



Nouvelle stratégie de déplacement implémentée dans TRIBES, un algorithme d'OEP sans paramètres

Y. COOREN M. CLERC P. SIARRY

OEP'07

23-24 Avril 2007

Plan de la présentation

- **TRIBES**, une version adaptative de l'OEP
- **Initialisation régulière**
- **Déplacement et stagnation**
- **Résultats**
- **Conclusion et perspectives**

TRIBES (1/4)

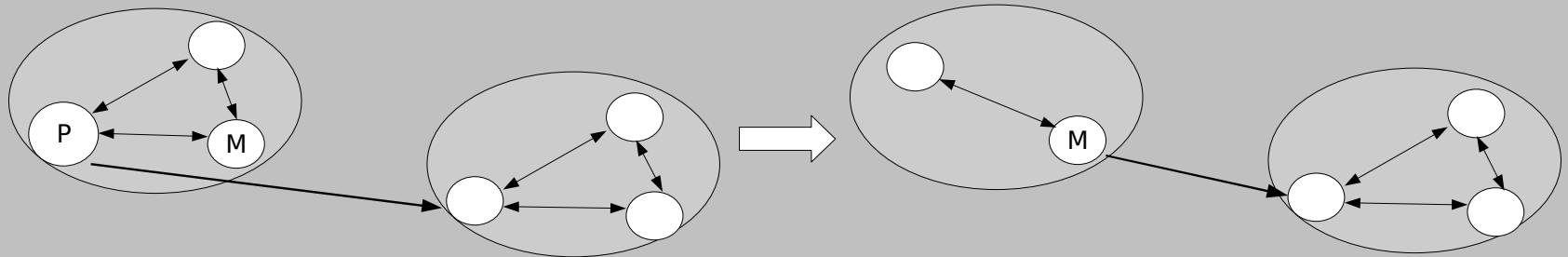
- **Optimisation par essais particuliers sans paramètres**
 - **Principe :**
 - Organisation de l'essaim en "tribus"
 - On commence avec un essaim formé par une seule particule qui forme à elle seule la tribu initiale
 - Suivant les performances des tribus, ajout ou retrait de particule(s)
 - Suivant les performances des particules, choix de stratégies de déplacement adaptées
-  **Adaptation de l'essaim en fonction des performances des particules**

Tribes (2/4)

Adaptations structurelles et comportementales

- **Adaptations structurelles :**

- **Suppression d'une particule** : moins bonne particule d'une *bonne* tribu



- **Ajout d'une particule** : amélioration des performances d'une *mauvaise* tribu

- **Adaptations comportementales:** Choix de la stratégie de déplacement en fonction des 2 derniers types de variations

Couples de variations	Stratégies de déplacement
(= +) (++)	Locale par gaussiennes indépendantes
(+ =) (- +)	Pivots bruités
(- -) (= -) (+ -) (- =) (= =)	Pivots

Tribes (3/4)

