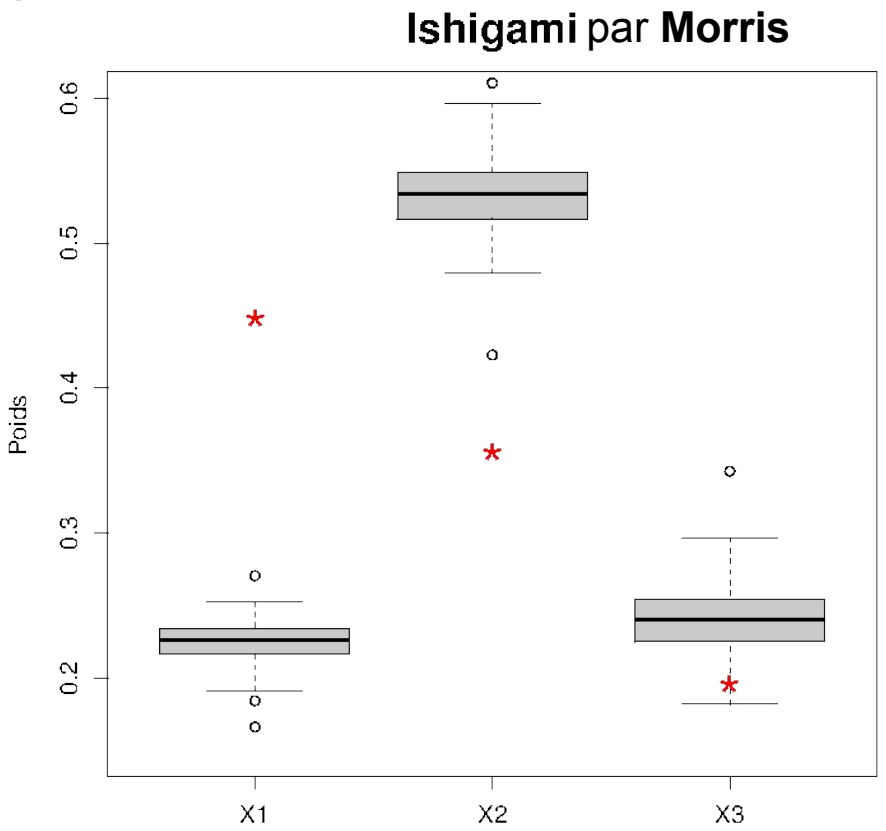
Résultats et remarques



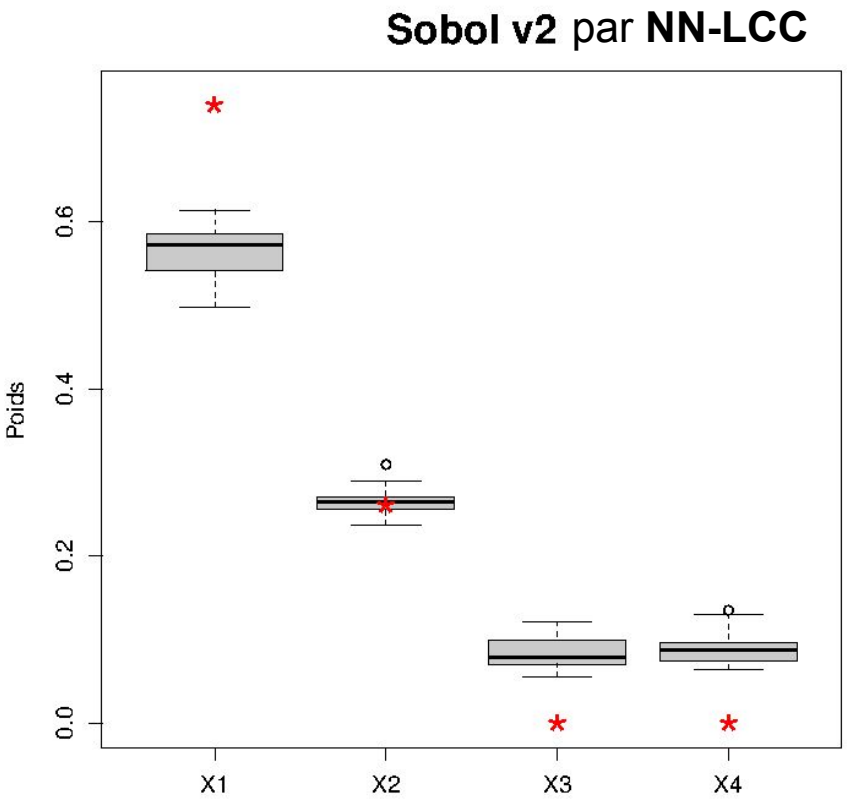


