

MODÈLES D'ABSTRACTION POUR LA RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES

Soutenance pour l'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches

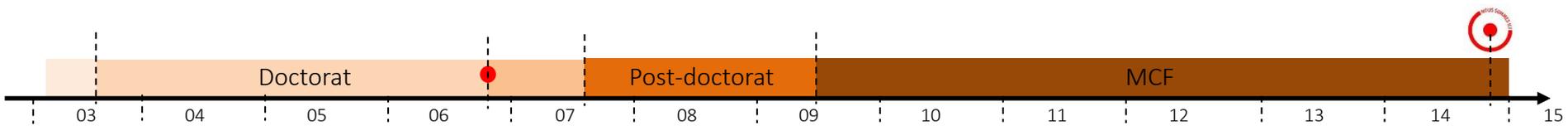
Adrien GOËFFON

Angers, le 17 novembre 2014

Composition du jury

Mme Clarisse DHAENENS	Professeure, École Polytechnique universitaire de Lille	Rapporteure
M. Jin-Kao HAO	Professeur, Université d'Angers	Examinateur
M. Éric MONFROY	Professeur, Université de Nantes	Rapporteur
M. Frédéric SAUBION	Professeur, Université d'Angers	Garant
M. Marc SCHOENAUER	Directeur de recherche, INRIA Saclay	Rapporteur
Mme Christine SOLNON	Professeure, INSA Lyon	Examinatrice

Parcours et positionnement scientifique



Parcours et positionnement scientifique

Recuit simulé

Recherche locale itérée

Algorithmes mémétiques

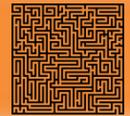
Colonies de fourmis



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

Doctorat

Post-doctorat

MCF



03

04

05

06

07

08

09

10

11

12

13

14

15

Parcours et positionnement scientifique

Recuit simulé

Algorithmes mémétiques
Recherche locale itérée

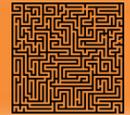
Colonies de fourmis



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

ATGTTAGTAGACCGCCGCAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
GCCCCAAACTCTGG
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



Génomique
comparative



Caractérisation
de données
biologiques

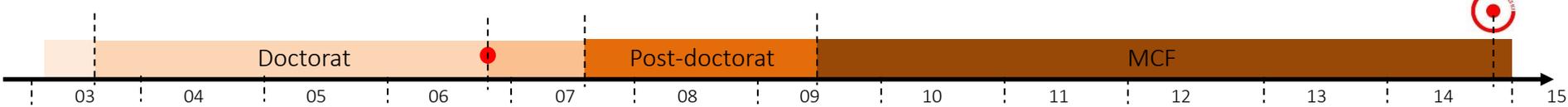


BIO-INFORMATIQUE

Doctorat

Post-doctorat

MCF



Parcours et positionnement scientifique

Recuit simulé

Algorithmes mémétiques
Recherche locale itérée

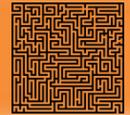
Colonies de fourmis



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

OPTIMISATION COMBINATOIRE

Challenges combinatoires
(Rubik's cube, Eternity II)



Problèmes académiques
(MAXSAT, 0/1KP, Flow-shop, QAP, TSP, Clique partition, ...)

ATGTTAGTAGACCGCCGCAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



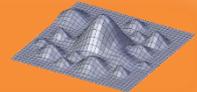
Génomique
comparative



Caractérisation
de données
biologiques



Paysages NK



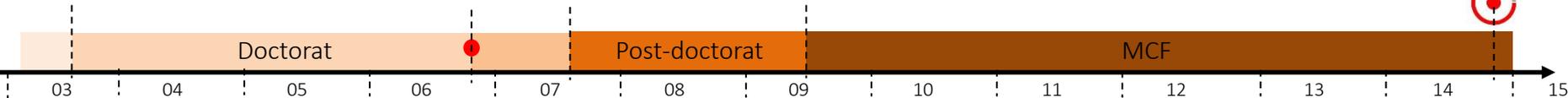
BIO-INFORMATIQUE

ÉVOLUTION

Doctorat

Post-doctorat

MCF



Parcours et positionnement scientifique

MÉTHODES

Recuit simulé

Algorithmes mémétiques
Recherche locale itérée

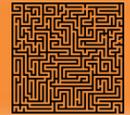
Colonies de fourmis



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

PROBLÈMES

OPTIMISATION COMBINATOIRE

Challenges combinatoires
(Rubik's cube, Eternity II)



Problèmes académiques
(MAXSAT, 0/1KP, Flow-shop, QAP, TSP, Clique partition, ...)

ATGTTAGTAGACCGCCGCAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
GCCCCAAACTCTGG
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



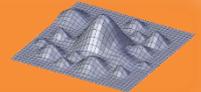
Génomique
comparative



Caractérisation
de données
biologiques



Paysages NK



BIO-INFORMATIQUE

ÉVOLUTION

Doctorat

Post-doctorat

MCF

03

04

05

06

07

08

09

10

11

12

13

14

15



Parcours et positionnement scientifique

MÉTODES

Recuit simulé

Recherche locale itérée

Algorithmes mémétiques

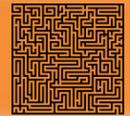
Colonies de fourmis



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

De la spécificité d'un problème vers la conception d'une méthode de résolution *ad hoc*

PROBLÈMES

OPTIMISATION COMBINATOIRE

Challenges combinatoires
(Rubik's cube, Eternity II)



Problèmes académiques
(MAXSAT, 0/1KP, Flow-shop, QAP, TSP, Clique partition, ...)

ATGTTAGTAGACCGCCGACAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
GCCCCAACTCTGG
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



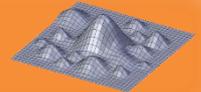
Génomique comparative



Caractérisation
de données
biologiques



Paysages NK



BIO-INFORMATIQUE

ÉVOLUTION

Doctorat

Post-doctorat

MCF

03

04

05

06

07

08

09

10

11

12

13

14

15



Parcours et positionnement scientifique

MÉTHODES

Recuit simulé

Algorithmes mémétiques
Recherche locale itérée

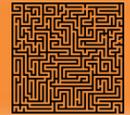
Colonies de fourmis



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

Des méthodes génériques vers la résolution de problèmes spécifiques

PROBLÈMES

OPTIMISATION COMBINATOIRE

Challenges combinatoires
(Rubik's cube, Eternity II)



Problèmes académiques
(MAXSAT, 0/1KP, Flow-shop, QAP, TSP, Clique partition, ...)

ATGTTAGTAGACCGCCGCAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
GCCCAAACTCTGG
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



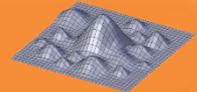
Génomique
comparative



Caractérisation
de données
biologiques



Paysages NK



BIO-INFORMATIQUE

ÉVOLUTION

Doctorat

Post-doctorat

MCF

03

04

05

06

07

08

09

10

11

12

13

14

15



Parcours et positionnement scientifique

MODÈLES

MODÈLES D'ABSTRACTION



Modèles en îles



Paysages de fitness



Bandits

MÉTHODES

Recuit simulé

Colonies de fourmis

Algorithmes mémétiques

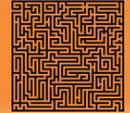
Recherche locale itérée



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

PROBLÈMES

OPTIMISATION COMBINATOIRE

Challenges combinatoires
(Rubik's cube, Eternity II)



Problèmes académiques
(MAXSAT, 0/1KP, Flow-shop, QAP, TSP, Clique partition, ...)

ATGTTAGTAGACCGCCGAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
GCCCCAAACTCTGG
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



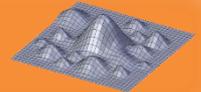
Génomique
comparative



Caractérisation
de données
biologiques



Paysages NK



BIO-INFORMATIQUE

ÉVOLUTION

Doctorat

Post-doctorat

MCF

03

04

05

06

07

08

09

10

11

12

13

14

15

Parcours et positionnement scientifique

MODÈLES

MODÈLES D'ABSTRACTION



Modèles en îles



Paysages de fitness



Bandits

Abstraire les problématiques de résolution et aboutir à des stratégies de résolution simples, génériques et efficaces.

MÉTHODES

Recuit simulé

Colonies de fourmis

Algorithmes mémétiques

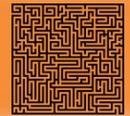
Recherche locale itérée



Algorithmes génétiques

Hill-climbing

Recherche tabou



MÉTAHEURISTIQUES

PROBLÈMES

OPTIMISATION COMBINATOIRE

Challenges combinatoires
(Rubik's cube, Eternity II)



Problèmes académiques
(MAXSAT, 0/1KP, Flow-shop, QAP, TSP, Clique partition, ...)

ATGTTAGTAGACCGCCGAGAGCCGGAGTGAGACAGTCACCGATA
GCCCAAACTCTGG
TAGGGGCTGCAGGTCTTGACGACACTGATTTGAGTCCACATGCGCGC

Phylogénie



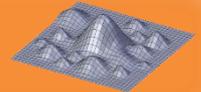
Génomique comparative



Caractérisation de données biologiques



Paysages NK



BIO-INFORMATIQUE

ÉVOLUTION

Doctorat

Post-doctorat

MCF

03

04

05

06

07

08

09

10

11

12

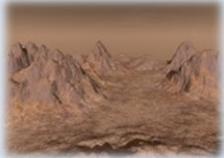
13

14

15



OPTIMISATION COMBINATOIRE ET MÉTAHEURISTIQUES (INTRODUCTION)



ESCALADER LES PAYSAGES DE FITNESS



MODÈLES EN ILES DYNAMIQUES, SÉLECTION ADAPTATIVE DES OPÉRATEURS

(X, f)

Problème d'optimisation discrète :

Déterminer [les] éléments d'un ensemble discret qui optimisent un certain critère.

X : ensemble de *solutions* (*espace de recherche*)

$f: X \rightarrow \mathbb{K}$ *fonction objectif*

} $\operatorname{argmax}_{x \in X} f(x)$

(X, f)

Problème d'optimisation discrète :

Déterminer [les] éléments d'un ensemble discret qui optimisent un certain critère.

X : ensemble de *solutions* (*espace de recherche*)
 $f: X \rightarrow \mathbb{K}$ *fonction objectif* } $\operatorname{argmax}_{x \in X} f(x)$

Problèmes combinatoires : $\#X$ ne s'exprime pas polynomialement en fonction de la taille des données permettant de décrire X . Exemple : $X = \{0,1\}^n$.

Problèmes NP-difficiles : on conjecture qu'ils ne peuvent être résolus par un algorithme polynomial.

Exemple (*Hamming center*) : $f(x) = -\max_i h(x, y_i)$. (n, y_1, \dots, y_m) , avec $y_i \in \{0,1\}^n$, est une instance de problème.

(X, f)

Problème d'optimisation discrète :

Déterminer [les] éléments d'un ensemble discret qui optimisent un certain critère.

X : ensemble de *solutions* (*espace de recherche*)

$f: X \rightarrow \mathbb{K}$ fonction objectif

} $\operatorname{argmax}_{x \in X} f(x)$

Problèmes combinatoires : $\#X$ ne s'exprime pas polynomialement en fonction de la taille des données permettant de décrire X . Exemple : $X = \{0,1\}^n$.

Problèmes NP-difficiles : on conjecture qu'ils ne peuvent être résolus par un algorithme polynomial.

Exemple (*Hamming center*) : $f(x) = -\max_i h(x, y_i)$. (n, y_1, \dots, y_m) , avec $y_i \in \{0,1\}^n$, est une instance de problème.

Approches de résolution d'un problème NP-difficile :

(1) **résolution exacte** (non polynomiale)

(2) **résolution approchée** (ne garantissant pas l'optimalité de la solution)

Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.

Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.

Recherche locale

Basée sur une relation de voisinage entre solutions

Déterminer une solution initiale

Définir une politique de **mouvement**

Hill-climbing, recuit simulé, recherche tabou, recherche locale itérée, ...

Algorithmes évolutionnaires

Basés sur une population d'individus

Déterminer une population initiale

Définir une politique d'**évolution**

Stratégies d'évolution, algorithmes génétiques, algorithmes mémétiques...

Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.

Hill-climbing, recuit simulé, recherche tabou, recherche locale itérée, stratégies d'évolution, algorithmes génétiques, algorithmes mémétiques, ...

Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.



Hill-climbing, recuit simulé, recherche tabou, recherche locale itérée, stratégies d'évolution, algorithmes génétiques, algorithmes mémétiques, algorithmes à estimation de distribution, systèmes immunitaires artificiels, optimisation par essais particuliers, algorithmes de colonies de fourmis, algorithmes de colonies d'abeilles artificielles, algorithme d'accouplement d'abeilles, algorithme de colonies de vers lumineux, algorithme de colonies de termites, algorithme du kangourou, algorithme de la mouche du vinaigre, algorithme d'optimisation par mouches, algorithme de la luciole, recherche coucou, algorithme des gouttes d'eau intelligentes, algorithme de compétition impérialiste, algorithme de compétition impérialiste flou, métaheuristique hybride compétition impérialiste et essais particuliers, algorithme de recherche d'harmonie, algorithme de la chauve-souris, algorithme de chauve-souris hybride avec recherche d'harmonie, algorithme des sauts de grenouille, algorithme photosynthétique, algorithme de l'enzyme, algorithme du rétrovirus, algorithme du singe, algorithme de la fleur, ...



Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.



Hill-climbing, recuit simulé, recherche tabou, recherche locale itérée, stratégies d'évolution, algorithmes génétiques, essais particuliers, algorithmes de recherche d'harmonie, algorithmes de la chaise-souffis, algorithmes de chaise-souffis hybride avec recherche d'harmonie, algorithmes des sauts de grenouille, algorithmes photosynthétiques, algorithmes de l'enzyme, algorithmes du rétrovirus, algorithmes du singe, algorithmes de la fleur, ...

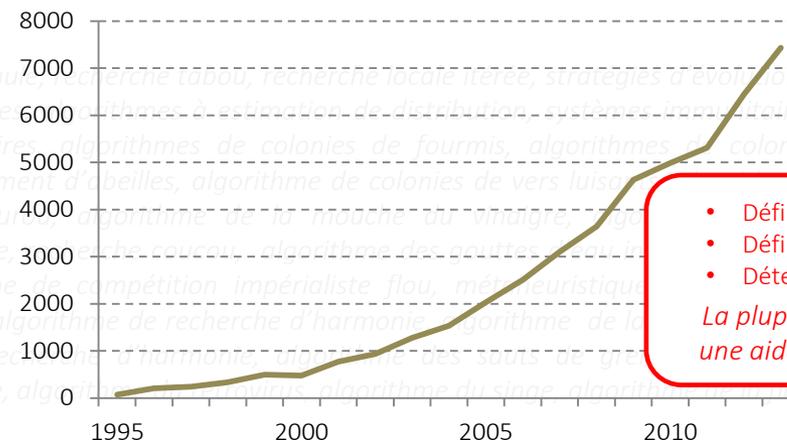
Que reste-il de l'élégance du concept de métaheuristique ?

- Carte restreinte de solutions algorithmiques pour la résolution de problèmes d'optimisation.
- Métaphore comme aide à la définition et la conception de méthodes de résolution génériques.



Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.

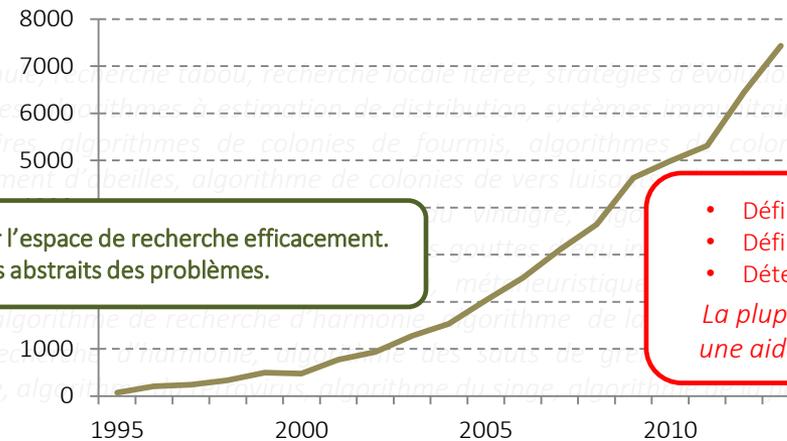


- Définition de nouvelles méthodes.
 - Définition de nouveaux problèmes.
 - Détermination de nouvelles solutions.
- La plupart de ces travaux apportent-ils une aide à la résolution de problèmes ?*

Nombre d'articles publiés par an mentionnant le terme *metaheuristic*

Résolution approchée de problèmes d'optimisation par métaheuristiques.

- Schéma de résolution global pouvant être appliqué sans variation majeure à différents types de problèmes.
- Niveau d'abstraction élevé.
- Séparation entre problème et méthode de résolution.



- Explorer l'espace de recherche efficacement.
- Modèles abstraits des problèmes.

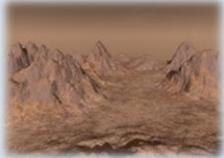
- Définition de nouvelles méthodes.
- Définition de nouveaux problèmes.
- Détermination de nouvelles solutions.

La plupart de ces travaux apportent-ils une aide à la résolution de problèmes ?

Nombre d'articles publiés par an mentionnant le terme *metaheuristic*



OPTIMISATION COMBINATOIRE ET MÉTAHEURISTIQUES (INTRODUCTION)



ESCALADER LES PAYSAGES DE FITNESS

Améliorer notre compréhension des mécanismes de recherche locale.



MODÈLES EN ILES DYNAMIQUES, SÉLECTION ADAPTATIVE DES OPÉRATEURS

Abstraire les problématiques pour définir de nouvelles orientations de recherche.