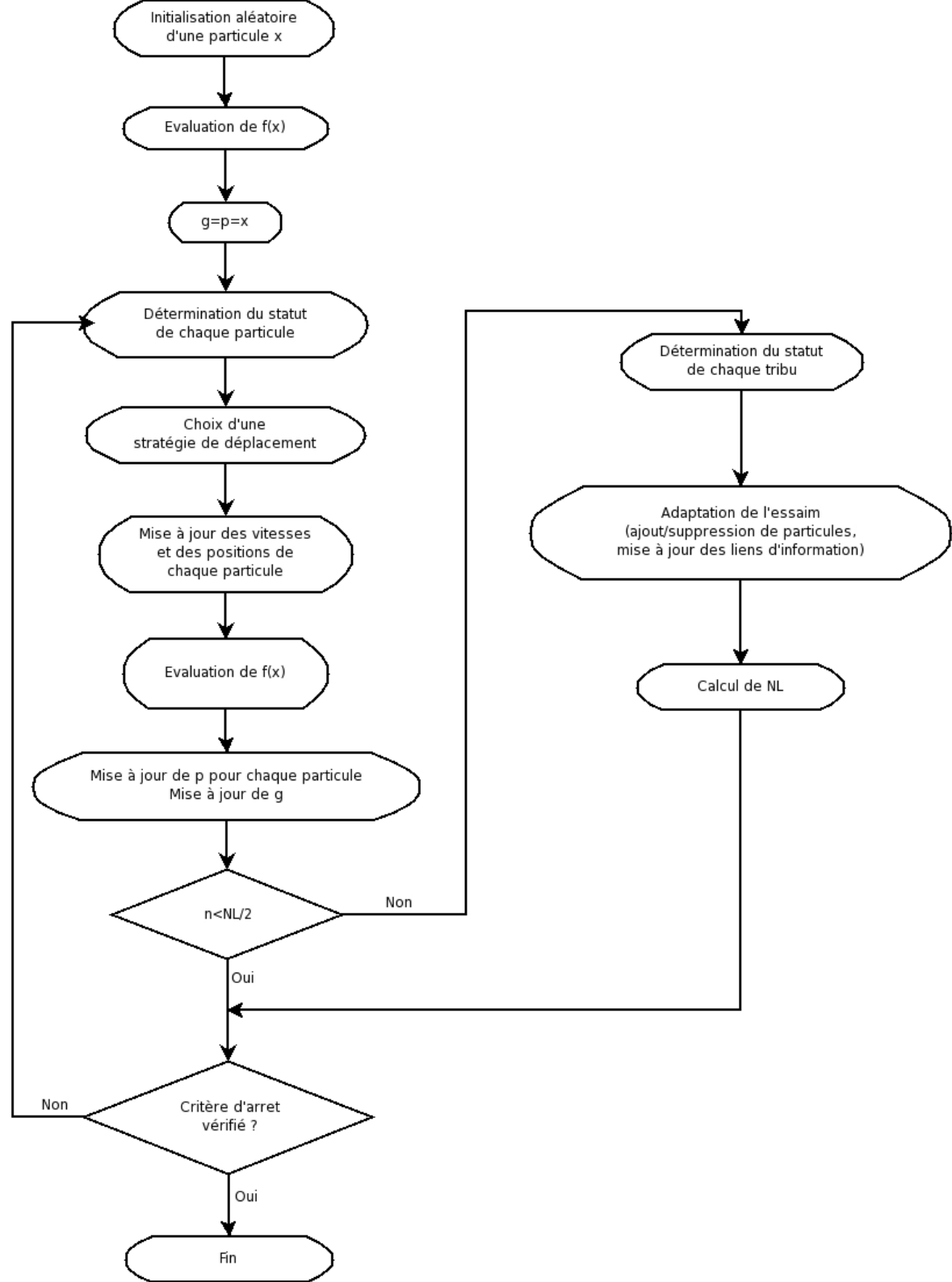
Équations de déplacement

Pivots	$X = c_1 \cdot alea(H_p) + c_2 \cdot alea(H_g)$ $c_1 = \frac{f(p)}{f(p) + f(g)}$ $c_2 = \frac{f(g)}{f(p) + f(g)}$
Pivots bruités	$X = c_1 \cdot alea(H_p) + c_2 \cdot alea(H_g)$ $b = N\left(0, \frac{f(p) - f(g)}{f(p) + f(g)}\right)$ $X = (1 + b) \cdot X$
Locale par gaussiennes indépendantes	$X_j = g_j + alea_{normal}(g_j - X_j, \ g_j - X_j\)$

Tribes (4/4)

Algorithme

- **Pas d'adaptation à chaque itération**
- N_L : nombre de liens d'informations lors de la dernière adaptation
- n : nombre d'itérations depuis la dernière adaptation



Initialisation de TRIBES (1/3)

Contexte

- **Problème** : certaines zones de l'espace de recherche peuvent ne pas être explorées
 Amélioration possible à l'aide d'une **initialisation** appropriée
- **Objectif** : répartir initialement le mieux possible les particules dans l'espace de recherche
- **Intérêt** : Diversifier le plus possible le champ d'action des particules

Initialisation de TRIBES (2/3)