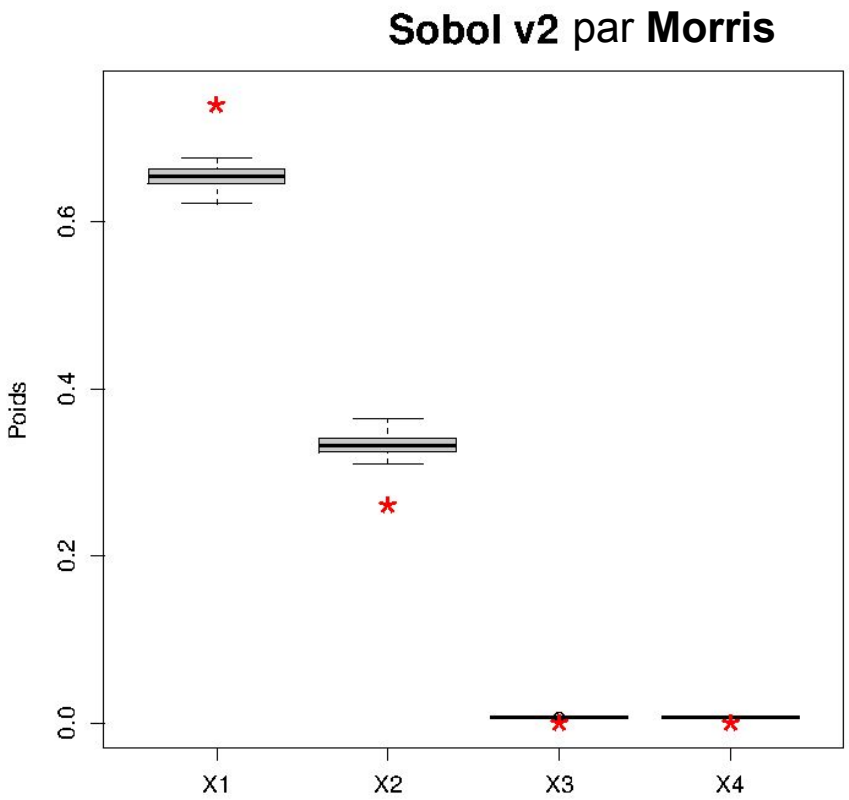
Résultats et remarques



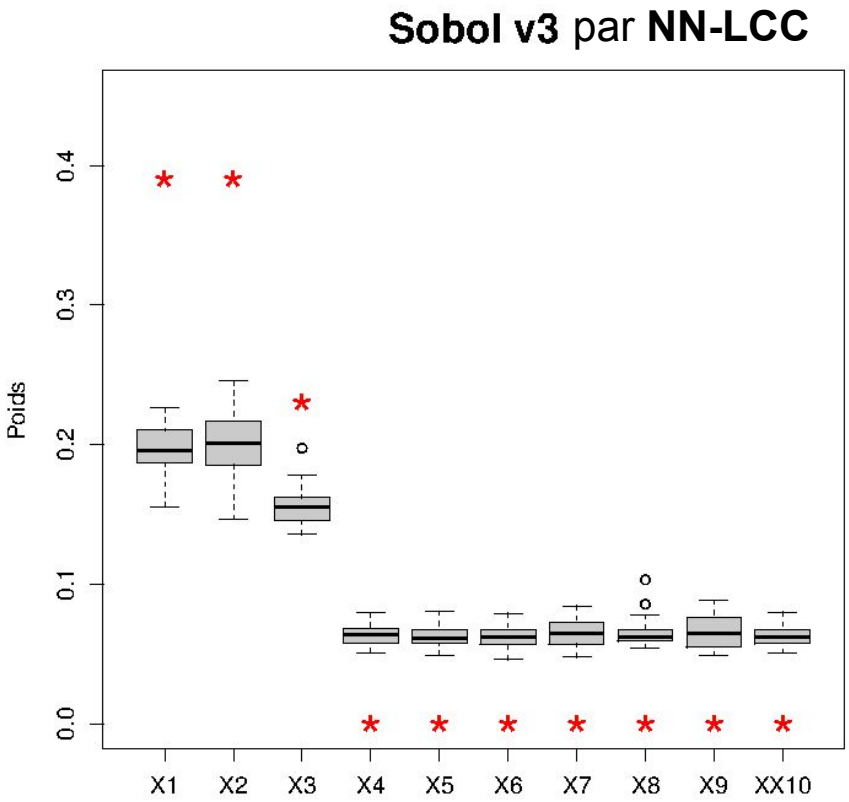