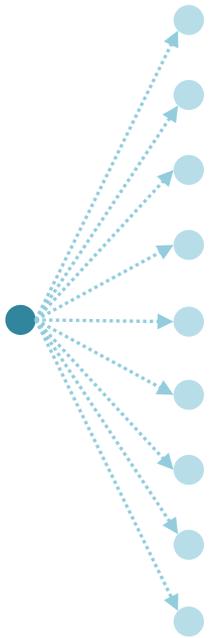
Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale



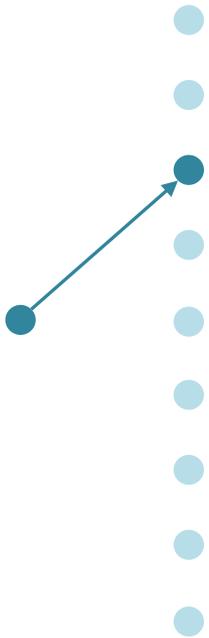
Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
 - Sélectionner une solution voisine



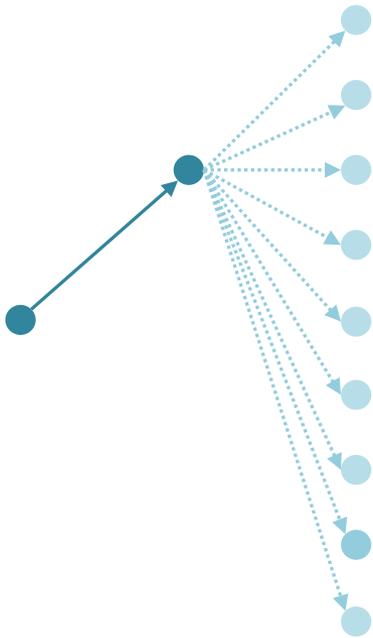
Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
 - Sélectionner une solution voisine



Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
 - Sélectionner une solution voisine



Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
 - Sélectionner une solution voisine
- Retourner la meilleure solution rencontrée



Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
 - Sélectionner une solution voisine
- Retourner la meilleure solution rencontrée



Algorithme de recherche locale

- Sélectionner une solution initiale
- Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
 - **Sélectionner** une solution voisine
- Retourner la meilleure solution rencontrée

Politique de mouvement

Espace de recherche

Relation de voisinage

Fonction d'évaluation



Recherche locale : équilibrer intensification et diversification ?

Intensification

- Sélectionner des voisins *meilleurs*.
 - **Le** meilleur ? (meilleur améliorant)
 - **Un** meilleur ? (premier améliorant)
- À la base des métaheuristiques traditionnelles.
- *Hill-climbing* : stratégie purement intensificatrice.
- La stratégie d'intensification utilisée a-t-elle une influence sur la qualité des solutions atteintes ?



Recherche locale : équilibrer intensification et diversification ?

Intensification

- Sélectionner des voisins *meilleurs*.
 - **Le** meilleur ? (meilleur améliorant)
 - **Un** meilleur ? (premier améliorant)
- À la base des métaheuristiques traditionnelles.
- *Hill-climbing* : stratégie purement intensificatrice.
- La stratégie d'intensification utilisée a-t-elle une influence sur la qualité des solutions atteintes ?



Diversification

- Permettre la sélection de *moins bons* voisins.
 - Éviter des optimums locaux ?
 - Sortir des optimums locaux.
- Recuit simulé (1983), recherche tabou (1986), recherche locale itérée (2003)...
- Une nouvelle métaheuristique se caractérise généralement par un nouveau mécanisme de diversification.
- Quels mécanismes de diversification sont efficaces ? Pourquoi ?



Recherche locale : équilibrer intensification et diversification ?

Intensification

- Sélectionner des voisins *meilleurs*.
 - **Le** meilleur ? (meilleur améliorant)
 - **Un** meilleur ? (premier améliorant)
- À la base des métaheuristiques traditionnelles.
- *Hill-climbing* : stratégie purement intensificatrice.
- La stratégie d'intensification utilisée a-t-elle une influence sur la qualité des solutions atteintes ?



Diversification

- Permettre la sélection de *moins bons* voisins.
 - Éviter des optimums locaux ?
 - Sortir des optimums locaux.
- Recuit simulé (1983), recherche tabou (1986), recherche locale itérée (2003)...
- Une nouvelle métaheuristique se caractérise généralement par un nouveau mécanisme de diversification.
- Quels mécanismes de diversification sont efficaces ? Pourquoi ?



Malgré le nombre très important de travaux sur ce sujet, ces questions restent sans réponses claires.

Recherche locale : équilibrer intensification et diversification ?

Intensification

- Sélectionner des voisins *meilleurs*.
 - **Le** meilleur ? (meilleur améliorant)
 - **Un** meilleur ? (premier améliorant)
- À la base des métaheuristiques traditionnelles.
- *Hill-climbing* : stratégie purement intensificatrice.
- La stratégie d'intensification utilisée a-t-elle une influence sur la qualité des solutions atteintes ?



Très peu d'études sur les stratégies purement intensificatrices.
Peu d'attention sur la partie intensificatrice lors de la conception de recherches locales.

Diversification

- Permettre la sélection de *moins bons* voisins.
 - Éviter des optimums locaux ?
 - Sortir des optimums locaux.
- Recuit simulé (1983), recherche tabou (1986), recherche locale itérée (2003)...
- Une nouvelle métaheuristique se caractérise généralement par un nouveau mécanisme de diversification.
- Quels mécanismes de diversification sont efficaces ? Pourquoi ?



Malgré le nombre très important de travaux sur ce sujet, ces questions restent sans réponses claires.

Recherche locale : équilibrer intensification et diversification ?

Intensification

- Sélectionner des voisins *meilleurs*.
 - **Le** meilleur ? (meilleur améliorant)
 - **Un** meilleur ? (premier améliorant)
- À la base des métaheuristiques traditionnelles.
- *Hill-climbing* : stratégie purement intensificatrice.
- La stratégie d'intensification utilisée a-t-elle une influence sur la qualité des solutions atteintes ?



Très peu d'études sur les stratégies purement intensificatrices.
Peu d'attention sur la partie intensificatrice lors de la conception de recherches locales.

Diversification

- Permettre la sélection de *moins bons* voisins.
 - Éviter des optimums locaux ?
 - Sortir des optimums locaux.
- Recuit simulé (1983), recherche tabou (1986), recherche locale itérée (2003)...
- Une nouvelle métaheuristique se caractérise généralement par un nouveau mécanisme de diversification.
- Quels mécanismes de diversification sont efficaces ? Pourquoi ?



Malgré le nombre très important de travaux sur ce sujet, ces questions restent sans réponses claires.

Utiliser l'abstraction des paysages de fitness pour l'étude des stratégies d'intensification.

Paysage de fitness

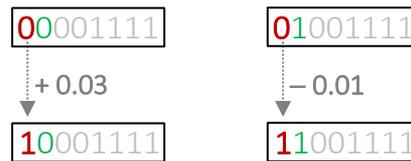
- Concept issu de la biologie théorique [Wright, 1932].
 - Représentation des liens entre génotype et potentiel reproductif des individus (*fitness*).
 - `00001111` → 0.78

Paysage de fitness

- Concept issu de la biologie théorique [Wright, 1932].
 - Représentation des liens entre génotype et potentiel reproductif des individus (*fitness*).
 - `00001111` → 0.78
- *Paysage* des génotypes, dont les hauteurs sont déterminées par les fitness.
- Une succession de mutations bénéfiques évoque le déplacement d'un individu grim pant sur le paysage.

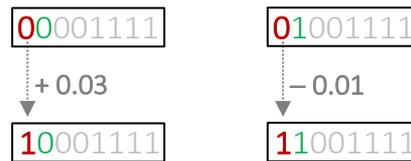
Paysage de fitness

- Concept issu de la biologie théorique [Wright, 1932].
 - Représentation des liens entre génotype et potentiel reproductif des individus (*fitness*).
 - 00001111 → 0.78
- *Paysage* des génotypes, dont les hauteurs sont déterminées par les fitness.
- Une succession de mutations bénéfiques évoque le déplacement d'un individu grim pant sur le paysage.
- La rugosité du paysage découle de l'*épistasie* :



Paysage de fitness

- Concept issu de la biologie théorique [Wright, 1932].
 - Représentation des liens entre génotype et potentiel reproductif des individus (*fitness*).
 - `00001111` → 0.78
- *Paysage* des génotypes, dont les hauteurs sont déterminées par les fitness.
- Une succession de mutations bénéfiques évoque le déplacement d'un individu grim pant sur le paysage.
- La rugosité du paysage découle de l'*épistasie* :

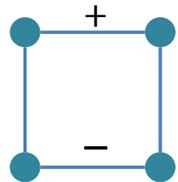


Paysages de fitness et recherche locale

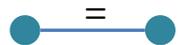
- Correspondance avec le concept de *paysage de recherche* (espace de recherche, relation de voisinage, fonction d'évaluation).
- Solution → Point.
- Évaluation → Fitness.
- Stratégie d'intensification → Stratégie d'escalade (*climber*).

Caractérisation des paysages de fitness

- **Dimension** [Indicateur : cardinalité de l'espace de recherche]
- **Rugosité** [Indicateur : taux d'épistasies de signe]

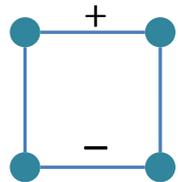


- **Neutralité** [Indicateur : proportion de transitions neutres]

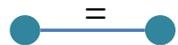


Caractérisation des paysages de fitness

- **Dimension** [Indicateur : cardinalité de l'espace de recherche]
- **Rugosité** [Indicateur : taux d'épistasies de signe]



- **Neutralité** [Indicateur : proportion de transitions neutres]



Génération de paysages de fitness

- Modèle des paysages **NK** (dimension, rugosité et neutralité paramétrables)
- Au moyen d'instances de problèmes d'optimisation combinatoires classiques et d'une fonction de voisinage.
 - **MAXSAT** (instances 3-SAT aléatoires et transformations SAT de divers problèmes combinatoires) + 1-flip
 - **Flow-shop** + insertion
 - **QAP** + échange

Représentation des espaces et paysages de recherche

Idée reçue : une recherche locale ne peut se déplacer suffisamment loin dans un espace de recherche.



- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
 - Pas vers un atome *voisin* \sim quelques microns
 - 1 000 pas de recherche locale \sim quelques millimètres
 - Traverser l'univers (1 000 000 pas/sec.) \sim 3 000 000 ans
- Croisements / restarts nécessaires

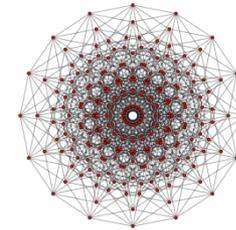
Représentation des espaces et paysages de recherche

Idée reçue : une recherche locale ne peut se déplacer suffisamment loin dans un espace de recherche.



- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
 - Pas vers un atome *voisin* \sim quelques microns
 - 1 000 pas de recherche locale \sim quelques millimètres
 - Traverser l'univers (1 000 000 pas/sec.) \sim 3 000 000 ans
- Croisements / restarts nécessaires

- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
- Diamètre : 266
- 106 à 160 pas permettent d'atteindre 99.999% des solutions.
- Traverser l'espace de recherche (1 000 000 pas/sec.) \sim 0.266 ms



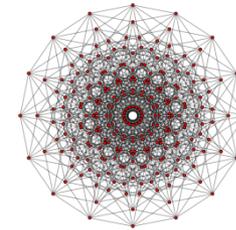
Représentation des espaces et paysages de recherche

Idée reçue : une recherche locale ne peut se déplacer suffisamment loin dans un espace de recherche.

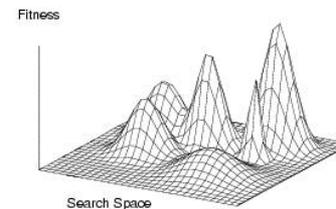
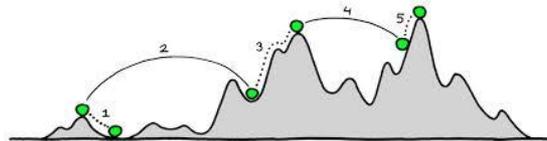


- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
 - Pas vers un atome *voisin* \sim quelques microns
 - 1 000 pas de recherche locale \sim quelques millimètres
 - Traverser l'univers (1 000 000 pas/sec.) \sim 3 000 000 ans
- Croisements / restarts nécessaires

- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
- Diamètre : 266
- 106 à 160 pas permettent d'atteindre 99.999% des solutions.
- Traverser l'espace de recherche (1 000 000 pas/sec.) \sim 0.266 ms



Idée reçue : un climber ne peut atteindre qu'un très faible nombre de solutions.



→ Diversification requise

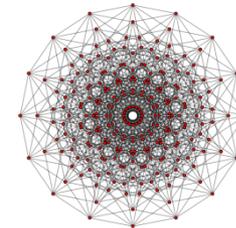
Représentation des espaces et paysages de recherche

Idée reçue : une recherche locale ne peut se déplacer suffisamment loin dans un espace de recherche.

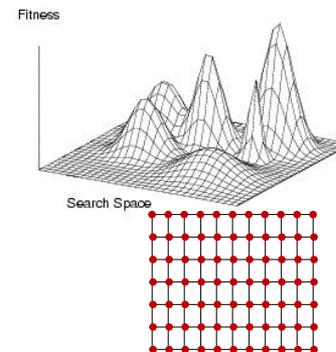
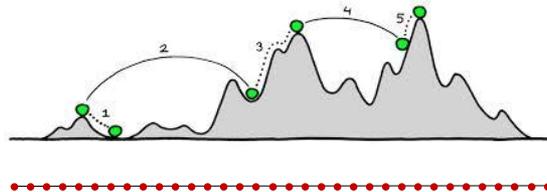


- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
 - Pas vers un atome *voisin* \sim quelques microns
 - 1 000 pas de recherche locale \sim quelques millimètres
 - Traverser l'univers (1 000 000 pas/sec.) \sim 3 000 000 ans
- Croisements / restarts nécessaires

- $\#\{0,1\}^{266} \sim$ nombre d'atomes dans l'univers.
- Diamètre : 266
- 106 à 160 pas permettent d'atteindre 99.999% des solutions.
- Traverser l'espace de recherche (1 000 000 pas/sec.) \sim 0.266 ms



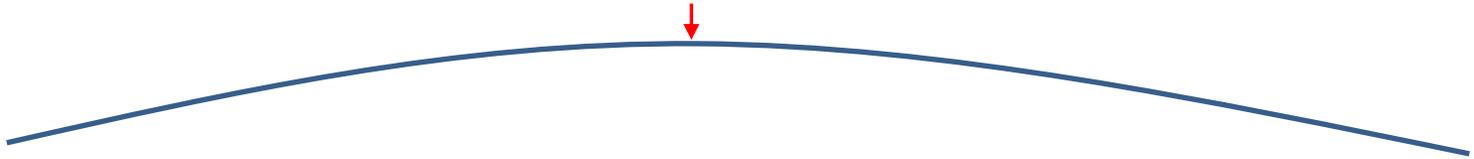
Idée reçue : un climber ne peut atteindre qu'un très faible nombre de solutions.



→ Diversification requise

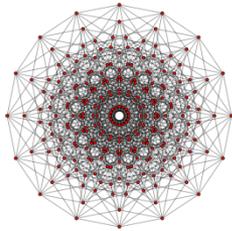
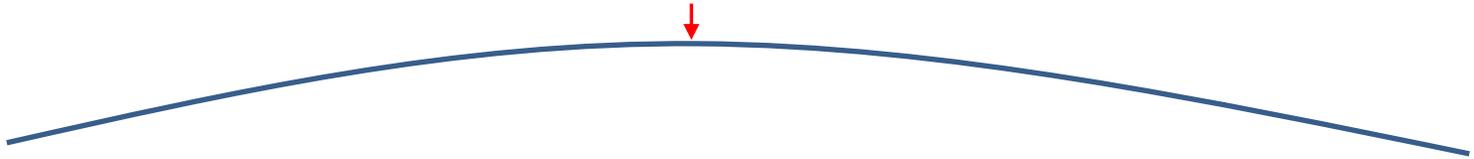
Représentation des espaces et paysages de recherche

ONEMAX
N=8
1 opt. local



Représentation des espaces et paysages de recherche

ONEMAX
N=8
1 opt. local

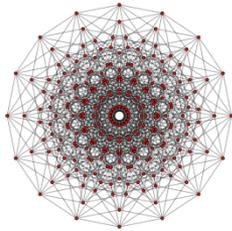


Extraire un chemin hamiltonien



Représentation des espaces et paysages de recherche

ONEMAX
N=8
1 opt. local

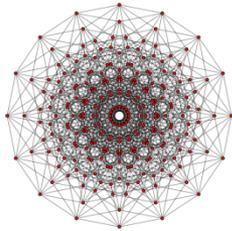
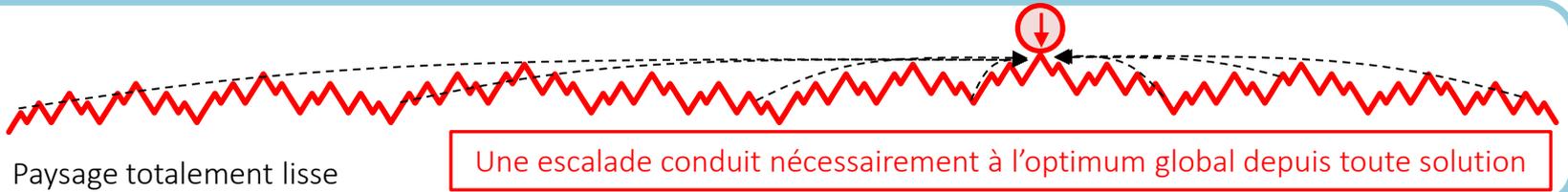