Principe

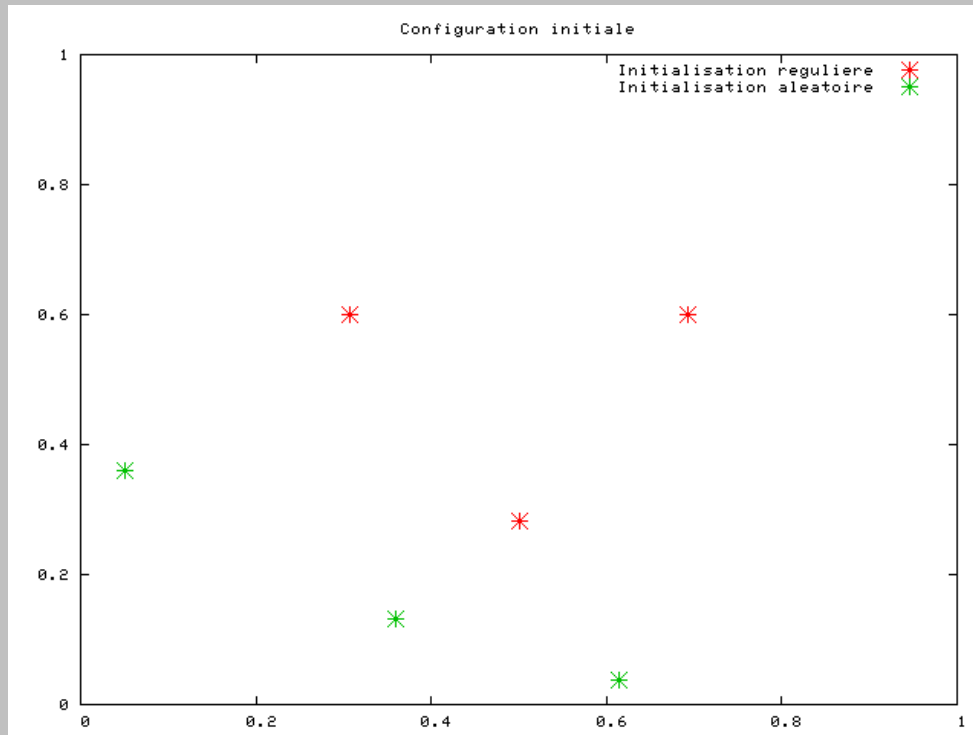
- **D+1** particules initiales
- **Objectif** : Maximiser les distances entre les particules et aux frontières
- **Fonction objectif** :

$$f = \sum_{i=1}^{D+1} \sum_{j \neq i} \frac{1}{d_{ij}} + \sum_{i=1}^{D+1} \frac{1}{\min_d \{d(x_i, front_d)\}}$$

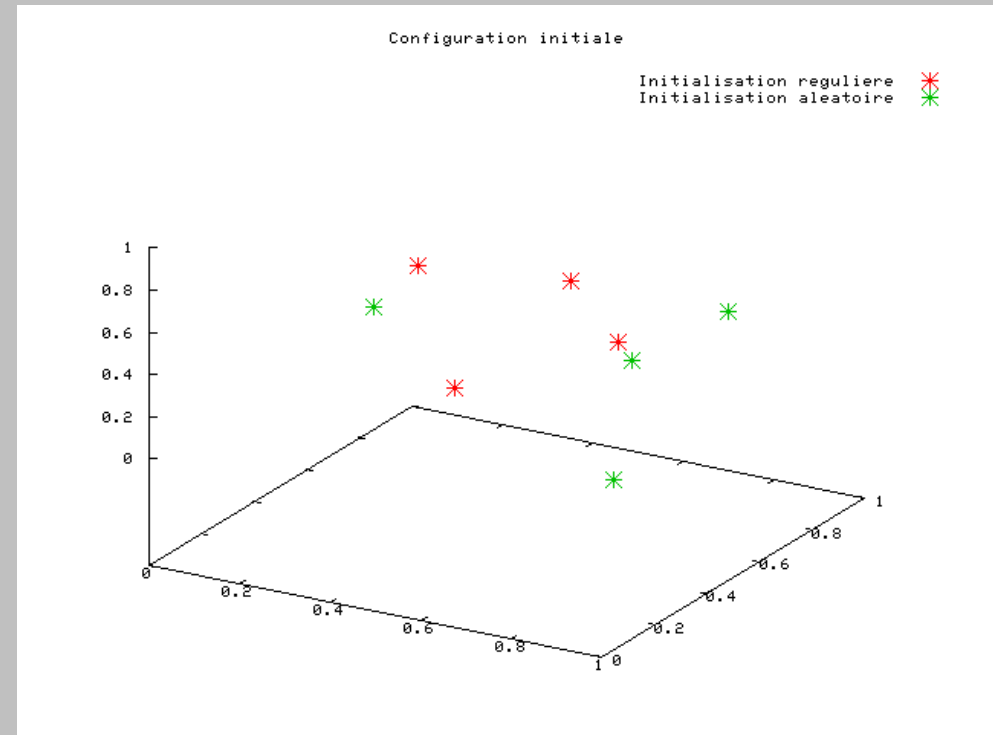
- **Optimisation par Essaims Particulaires Standard**