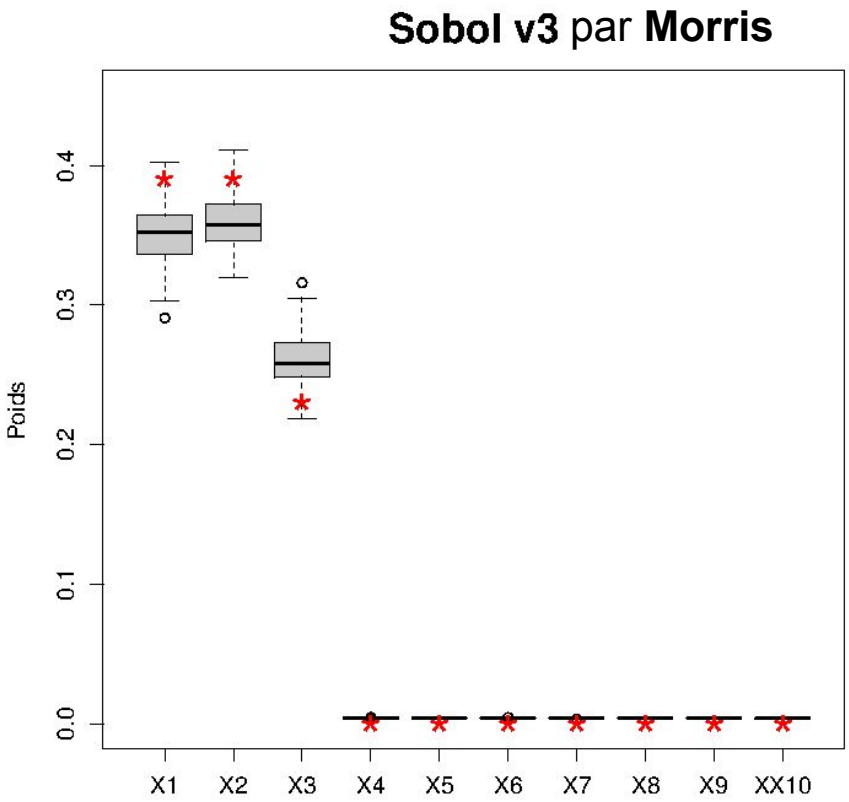
Résultats et remarques