Extraire un chemin hamiltonien



Représentation des espaces et paysages de recherche

ONEMAX
N=8
1 opt. local

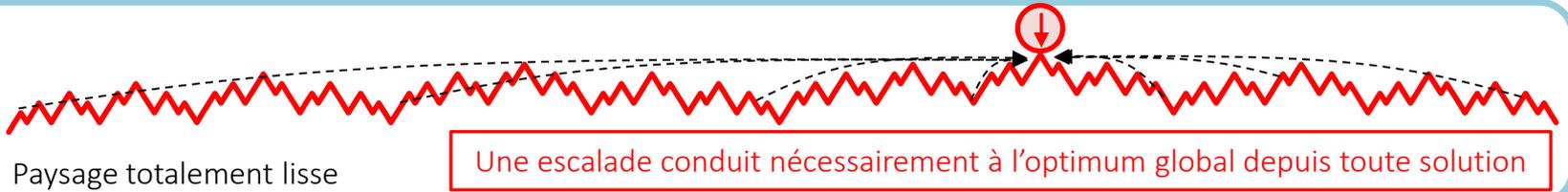


Extraire un chemin hamiltonien

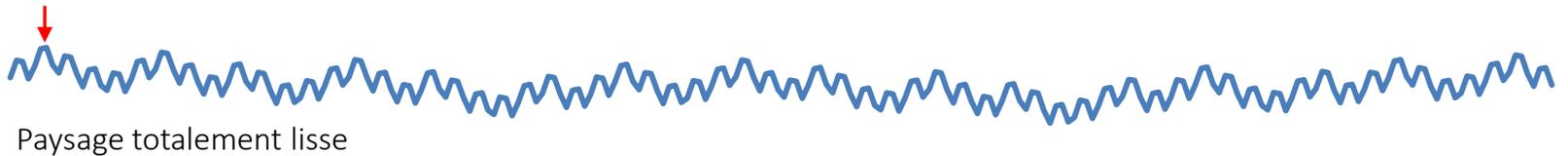


Représentation des espaces et paysages de recherche

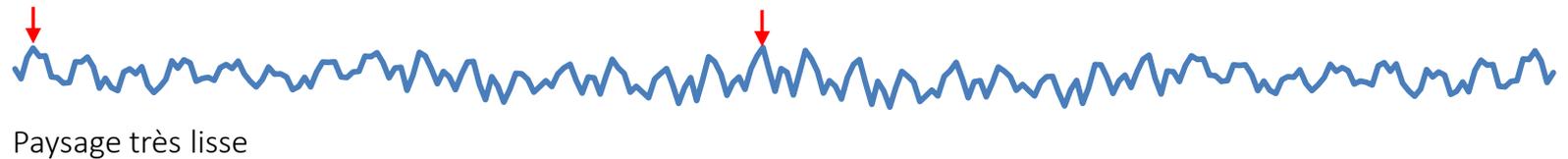
ONEMAX
N=8
1 opt. local



NK
N=8, K=0
1 opt. local



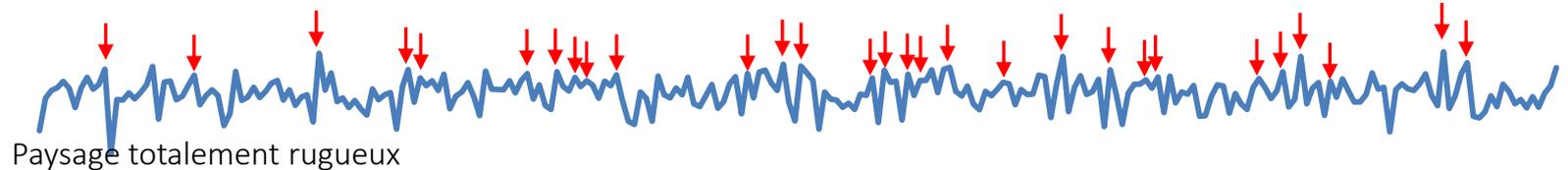
NK
N=8, K=1
2 opt. locaux



NK
N=8, K=4
10 opt. locaux

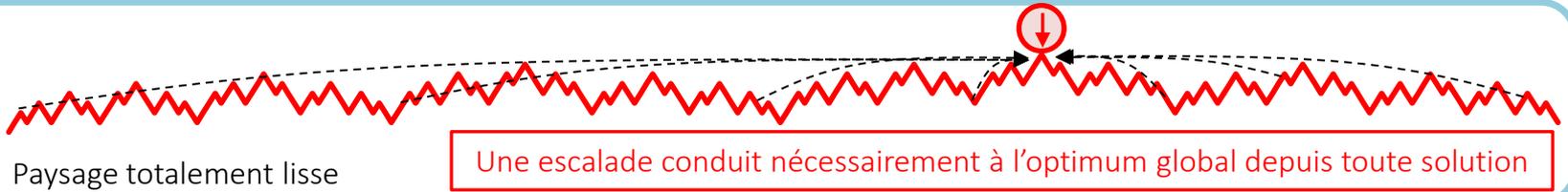


NK
N=8, K=7
29 opt. locaux

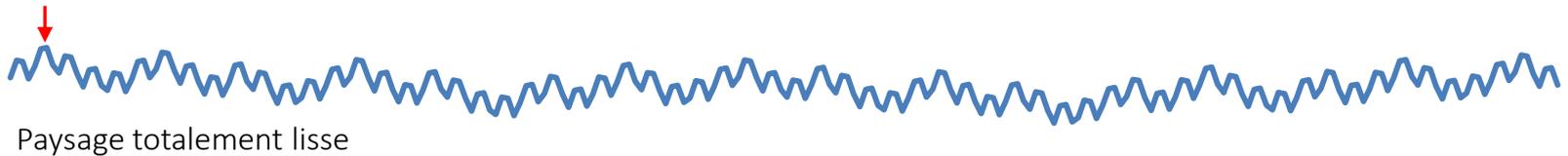


Représentation des espaces et paysages de recherche

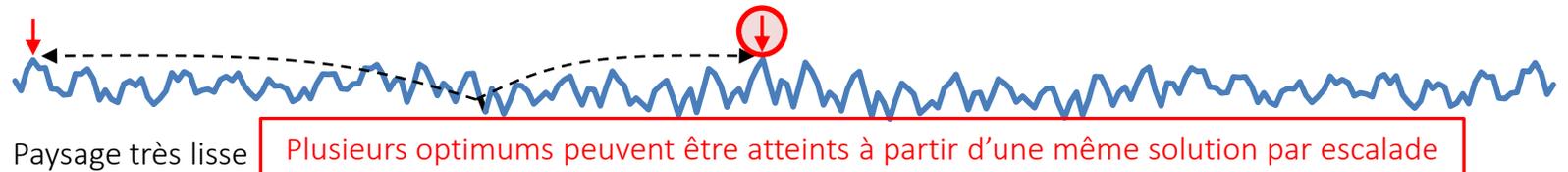
ONEMAX
N=8
1 opt. local



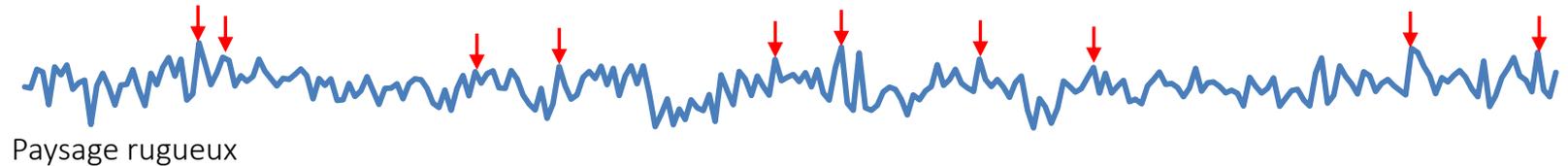
NK
N=8, K=0
1 opt. local



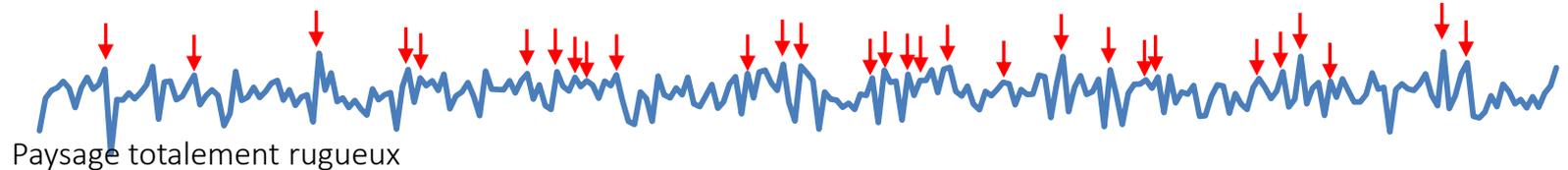
NK
N=8, K=1
2 opt. locaux



NK
N=8, K=4
10 opt. locaux

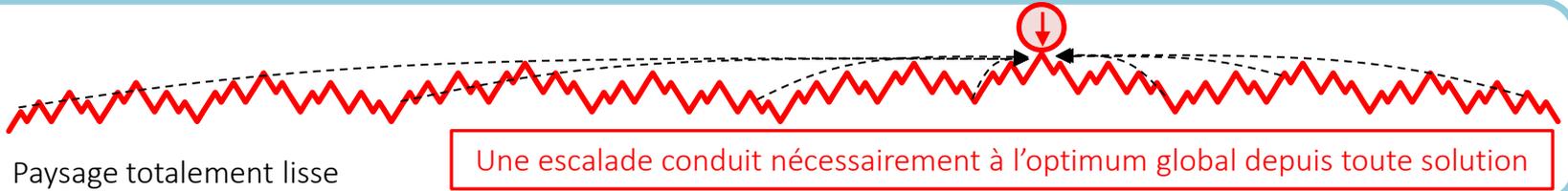


NK
N=8, K=7
29 opt. locaux

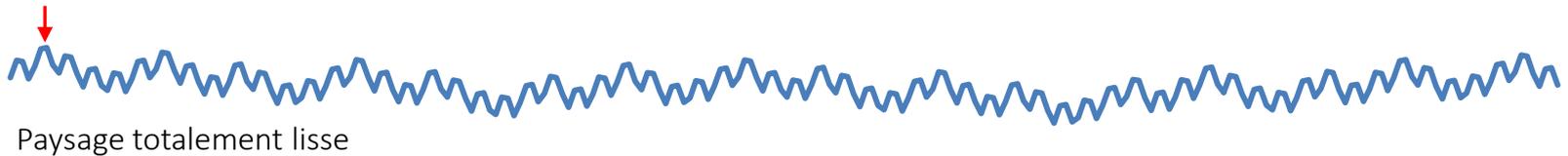


Représentation des espaces et paysages de recherche

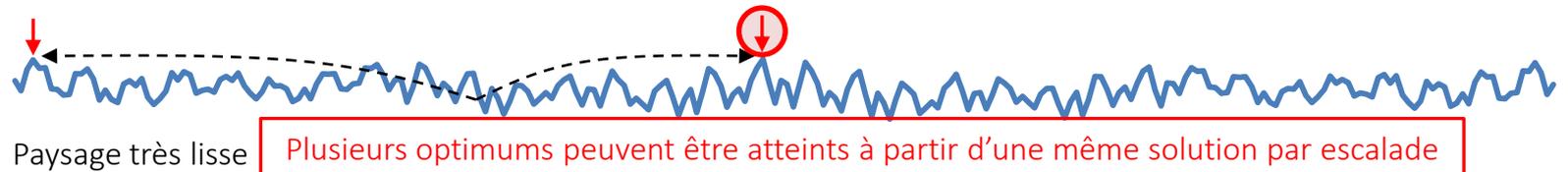
ONEMAX
N=8
1 opt. local



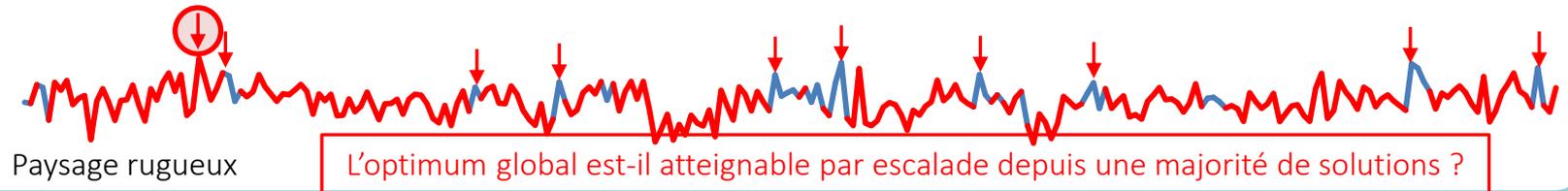
NK
N=8, K=0
1 opt. local



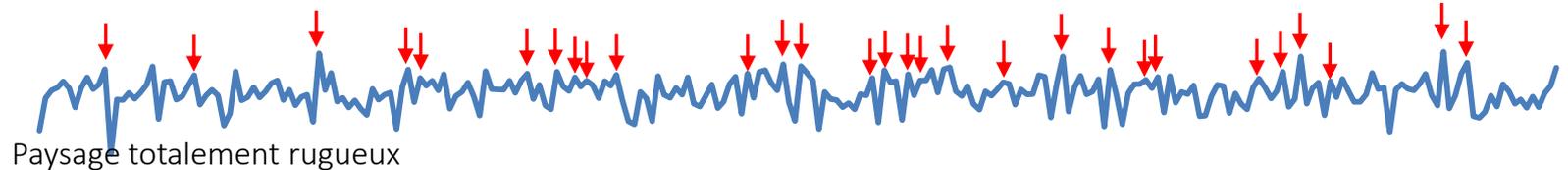
NK
N=8, K=1
2 opt. locaux

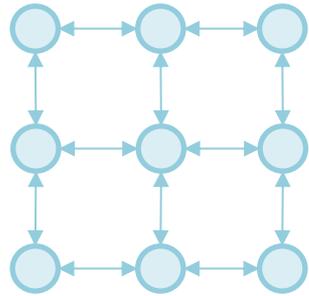


NK
N=8, K=4
10 opt. locaux

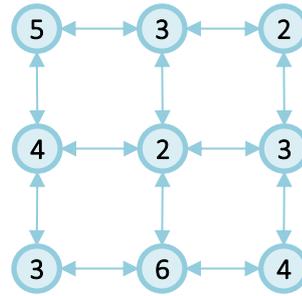


NK
N=8, K=7
29 opt. locaux

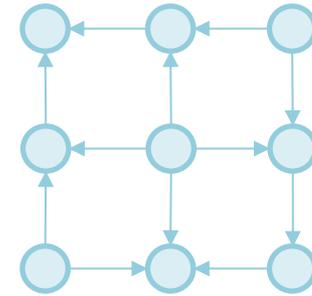




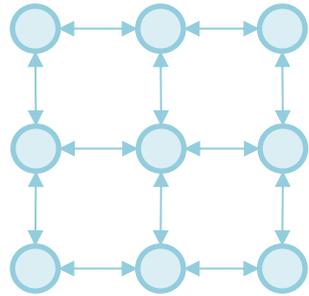
Graphe de transition



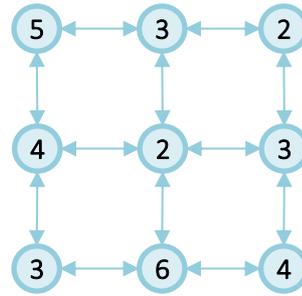
Paysage de fitness



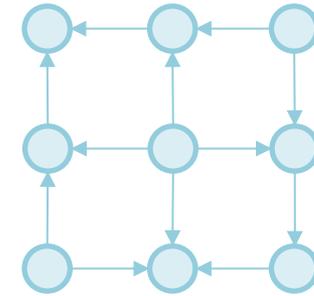
Graphe de transition contraint (>)



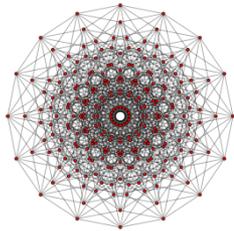
Graphe de transition



Paysage de fitness

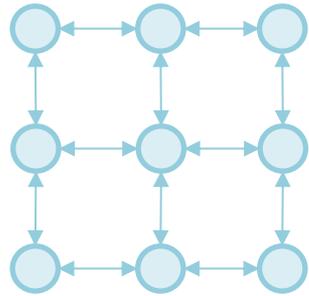


Graphe de transition contraint (>)

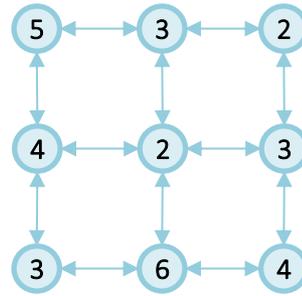


N -cube :
 $N \times 2^N$ transitions

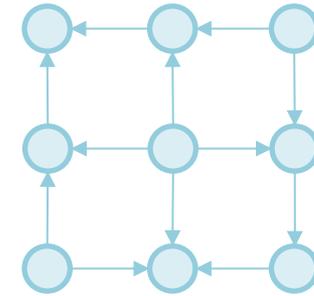
Graphe fortement connexe :
tout point est accessible depuis tout
autre par une marche aléatoire.



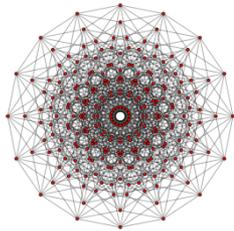
Graphe de transition



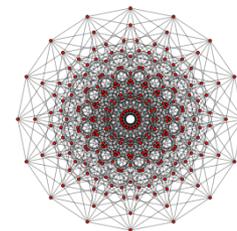
Paysage de fitness



Graphe de transition contraint (>)



N -cube :
 $N \times 2^N$ transitions

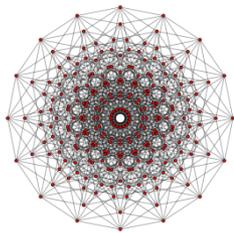
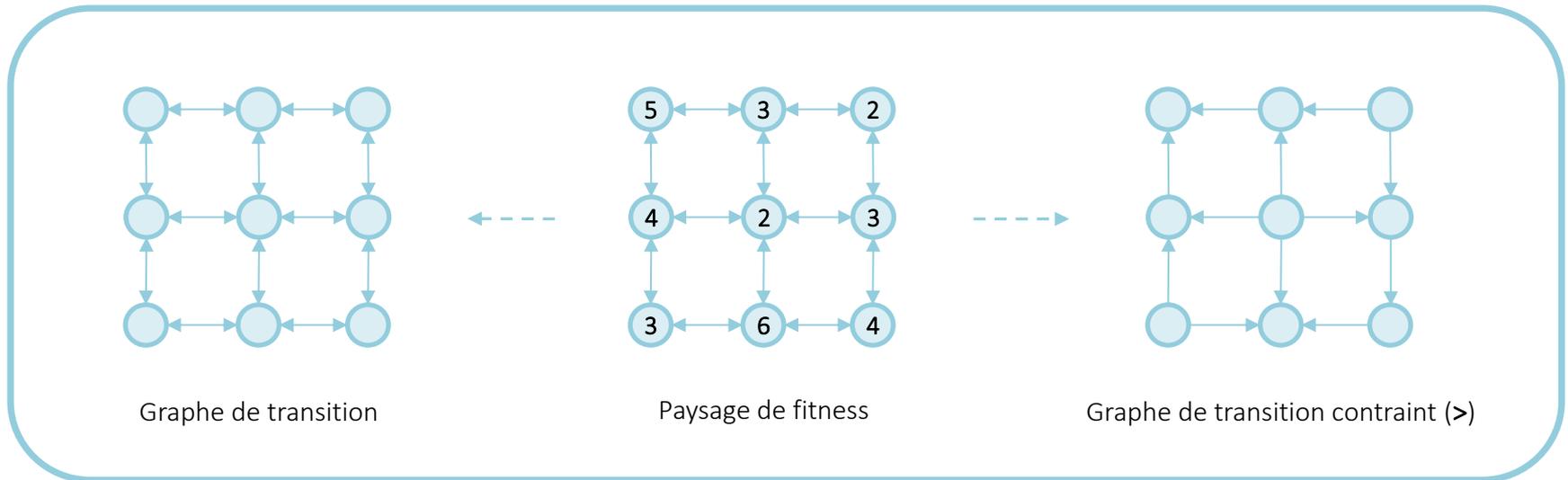


N -cube orienté :
 $N \times 2^{N-1}$ transitions

Graphe fortement connexe :
tout point est accessible depuis tout
autre par une marche aléatoire.