Initialisation de TRIBES (3/3)

Résultat



Cas 2D



Cas 3D

- * Initialisation aléatoire
- * Initialisation régulière

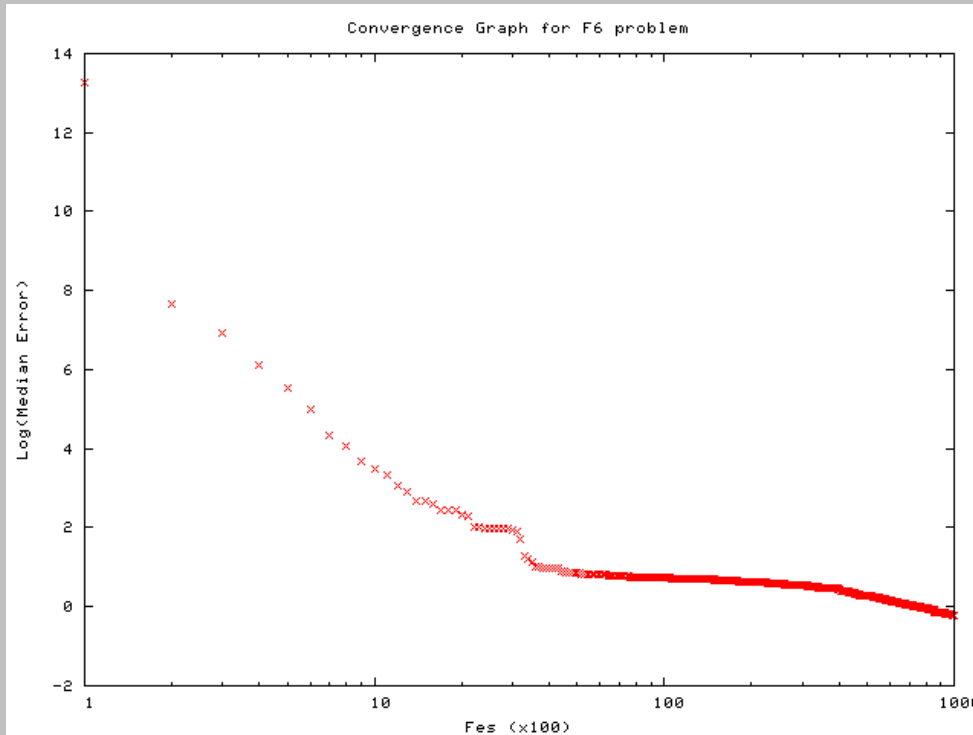
Déplacement et stagnation (1/5)