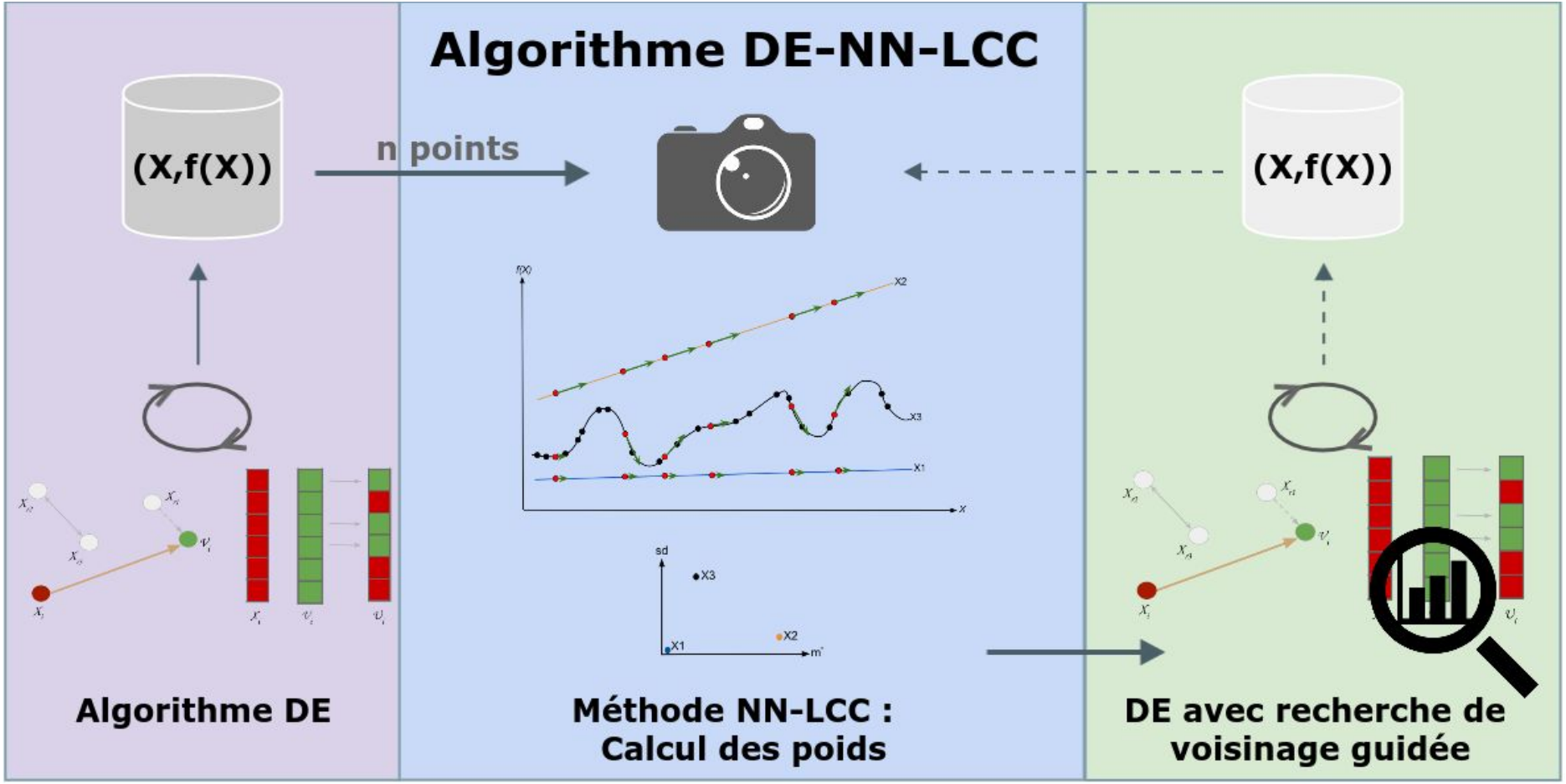


Résultats et remarques

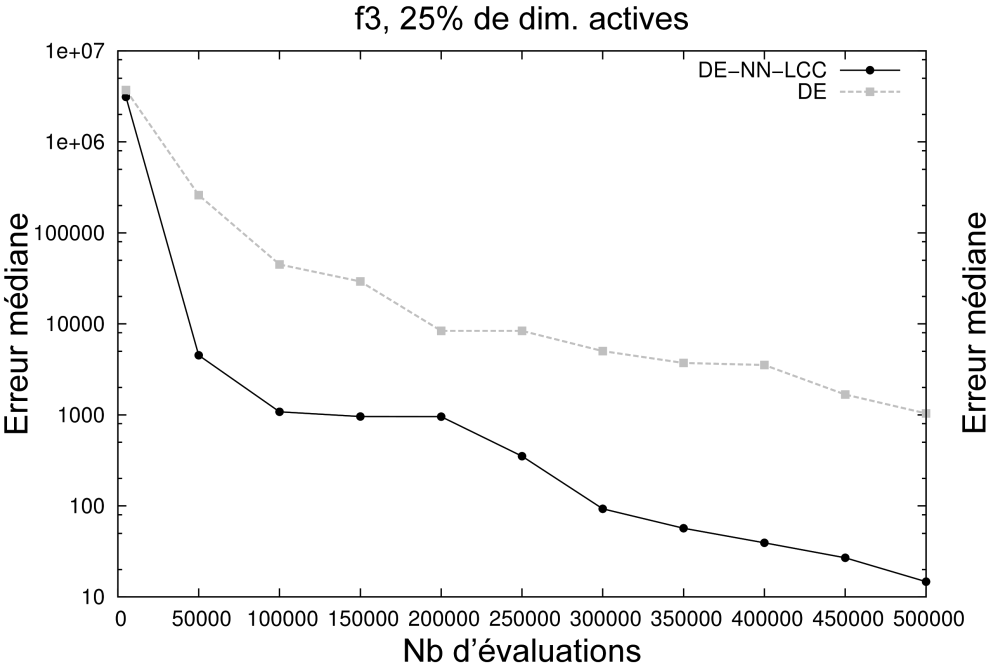