Un climber de type premier améliorant
est une marche aléatoire dans ce
graphe de transition contraint.

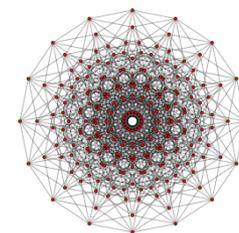
Atteignabilité des optimums globaux



N -cube :
 $N \times 2^N$ transitions

Quel est l'effet de cette restriction sur la possibilité d'atteindre un point particulier depuis un point quelconque ?

L'optimum global est-il atteignable par escalade depuis une majorité de solutions ?



N -cube orienté :
 $N \times 2^{N-1}$ transitions

Graphe fortement connexe :
tout point est accessible depuis tout autre par une marche aléatoire.

Un climber de type premier améliorant est une marche aléatoire dans ce graphe de transition contraint.

Couverture et taux de couverture

- Couverture d'un point : ensemble de l'espace à partir duquel un point particulier peut être atteint (relativement à une stratégie de mouvement).
- Taux de couverture d'un point : proportion de points de l'espace à partir desquel ce point est atteignable.
- Taux de couverture de l'optimum global : possibilité d'atteindre l'optimum global depuis un point quelconque de l'espace de recherche (stratégie considérée : climber de type premier améliorant).

Couverture et taux de couverture

- Couverture d'un point : ensemble de l'espace à partir duquel un point particulier peut être atteint (relativement à une stratégie de mouvement).
- Taux de couverture d'un point : proportion de points de l'espace à partir desquels ce point est atteignable.
- Taux de couverture de l'optimum global : possibilité d'atteindre l'optimum global depuis un point quelconque de l'espace de recherche (stratégie considérée : climber de type premier améliorant).

Principaux résultats expérimentaux

- Calculs exacts et approchés de taux de couverture d'optimums locaux et globaux de paysages NK variés.
- Taux de couverture des optimums globaux toujours supérieurs à 50% et régulièrement autour de 90%, en particulier pour les paysages rugueux.

Couverture et taux de couverture

- Couverture d'un point : ensemble de l'espace à partir duquel un point particulier peut être atteint (relativement à une stratégie de mouvement).
- Taux de couverture d'un point : proportion de points de l'espace à partir desquel ce point est atteignable.
- Taux de couverture de l'optimum global : possibilité d'atteindre l'optimum global depuis un point quelconque de l'espace de recherche (stratégie considérée : climber de type premier améliorant).

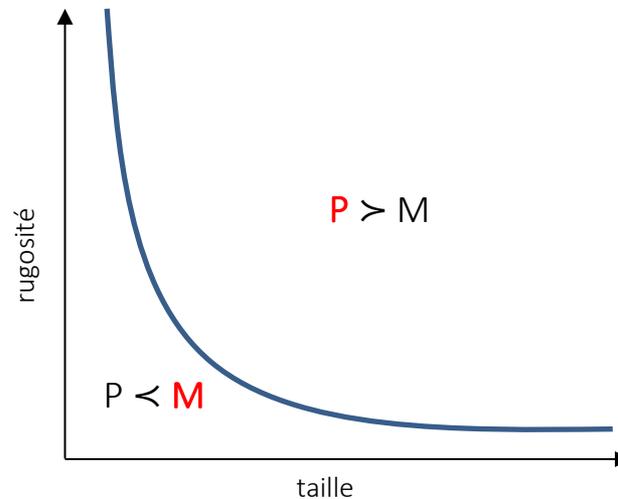
Principaux résultats expérimentaux

- Calculs exacts et approchés de taux de couverture d'optimums locaux et globaux de paysages NK variés.
- Taux de couverture des optimums globaux toujours supérieurs à 50% et régulièrement autour de 90%, en particulier pour les paysages rugueux.

- Le caractère purement intensificateur d'un hill-climbing ne constitue pas un frein à sa possibilité d'atteindre l'optimum global depuis une solution aléatoire.
- Le choix de la solution initiale et les mécanismes perturbatifs n'auraient pas d'influence déterminante sur la capacité exploratoire d'une recherche locale.
- Est-il possible de restreindre une recherche purement intensificatrice pour atteindre avec une plus grande probabilité les meilleures solutions ?

Choix de la règle pivot pour l'escalade de paysages de fitness

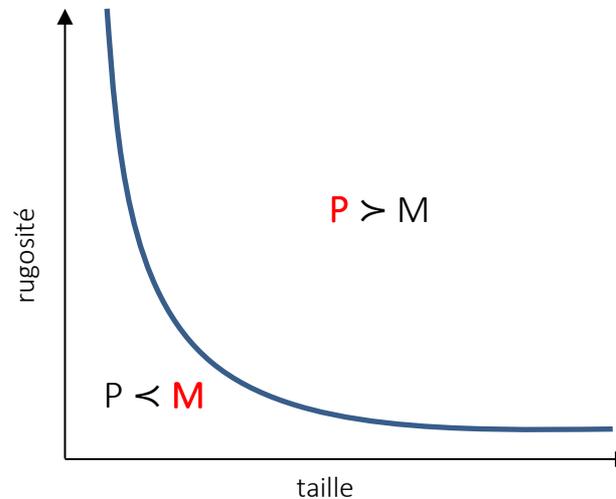
Comparaison **P**remier améliorant (ou améliorant aléatoire) / **M**eilleur améliorant



- La stratégie du premier améliorant permet de déterminer de meilleurs optimums locaux que la stratégie du meilleur améliorant sur la plupart des paysages combinatoires, en particulier sur les plus larges ou plus rugueux.
- Sur les paysages considérés comme difficiles, sélectionner systématiquement le plus haut voisin conduit le plus souvent à être piégé dans des optimums locaux de moins bonne qualité.

Choix de la règle pivot pour l'escalade de paysages de fitness

Comparaison **P**remier améliorant (ou améliorant aléatoire) / **M**eilleur améliorant



- La stratégie du premier améliorant permet de déterminer de meilleurs optimums locaux que la stratégie du meilleur améliorant sur la plupart des paysages combinatoires, en particulier sur les plus larges ou plus rugueux.
- Sur les paysages considérés comme difficiles, sélectionner systématiquement le plus haut voisin conduit le plus souvent à être piégé dans des optimums locaux de moins bonne qualité.
- *Est-ce que sélectionner systématiquement le moins haut voisin améliorant conduit vers de meilleurs optimums locaux ?*

Choix de la règle pivot pour l'escalade de paysages de fitness

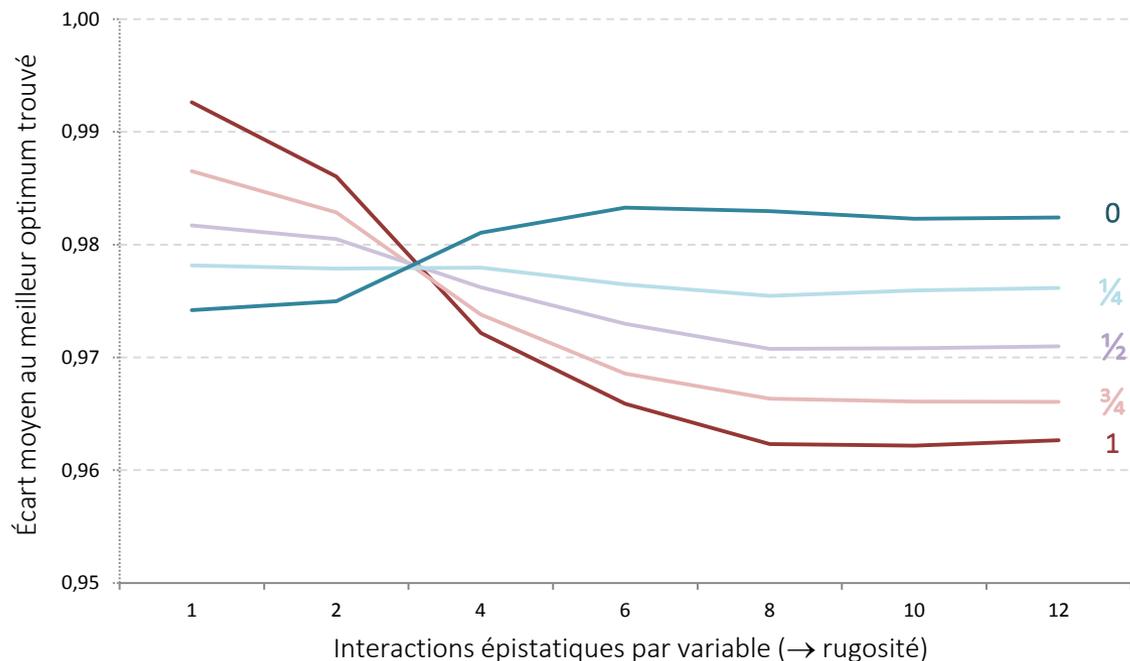
Comparaison de règles pivot basées sur le rang

- Meilleur améliorant [1]
- Moins bon améliorant [0]
- Améliorant du quartile supérieur [$\frac{3}{4}$]
- Améliorant médian [$\frac{1}{2}$]
- Améliorant du quartile inférieur [$\frac{1}{4}$]

Choix de la règle pivot pour l'escalade de paysages de fitness

Comparaison de règles pivot basées sur le rang

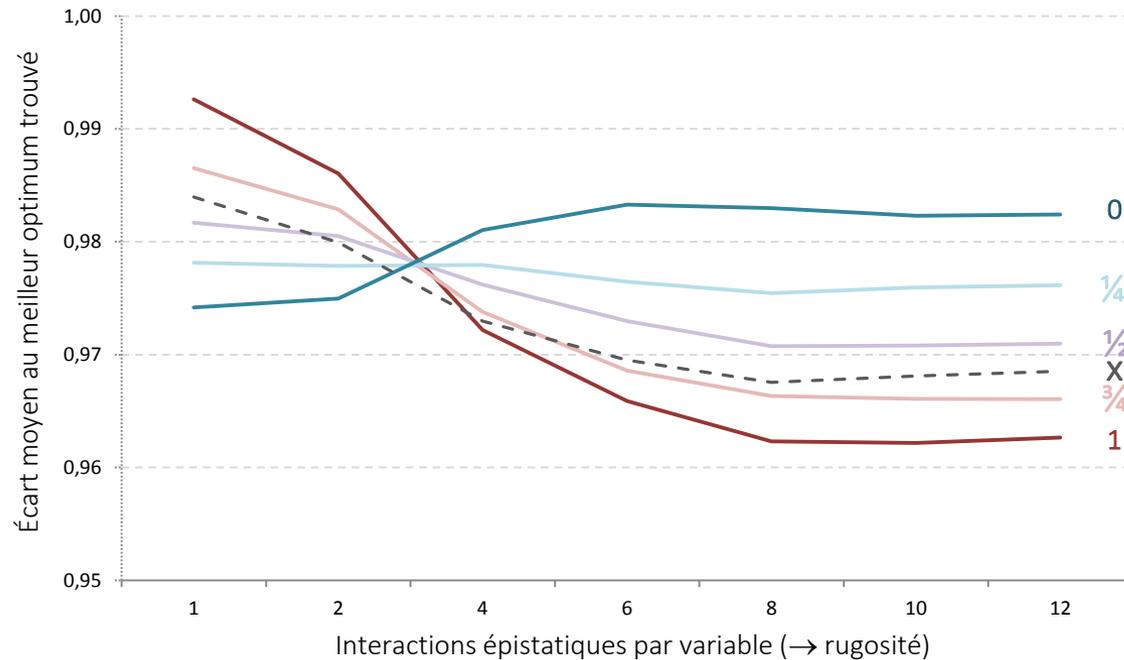
- Meilleur améliorant [1]
- Moins bon améliorant [0]
- Améliorant du quartile supérieur [$\frac{3}{4}$]
- Améliorant médian [$\frac{1}{2}$]
- Améliorant du quartile inférieur [$\frac{1}{4}$]



Choix de la règle pivot pour l'escalade de paysages de fitness

Comparaison de règles pivot basées sur le rang

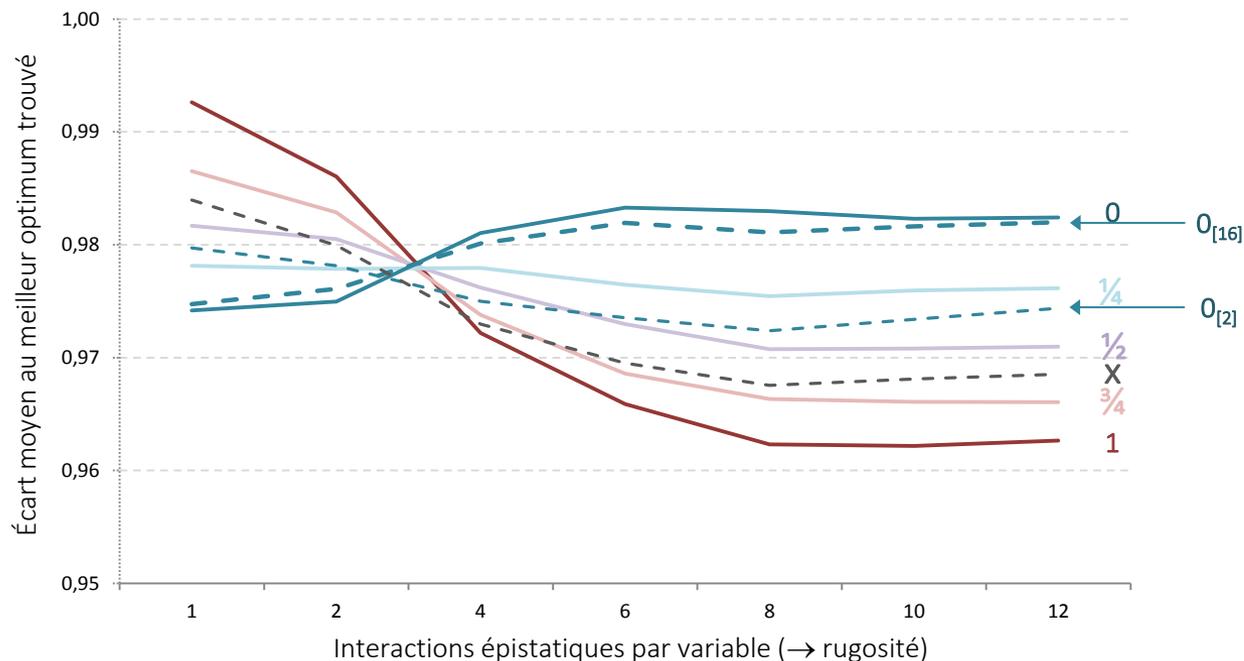
- Meilleur améliorant [1]
- Moins bon améliorant [0]
- *Améliorant aléatoire* [x]
- Améliorant du quartile supérieur [$\frac{3}{4}$]
- Améliorant médian [$\frac{1}{2}$]
- Améliorant du quartile inférieur [$\frac{1}{4}$]



Choix de la règle pivot pour l'escalade de paysages de fitness

Comparaison de règles pivot basées sur le rang

- Meilleur améliorant [1]
- Moins bon améliorant [0]
- *Améliorant aléatoire* [x]
- Améliorant du quartile supérieur [$\frac{3}{4}$]
- Améliorant médian [$\frac{1}{2}$]
- Améliorant du quartile inférieur [$\frac{1}{4}$]



Approcher le
moins bon améliorant

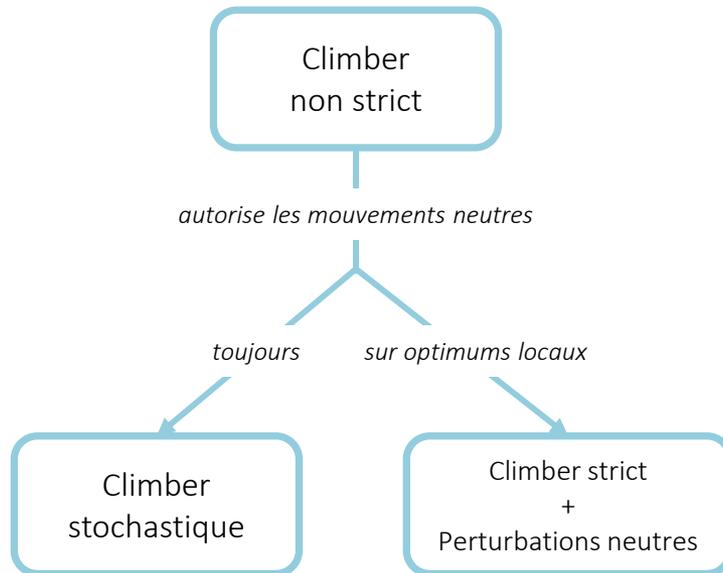
Gestion de la neutralité

- De nombreux paysages comportent un taux de neutralité non négligeable / important.
- Est-ce un frein à l'escalade de paysage ?
- Quelle stratégie d'escalade privilégier ?



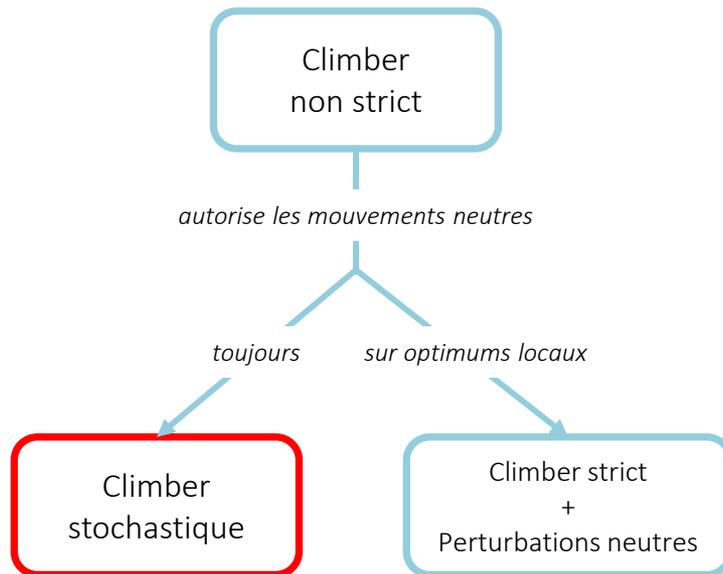
Gestion de la neutralité

- De nombreux paysages comportent un taux de neutralité non négligeable / important.
- Est-ce un frein à l'escalade de paysage ?
- Quelle stratégie d'escalade privilégier ?