Discussion

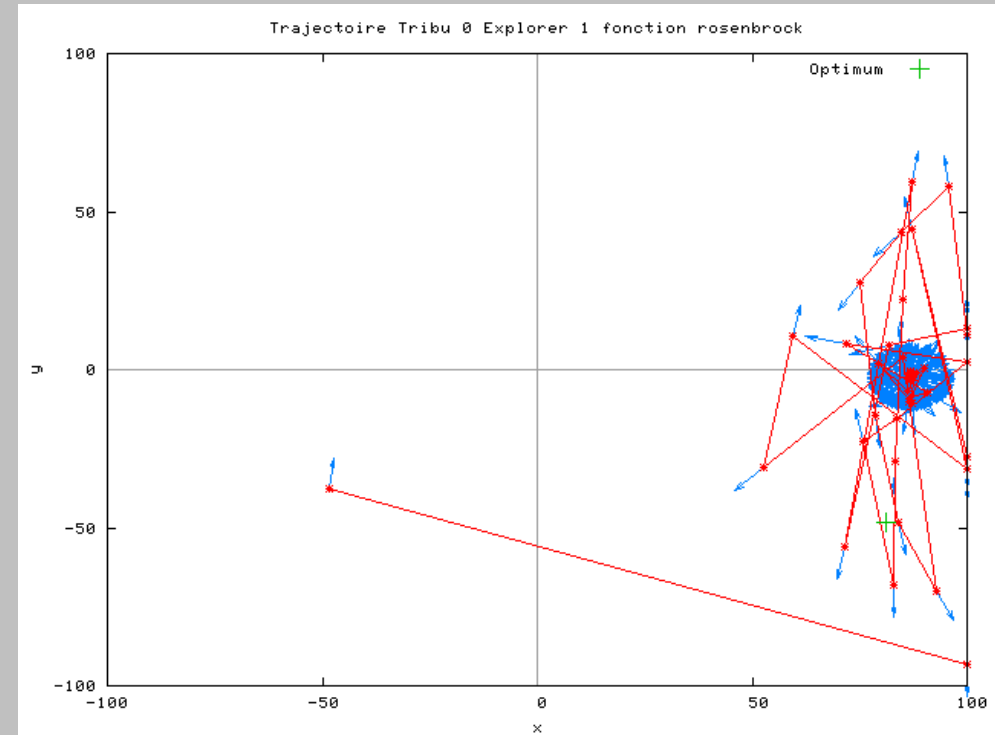
- Bonne exploitation mais mauvaise exploration
 - ➡ Optima locaux rapidement trouvés. Quid de l'optimum global ?
- Problème inhérent à la structure d'une OEP
 - ➡ Déplacement d'une particule conditionné par sa propre mémoire et celle de l'essaim
- **Solutions possibles :**
 - Améliorer les stratégies de déplacement
 - Recherche locale

Déplacement et stagnation (2/5)

Illustration



Graphe de convergence



Trajectoire d'une particule

Exemples réalisés sur la fonction **Rosenbrock**

Déplacement et stagnation (3/5)