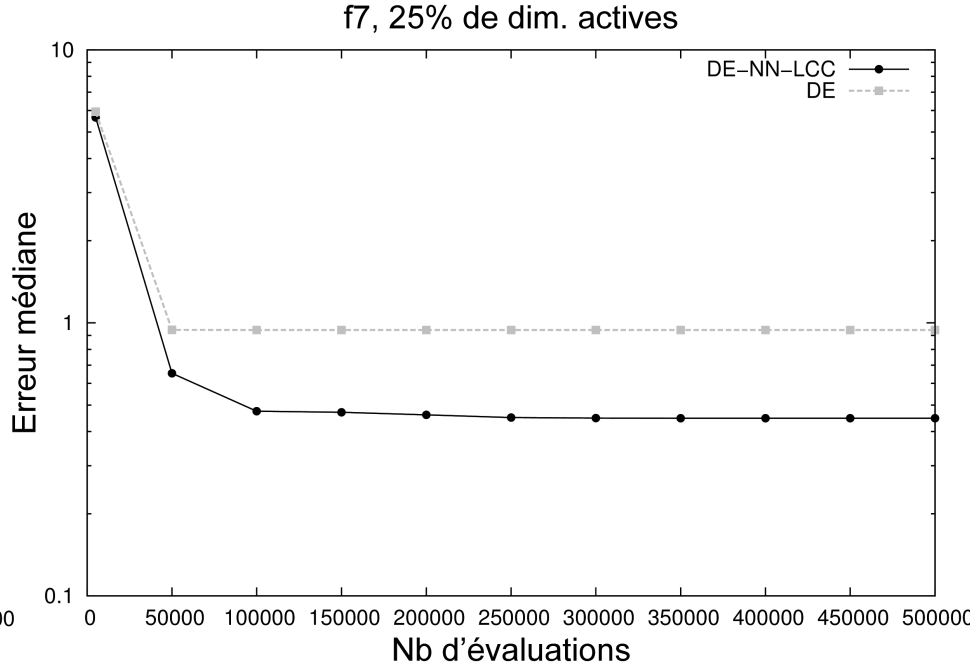


Algorithme DE-NN-LCC



Résultats et remarques (D=50)