Gestion de la neutralité

- De nombreux paysages comportent un taux de neutralité non négligeable / important.
- Est-ce un frein à l'escalade de paysage ?
- Quelle stratégie d'escalade privilégier ?

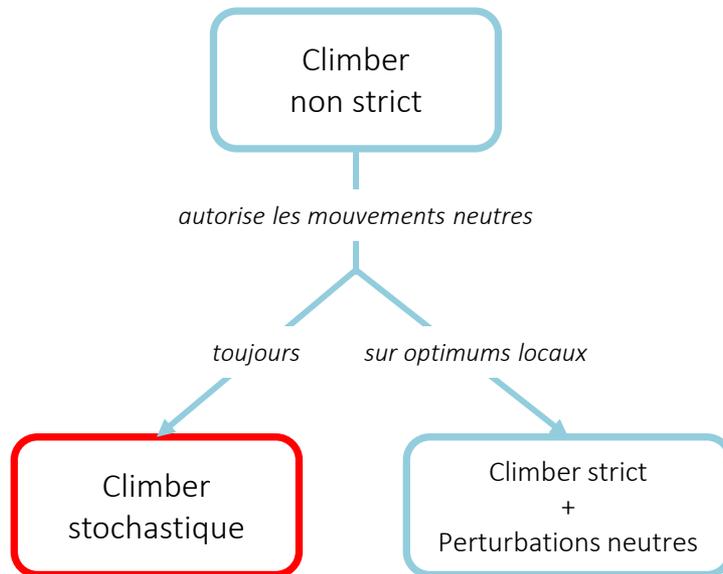


Le climber stochastique est la variante la plus efficace (nettement) en termes de **qualité** et de **rapidité** sur la quasi-totalité des paysages utilisés.

Influence des politiques de mouvements neutres

Gestion de la neutralité

- De nombreux paysages comportent un taux de neutralité non négligeable / important.
- Est-ce un frein à l'escalade de paysage ?
- Quelle stratégie d'escalade privilégier ?



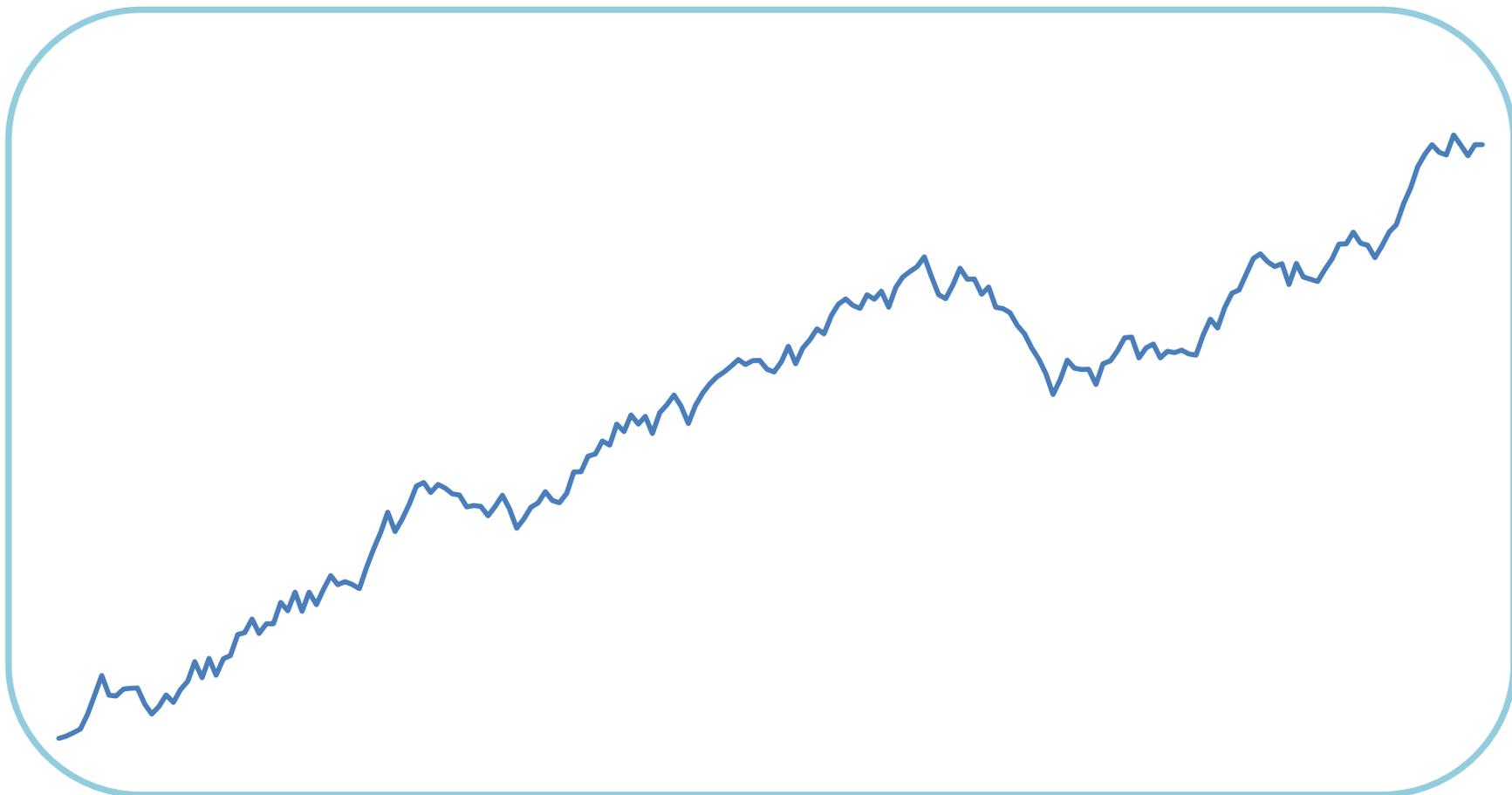
Moins bon améliorant stochastique

Adapter le mécanisme du climber stochastique sur des règles pivot de type moins bon (ou meilleur) améliorant :

***SI le premier voisin non détériorant rencontré est un voisin neutre
ALORS le sélectionner
SINON appliquer la règle pivot en vigueur***

Cette simple règle permet d'améliorer (nettement) la qualité des points atteints par un climber stochastique.

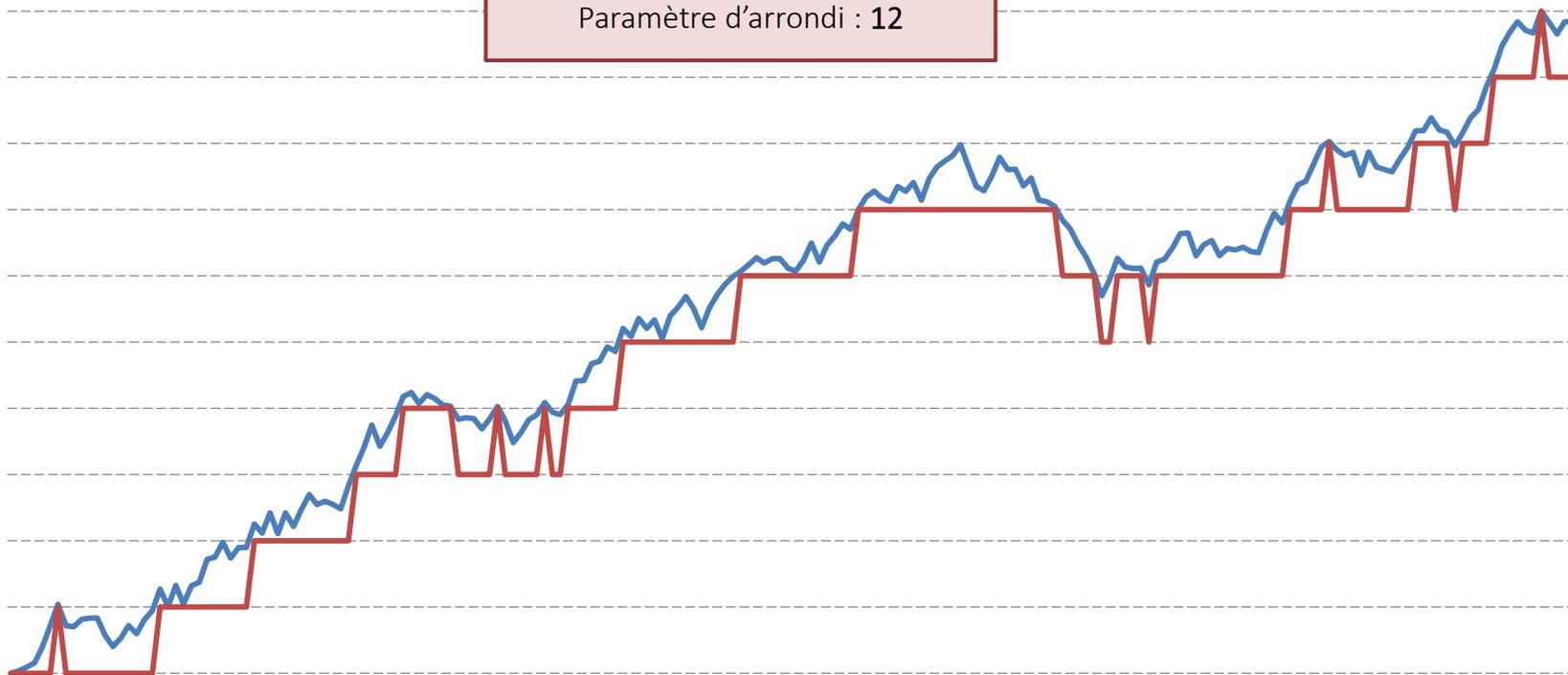
Le climber stochastique est la variante la plus efficace (nettement) en termes de **qualité** et de **rapidité** sur la quasi-totalité des paysages utilisés.



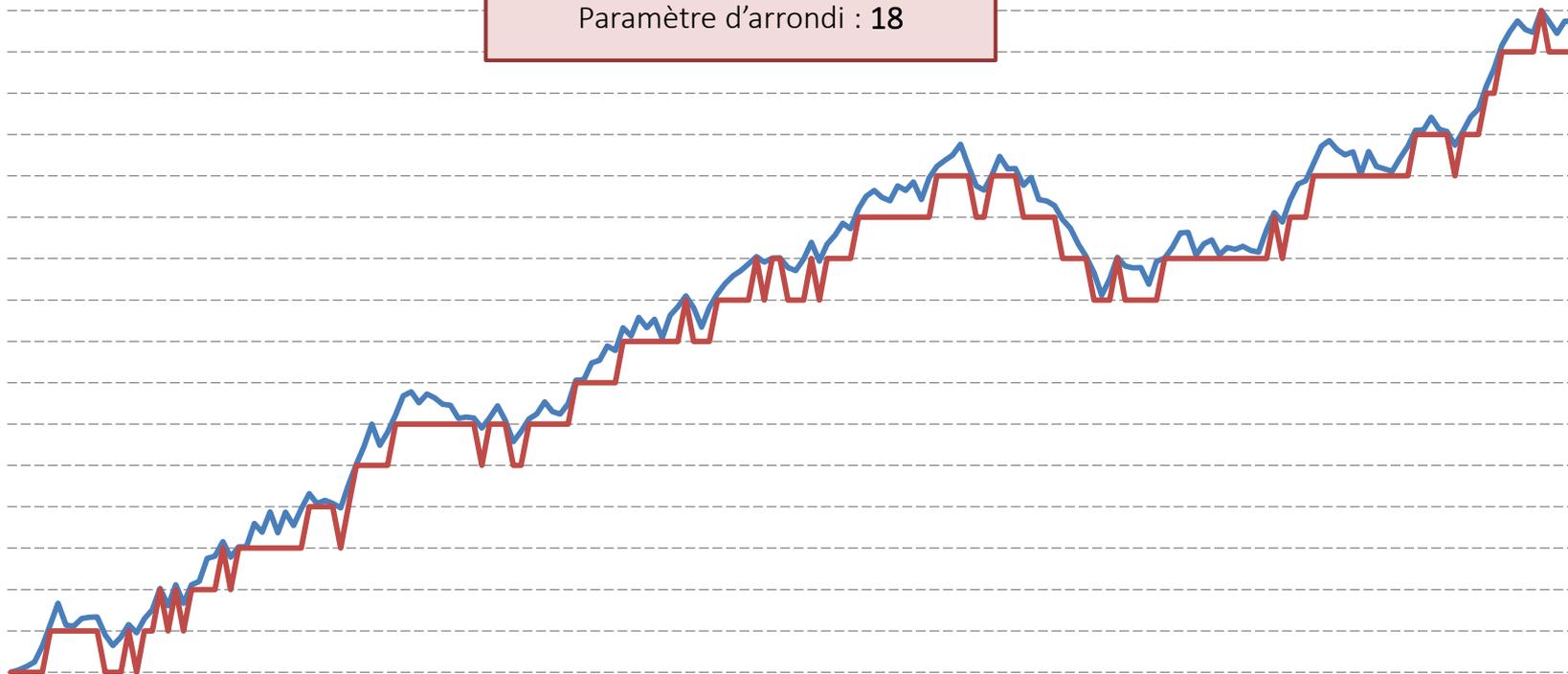
Paramètre d'arrondi : 12

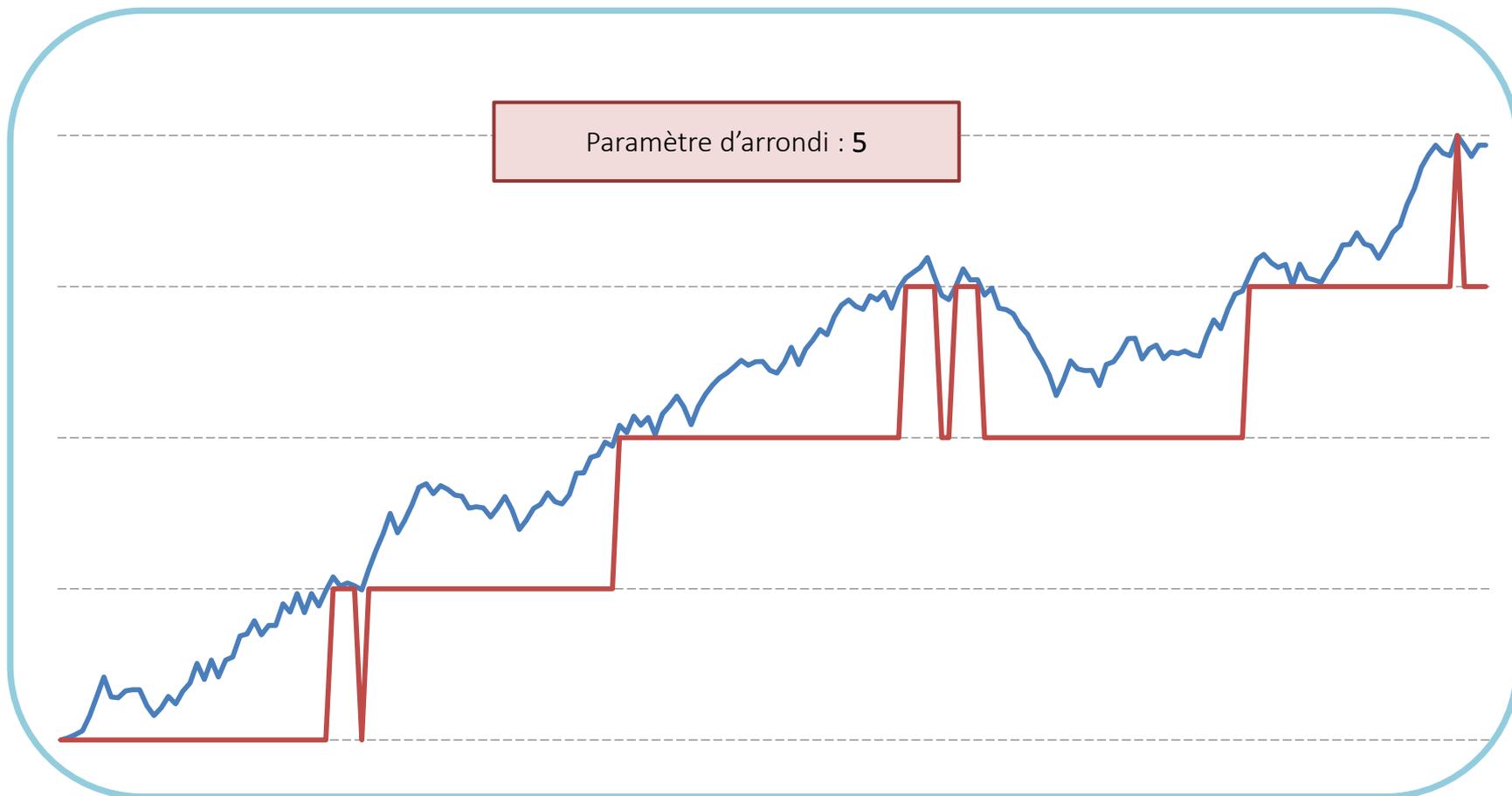


Paramètre d'arrondi : 12



Paramètre d'arrondi : 18





Lissage de paysage

- Un climber stochastique sur un paysage lissé sera plus efficace qu'un climber strict sur un paysage non neutre.
- Il existe un niveau de neutralité compromis rendant l'escalade facilitée.



Lissage de paysage

- Un climber stochastique sur un paysage lissé sera plus efficace qu'un climber strict sur un paysage non neutre.
- Il existe un niveau de neutralité compromis rendant l'escalade facilitée.



- Les propriétés des paysages évoluent en cours de recherche.
- L'effet d'un paramètre d'arrondi sur le taux de neutralité local varie selon la hauteur.