Nouvelle stratégie de déplacement

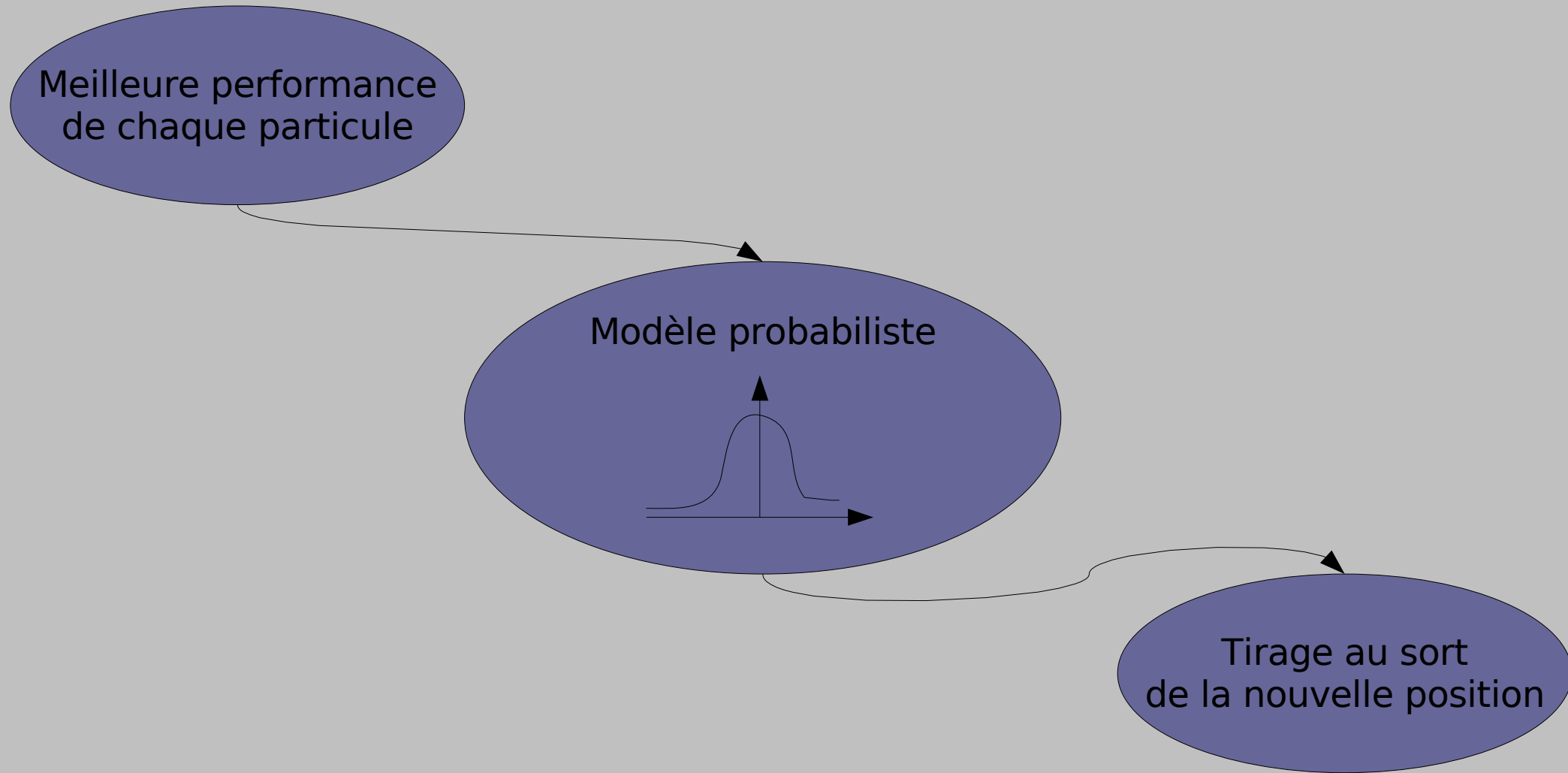
Intérêt

- **Objectif :** Maintenir la diversité de l'essaim
 Stratégie favorisant l'exploration
- **Diversifier l'information pour ne pas être attiré vers un optimum local**
 Stratégie prenant en compte pas seulement les meilleures performances de la particule et de l'essaim
- **Quand ?**
 En début de traitement pour bien balayer tout l'espace de recherche

Déplacement et stagnation (4/5)

Nouvelle stratégie de déplacement

Principe



Déplacement et stagnation (5/5)

Nouvelle stratégie de déplacement

Utilisation

- Comment ?
 - Pour chaque dimension $0 \leq d \leq D$, on calcule :

$$\mu_d = \sum_{i=1}^N p_{i,d}$$

$$\sigma_d^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (p_{i,d} - \mu_d)^2$$
 - La nouvelle position sur la dimension d est tirée à partir de $N(\mu_d, \sigma_d)$
- Quand ?
 - Pour les historiques $(- -)$ et $(- =)$

Résultats numériques (1/2)

Procédure de test

- **Procédure de test CEC'05**
- **Dimension $D=10$**
- **25 exécutions de l'algorithme**
- **Précision= $1e-8$**
- **EvalMax=100000**
- **Fonctions objectifs :**
 - Décalées
 - Tournées
 - Avec l'optimum sur les frontières

Résultats numériques (2/2)

	Sphere	Schwefel	Rosenbrock	Griewank	Rastrigin	Weierstrass
Standard PSO	0.00 (4972)	0.00 (11343)	1.88 (100000)	0.08 (100000)	4.02 (100000)	4.72 (100000)
Basic TRIBES	0.00 (2376)	0.00 (20310)	0.06 (100000)	0.07 (100000)	8.55 (100000)	5.68 (100000)
Improved TRIBES	0.00 (1947)	0.00 (17806)	0.12 (100000)	0.02 (100000)	0.19 (72584)	3.55 (100000)

Conclusion et perspectives

- **Algorithme compétitif**
- **Pas de paramètres**
 - ➔ **Gain de temps sans perte d'efficacité**
- **Améliorations possibles :**
 - Choix plus judicieux des règles d'adaptation
 - Stratégies de déplacements plus appropriées
 - ➔ **Meilleure adaptation des choix aux spécificités du problème traité**