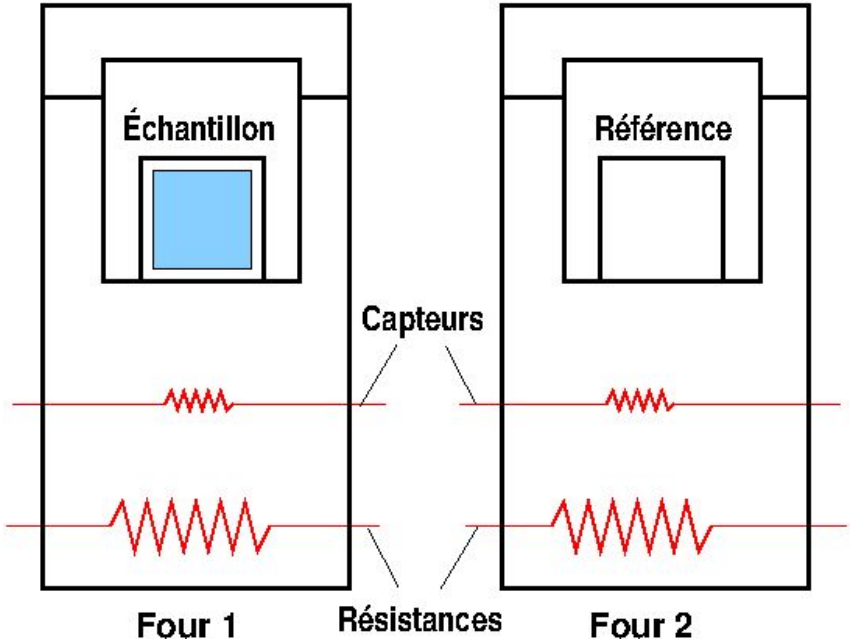
Conclusion et perspectives

La calorimétrie différentielle à balayage

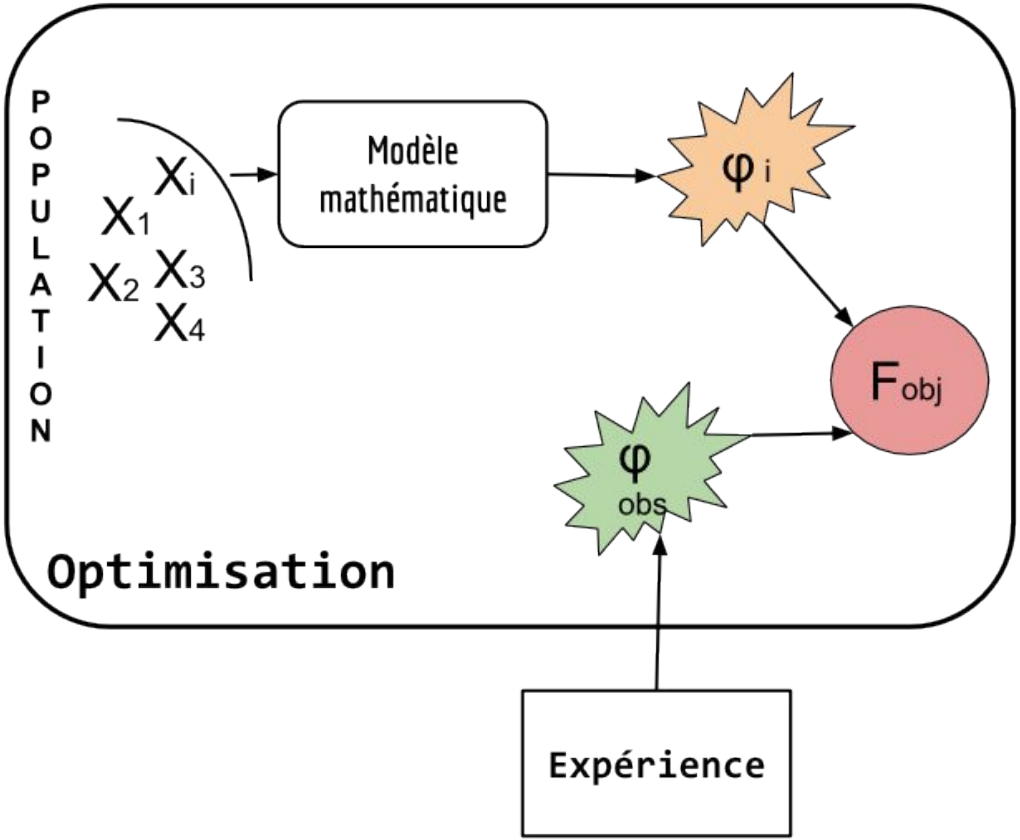
➔ Analyse thermique pour déterminer les propriétés des transitions de phase d'un MCP.