Climber stochastique sur paysages dynamiques

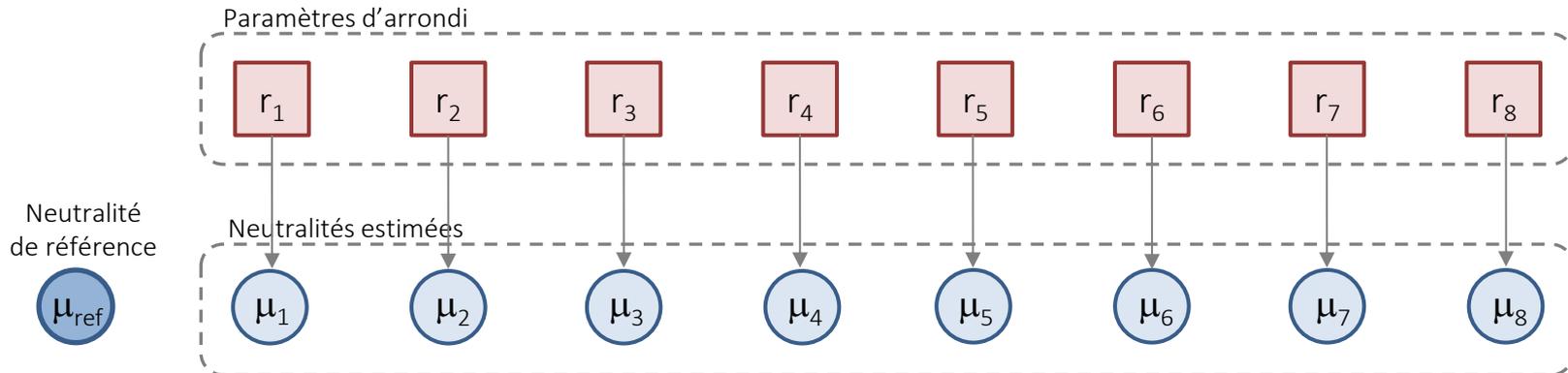
Paramètres d'arrondi



Neutralité
de référence

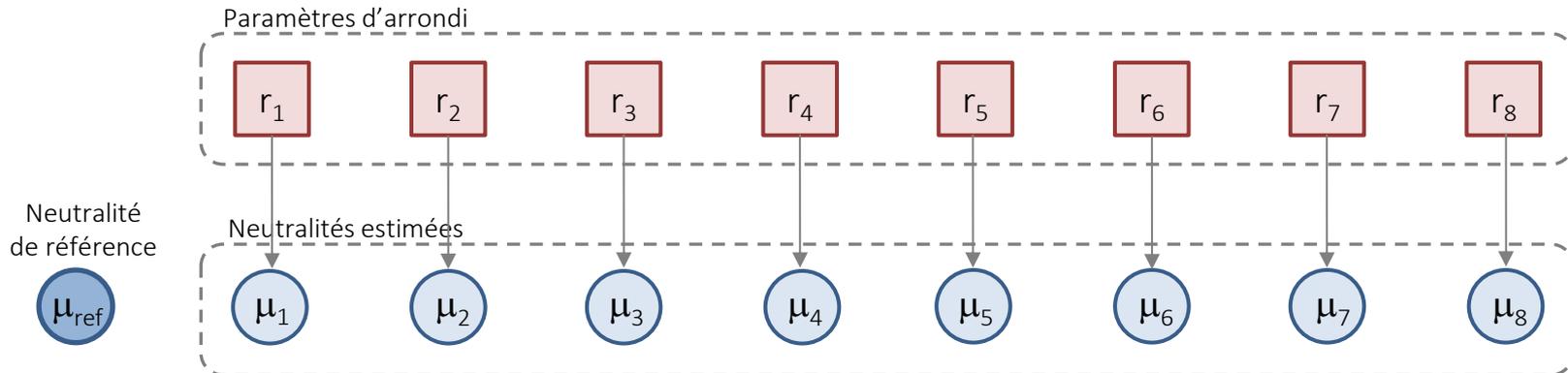


Climber stochastique sur paysages dynamiques



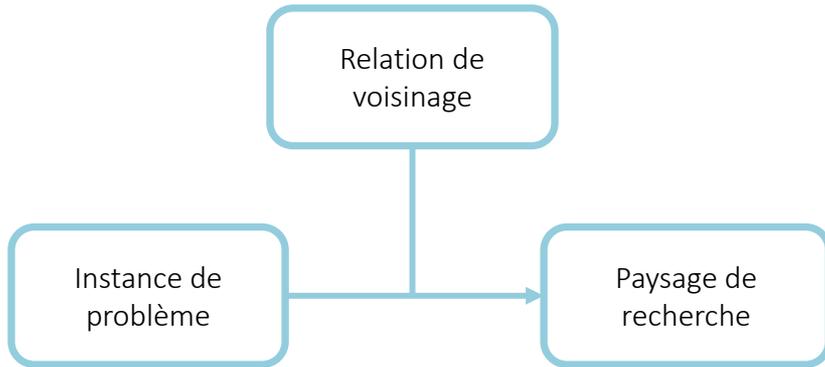
- La fonction de fitness utilisée à chaque itération correspond au paramètre d'arrondi dont la neutralité estimée approche la neutralité de référence.
- L'ensemble des neutralités estimées est mis à jour incrémentalement à chaque itération.
- Aucune perturbation explicite (simulée par la fonction de fitness dynamique).
- Diversification simulable par une réinitialisation des neutralités estimées.

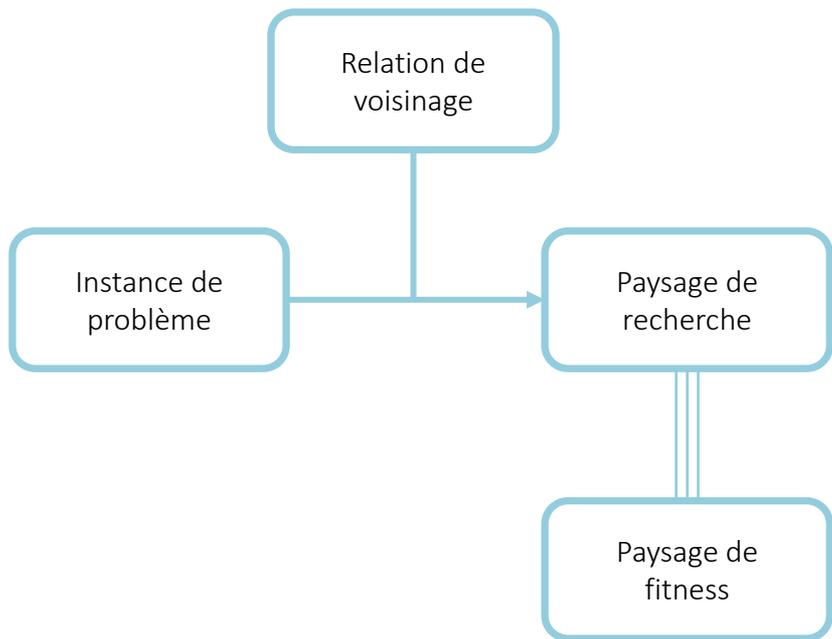
Climber stochastique sur paysages dynamiques



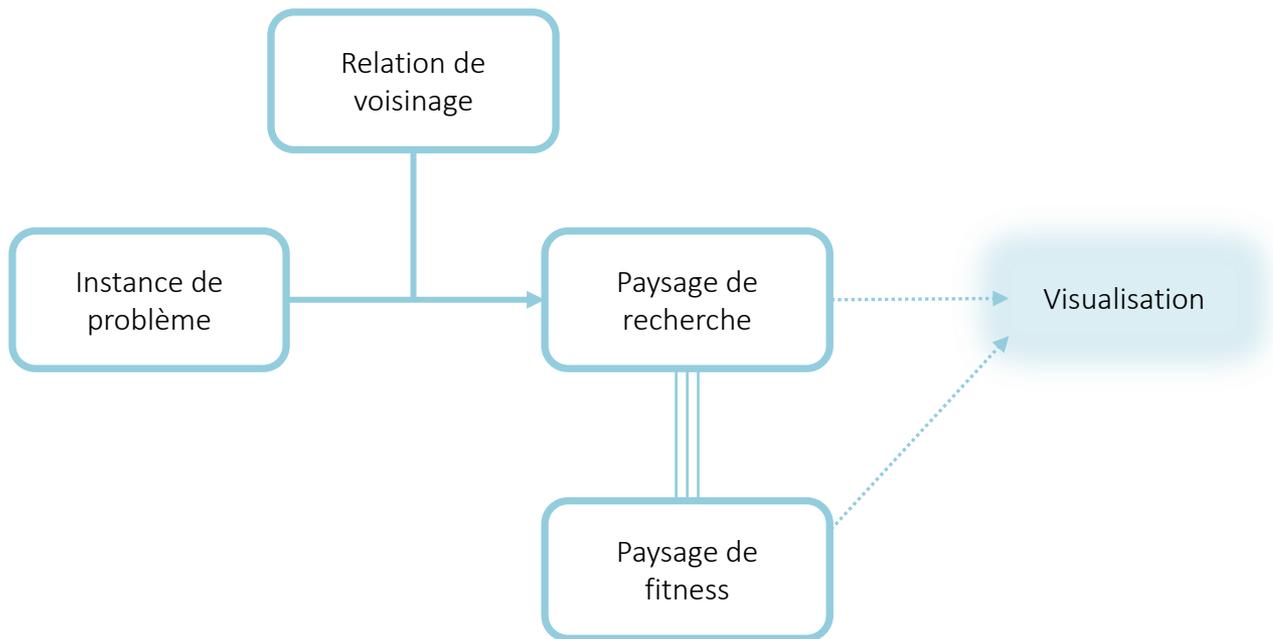
- La fonction de fitness utilisée à chaque itération correspond au paramètre d'arrondi dont la neutralité estimée approche la neutralité de référence.
- L'ensemble des neutralités estimées est mis à jour incrémentalement à chaque itération.
- Aucune perturbation explicite (simulée par la fonction de fitness dynamique).
- Diversification simulable par une réinitialisation des neutralités estimées.

- Recherche très puissante quelle que soit la rugosité du paysage.
- D'après les expérimentations, sensiblement plus efficace qu'une recherche locale itérée classique.
- Peu de paramètres (pas de paramètre sensible).
- Illustration supplémentaire du potentiel des méthodes basées sur l'intensification.

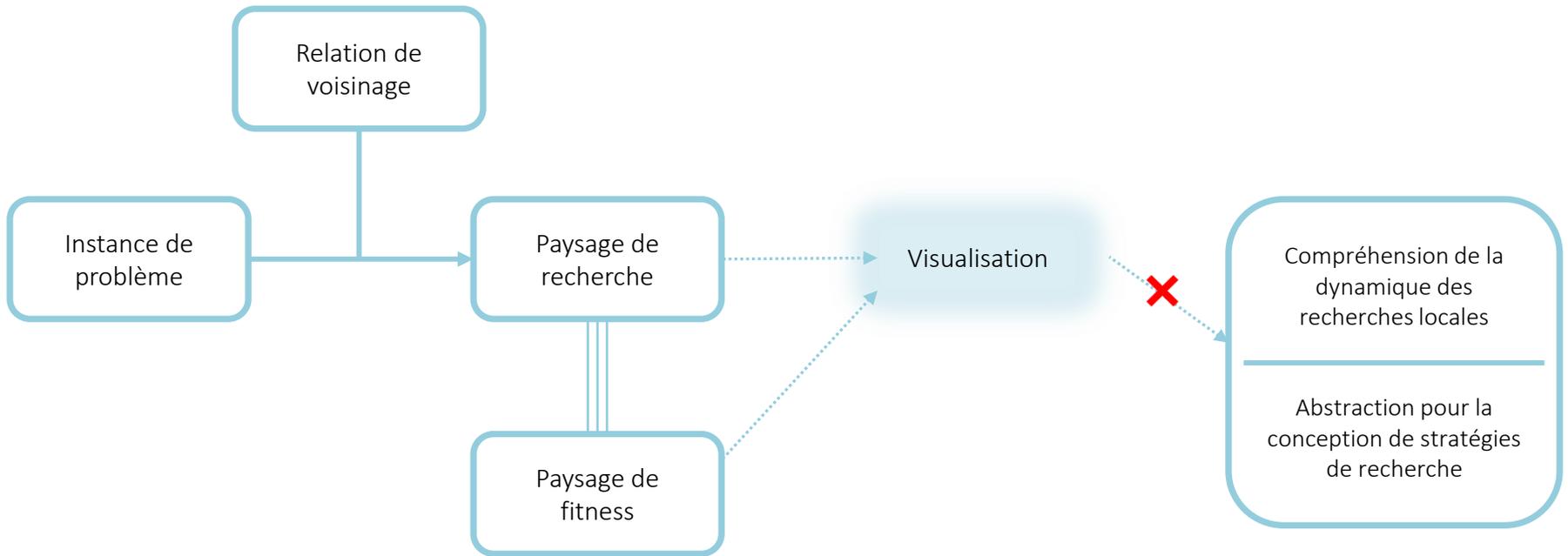




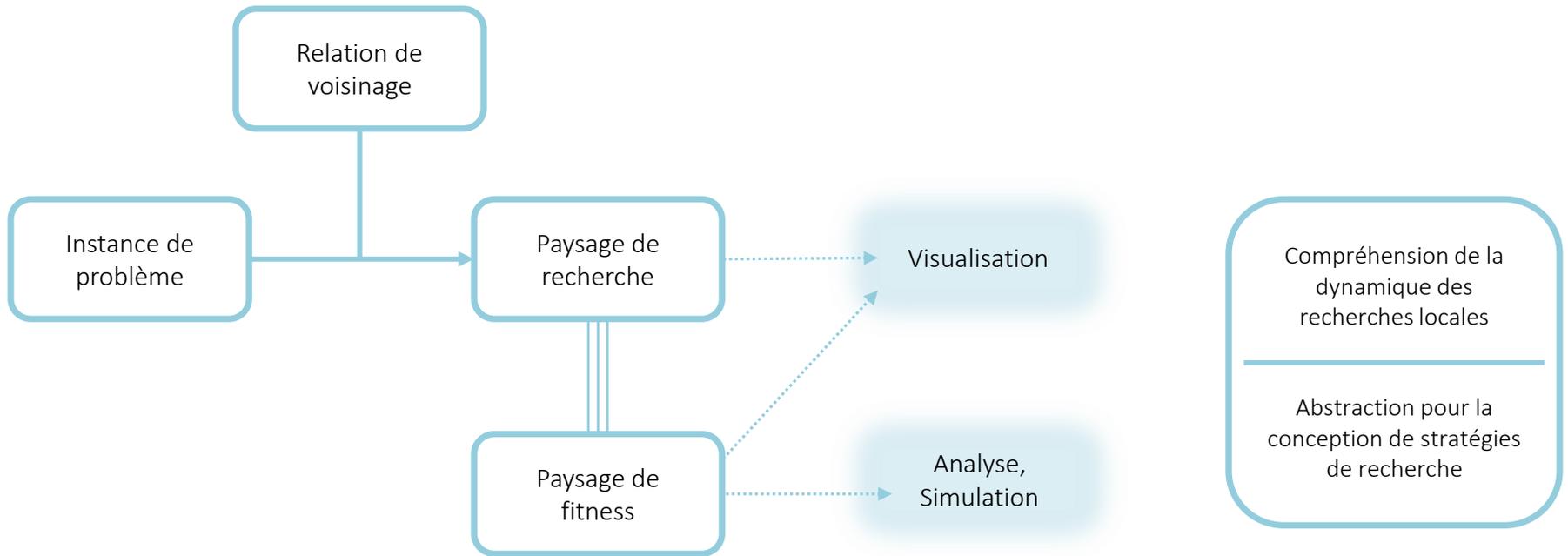
Paysages de fitness comme modèle d'abstraction



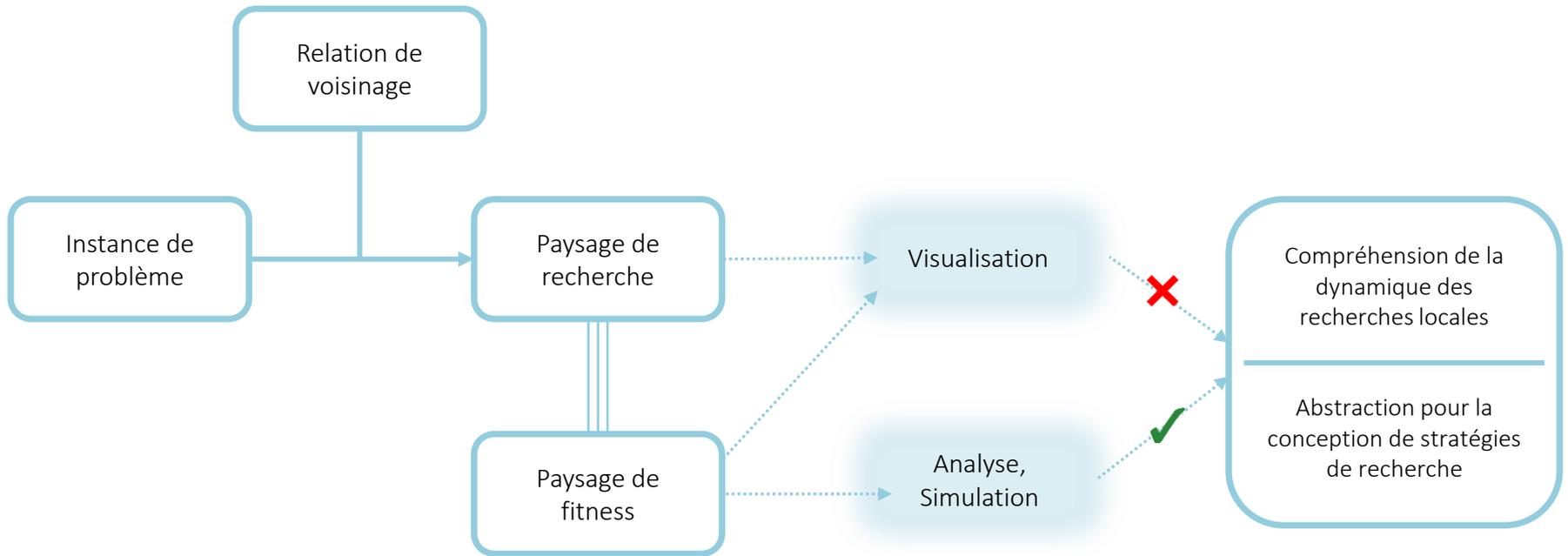
Paysages de fitness comme modèle d'abstraction