DSC 8000

Source : PerkinElmer



Méthodes inverses



→ Fonction objectif :

$$F_{obj}(X) = \sum_{i=1}^{n} (\phi(t_i, X) - \phi_{obs}(t_i))^2$$

où :

ϕ est le flux résultat ;

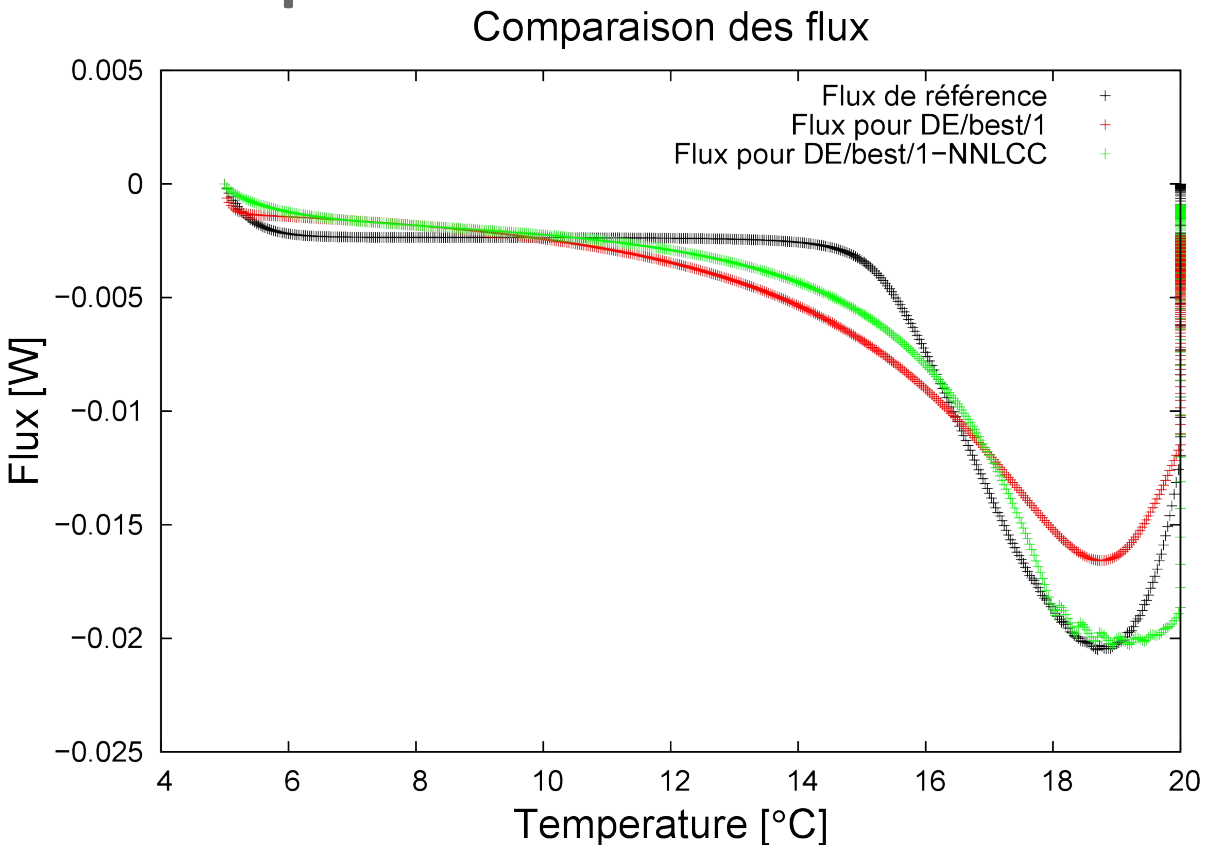
ϕ_{obs} est le flux observé ;

t_i est le pas de temps du relevé.

Problématique et discussion

- **Contrainte forte :** problème de faisabilité de la solution ;
- Utilisation de la méthode **DE-NN-LCC** uniquement ;
- On « enregistre » seulement les solutions faisables ;
- Utilisation de schémas de mutation incluant le **meilleur individu** pour faire revenir les solutions dans l'espace des solutions faisables.

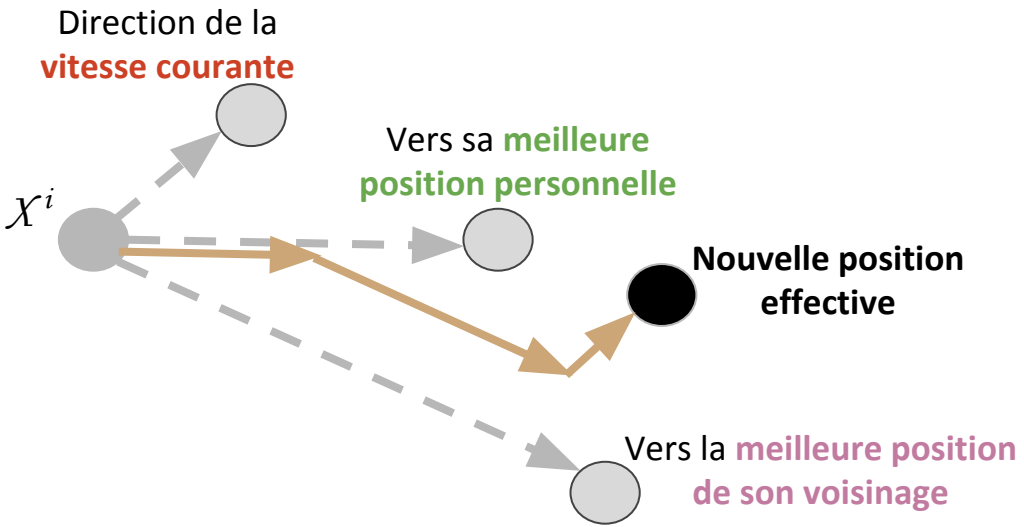
Problématique et discussion



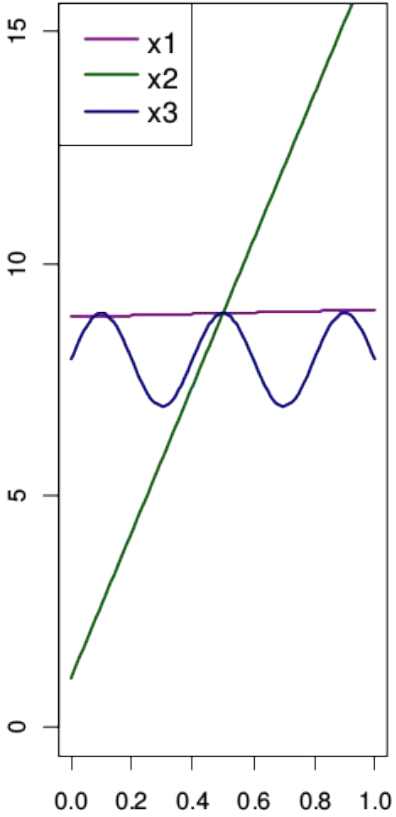
Essaim particulaire

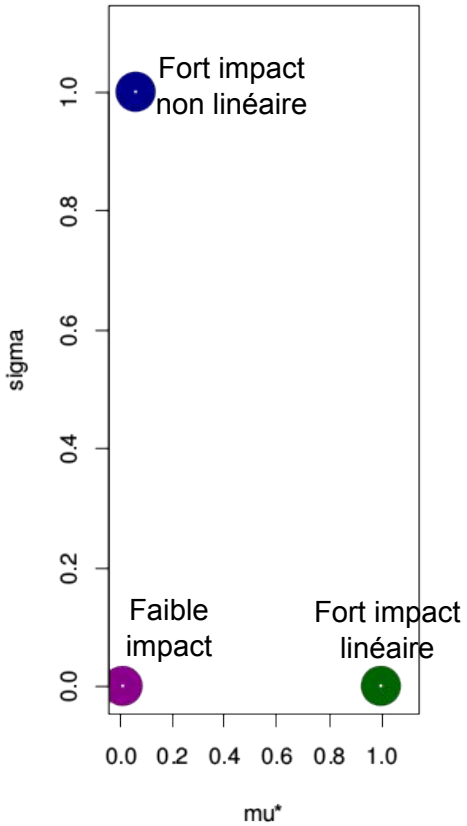
$$v_{i,j}^{t+1} = w\,\boxed{v_{i,j}^{t}} + c_1 r_{1_{i,j}}^{t}\,[\boxed{pbest_{i,j}^{t}} - x_{i,j}^{t}] + c_2 r_{2_{i,j}}^{t}\,[\boxed{gbest_{i,j}^{t}} - x_{i,j}^{t}],\ j \in \{1,\ldots,D\}$$

$$\boxed{x_{i,j}^{t+1}} = x_{i,j}^{t} + v_{i,j}^{t+1},\ j \in \{1,\ldots,D\}$$



Qualification des influences





Merci de votre attention !!

[**plo@eisti.eu**]