Paysages de fitness comme modèle d'abstraction

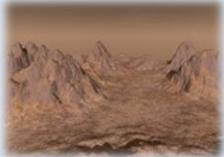


Paysages de fitness comme modèle d'abstraction





OPTIMISATION COMBINATOIRE ET MÉTAHEURISTIQUES (INTRODUCTION)



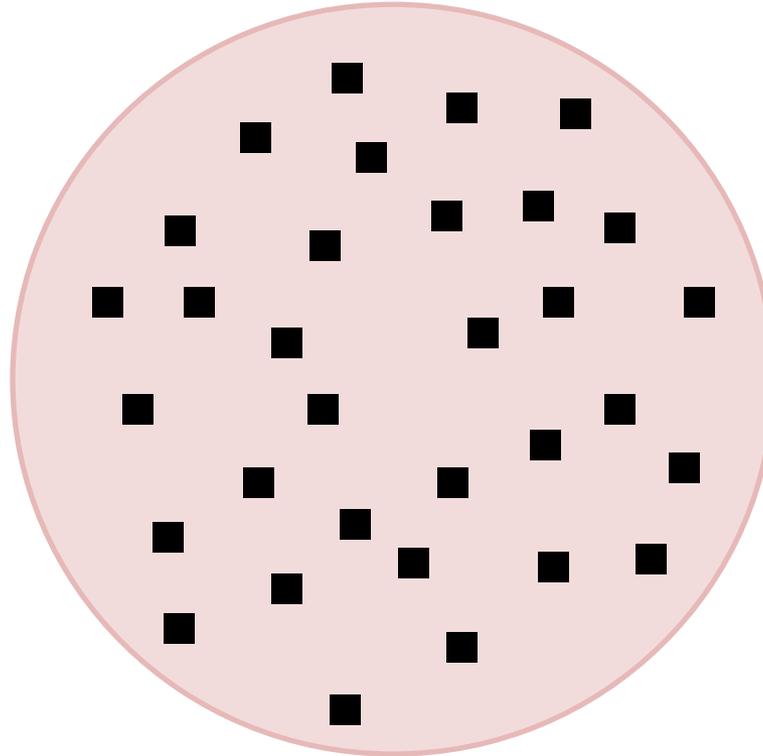
ESCALADER LES PAYSAGES DE FITNESS



MODÈLES EN ILES DYNAMIQUES, SÉLECTION ADAPTATIVE DES OPÉRATEURS



Algorithme mémétique



Individus améliorés par recherche locale

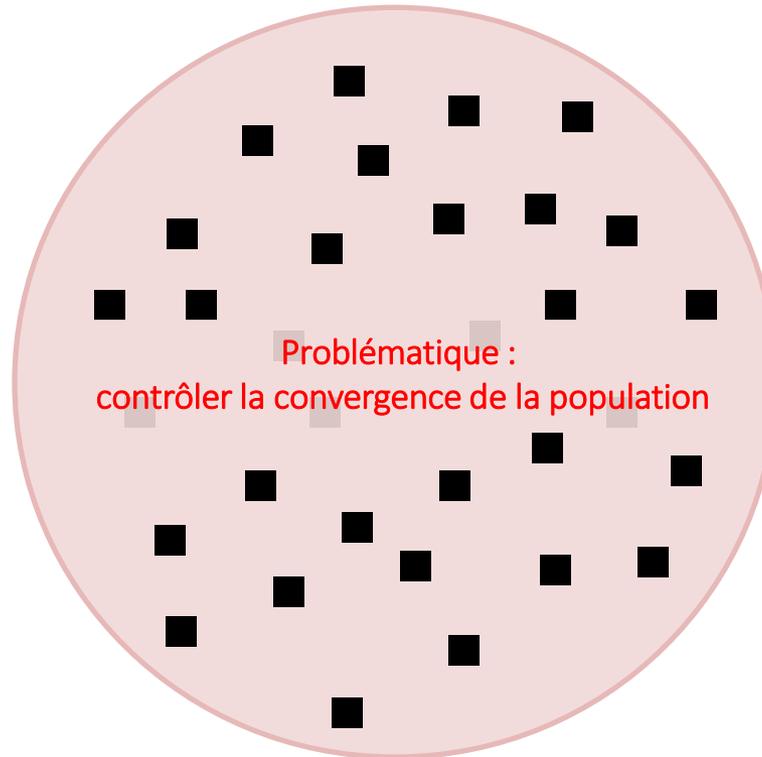
+

Interactions entre individus

(utilisation des caractères des individus pour créer de nouveaux individus ou guider la recherche locale)

Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques

Algorithme mémétique



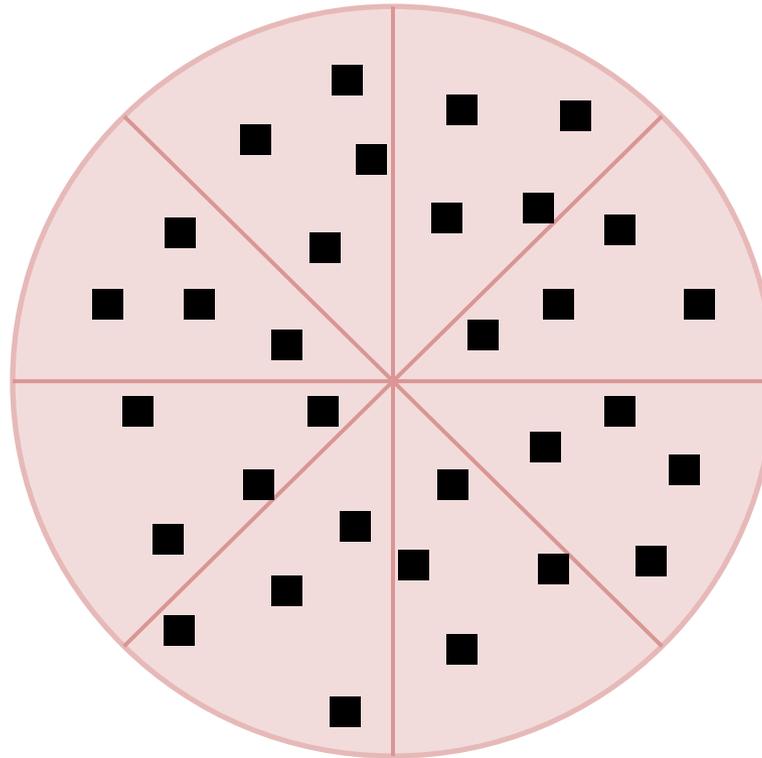
Individus améliorés par recherche locale

+

Interactions entre individus

(utilisation des caractères des individus pour créer de nouveaux individus ou guider la recherche locale)

Algorithme mémétique



Individus améliorés par recherche locale

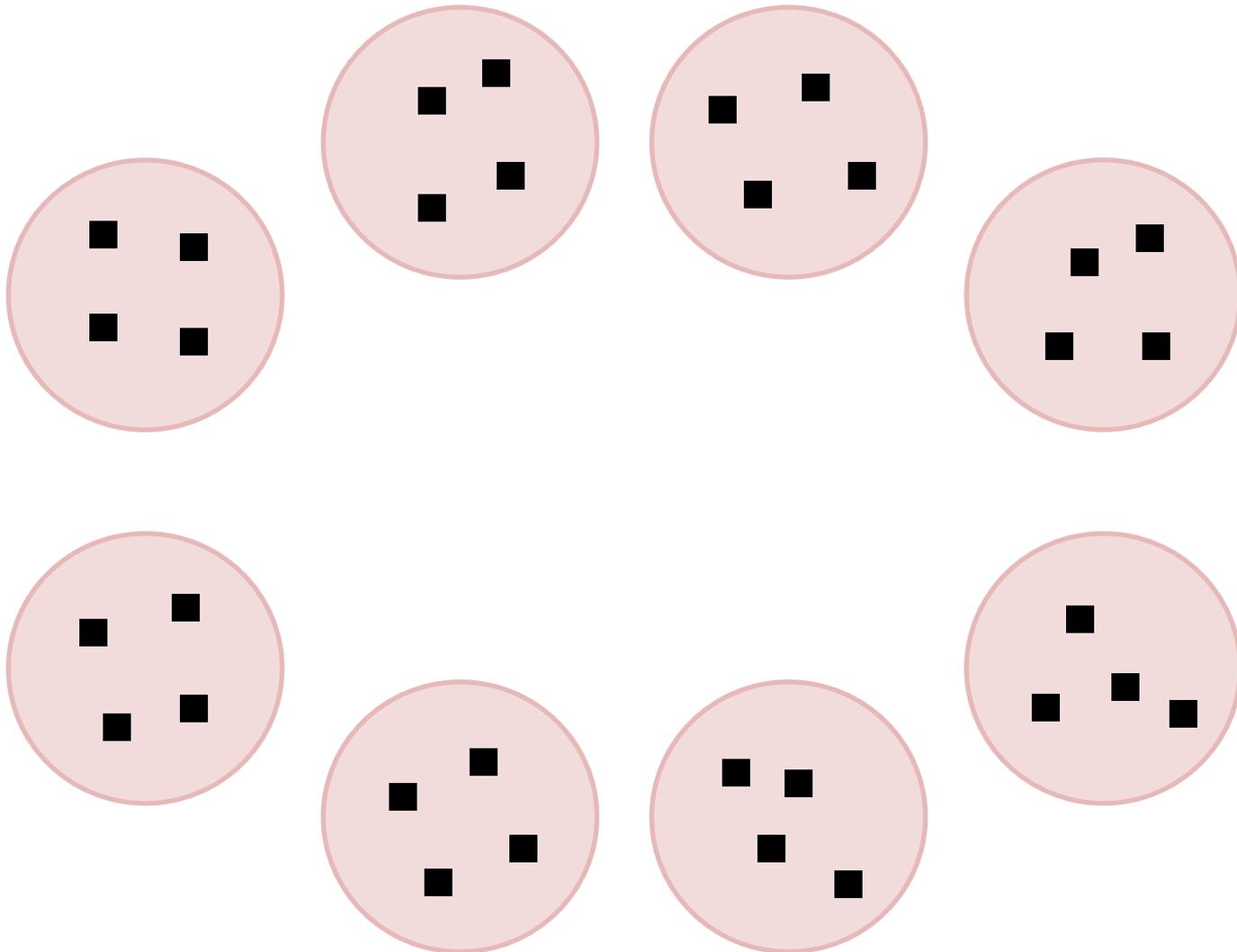
+

Interactions entre individus

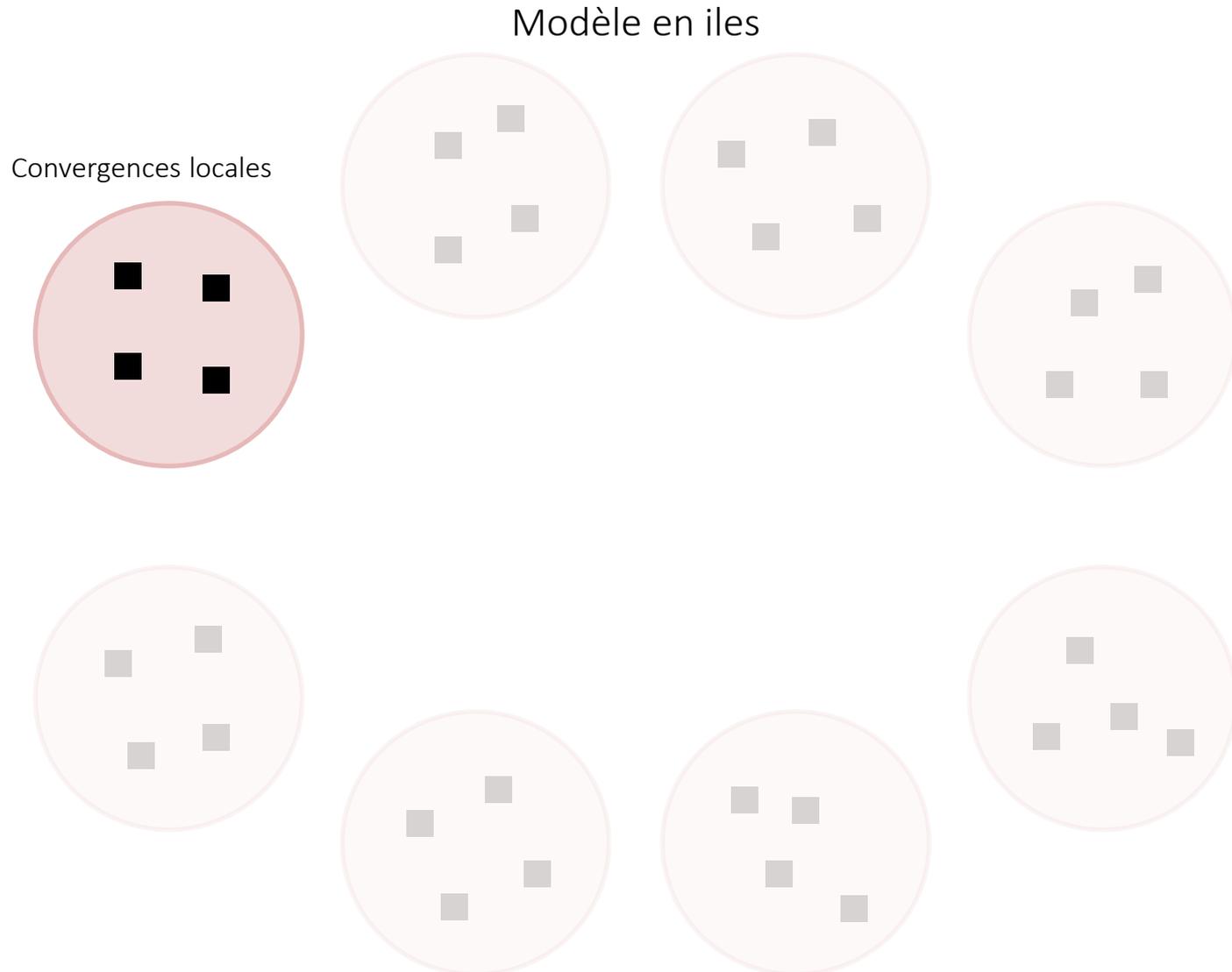
(utilisation des caractères des individus pour créer de nouveaux individus ou guider la recherche locale)

Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques

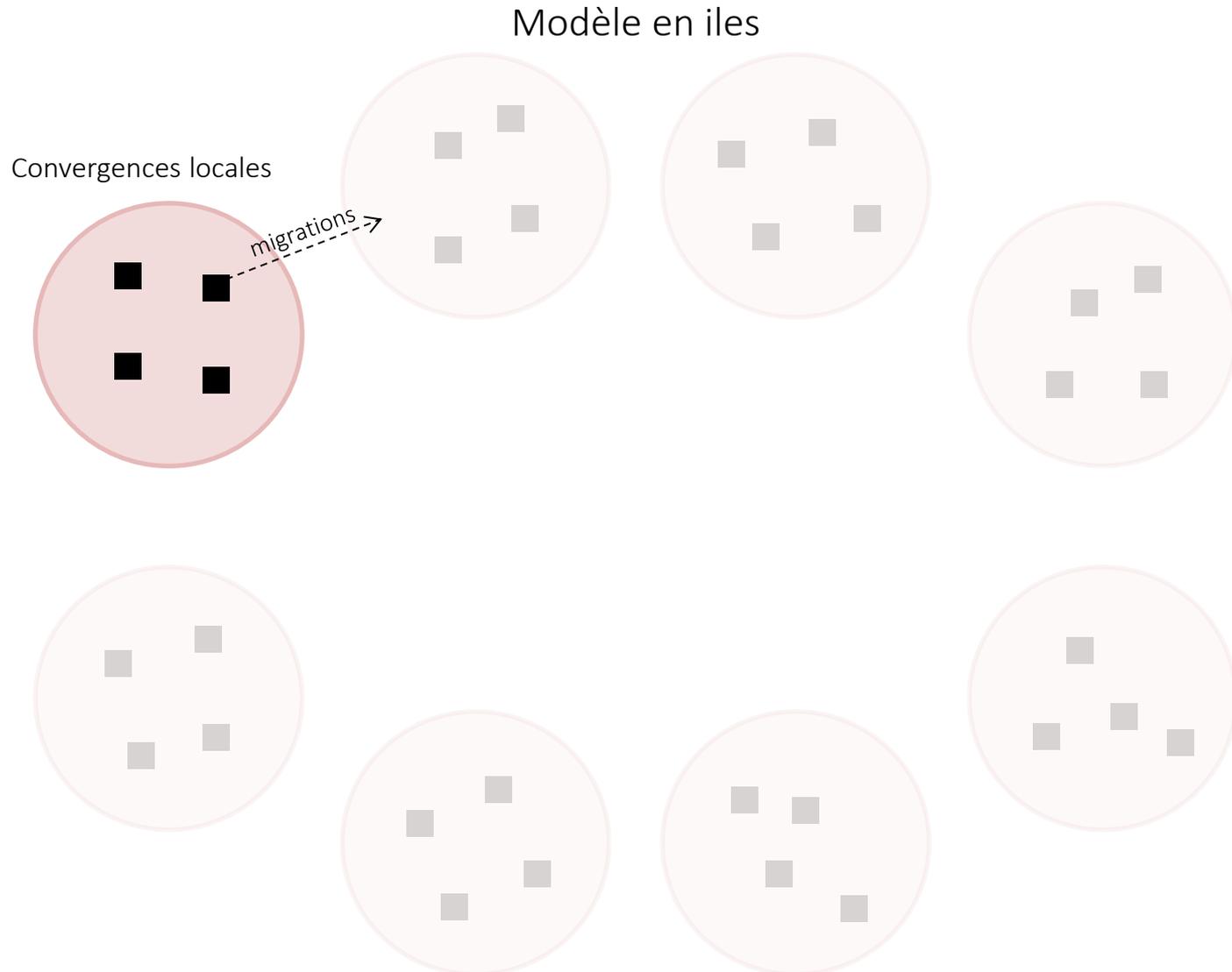
Modèle en îles



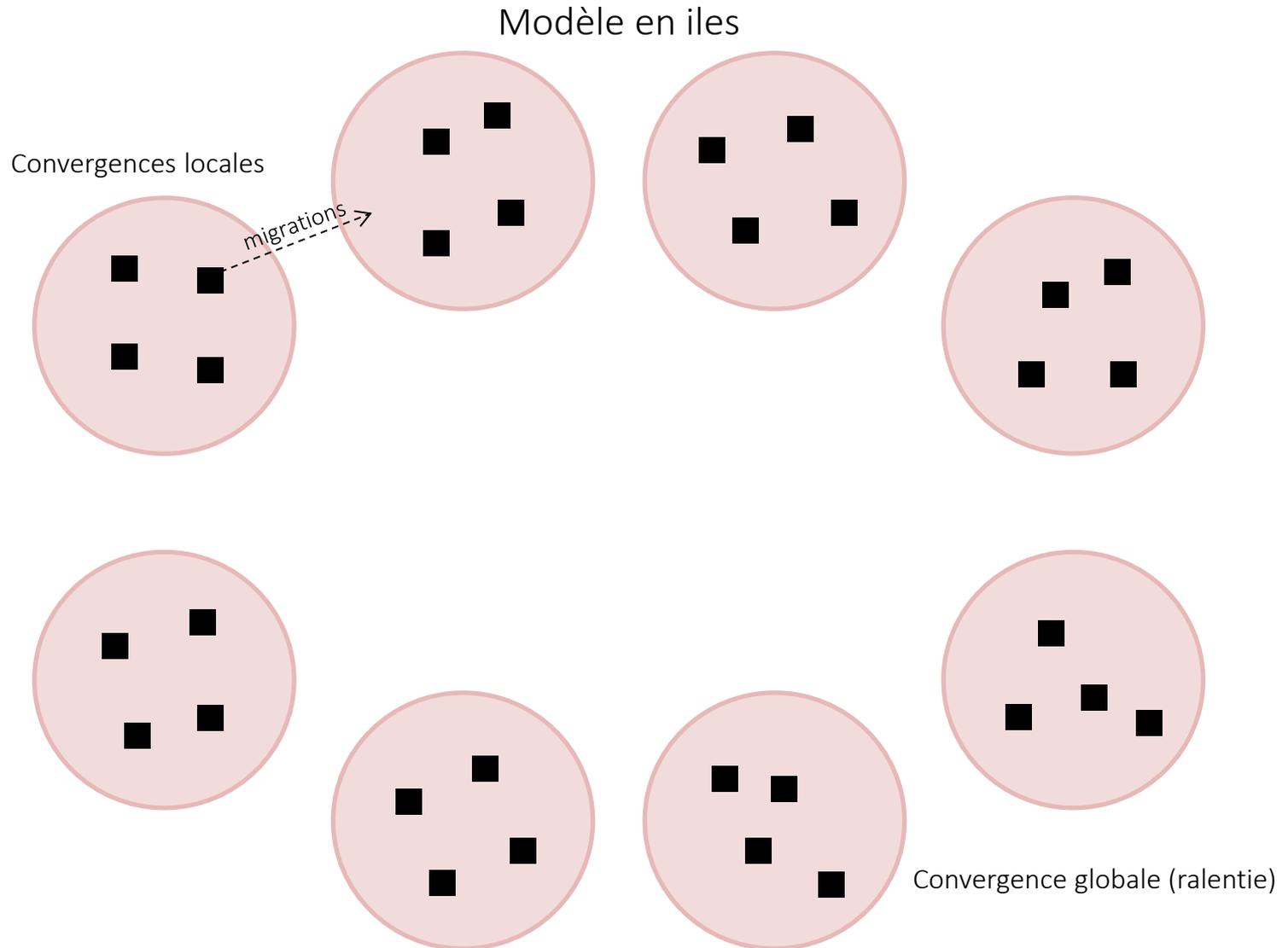
Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques



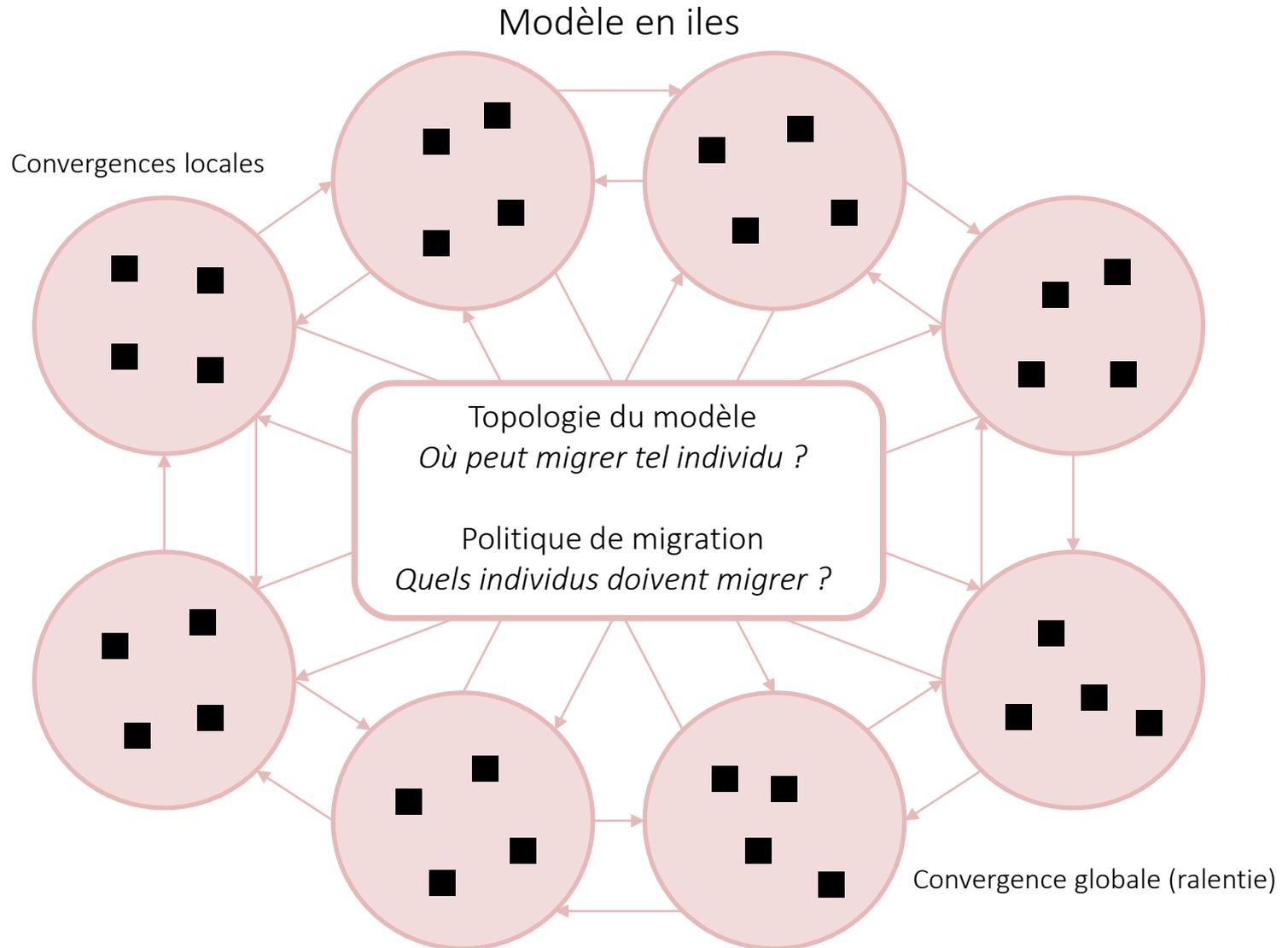
Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques



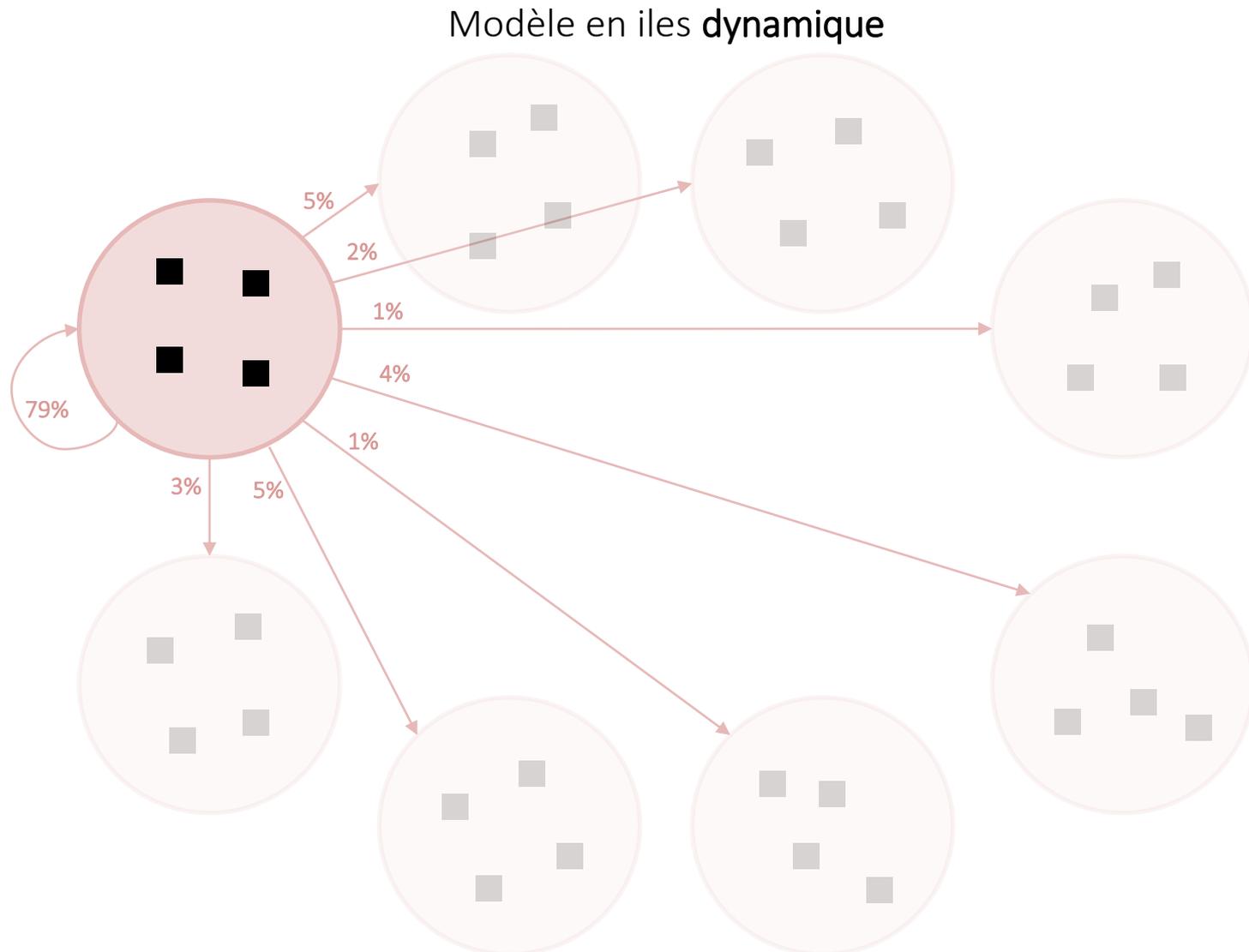
Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques



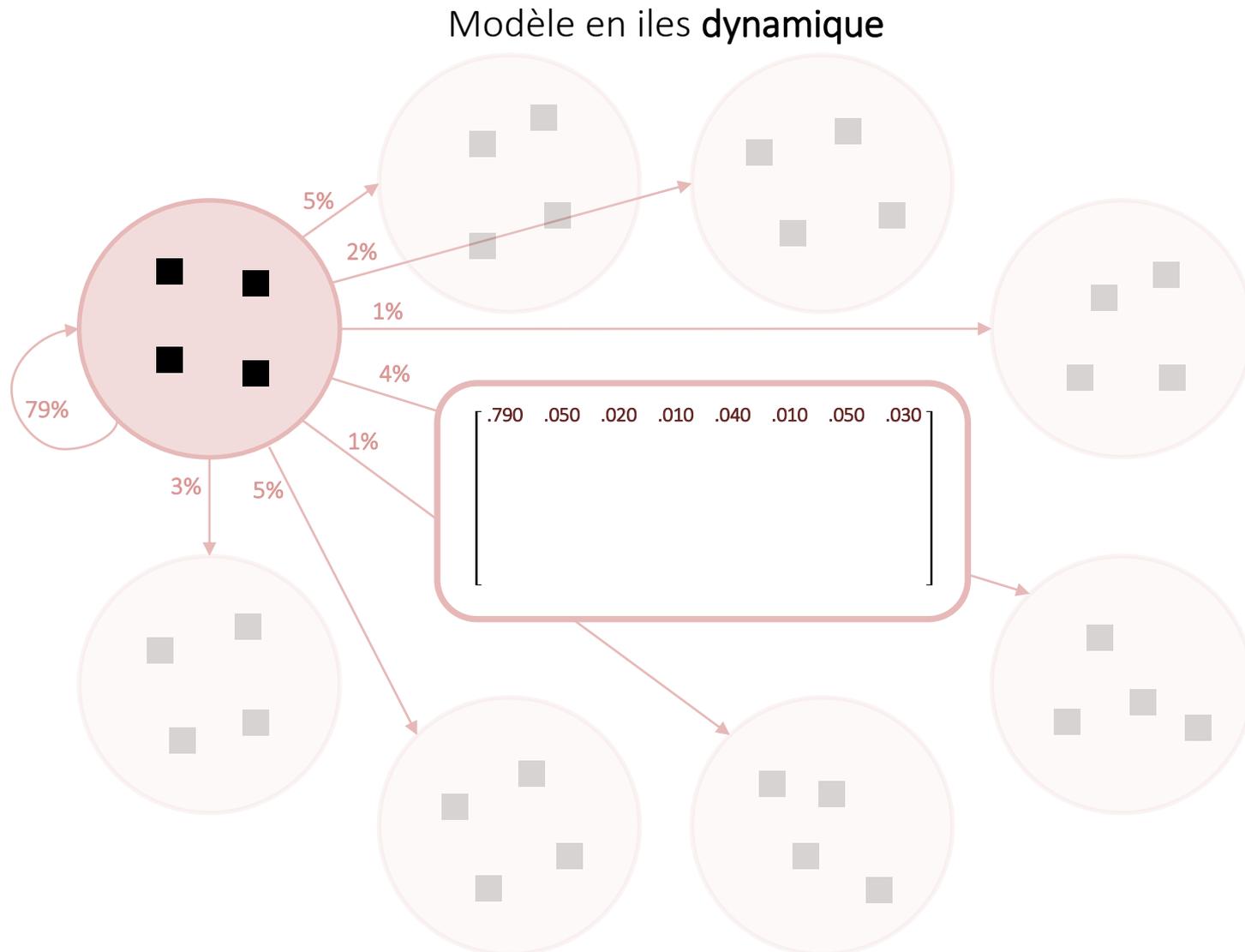
Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques



Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques

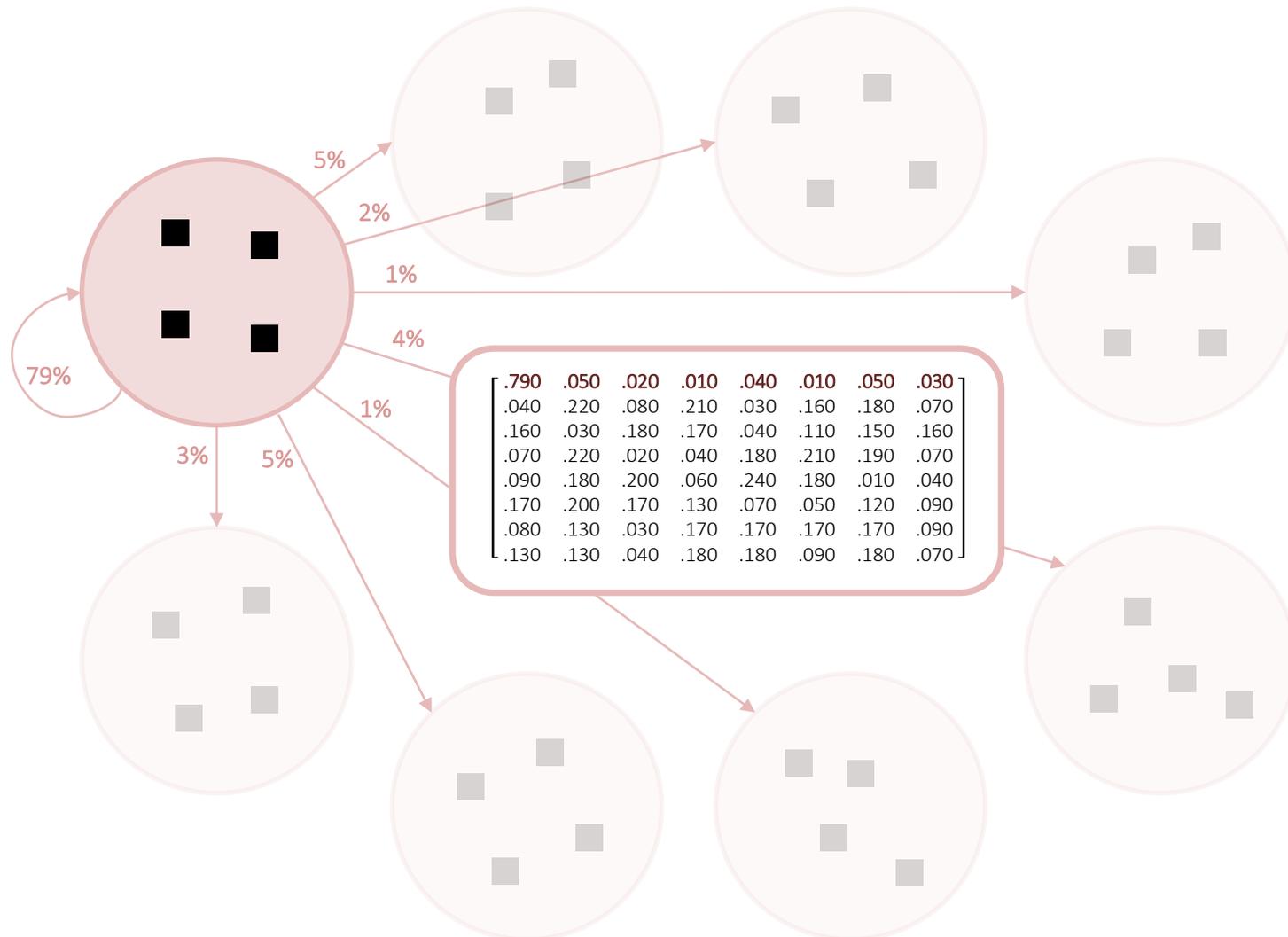


Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques



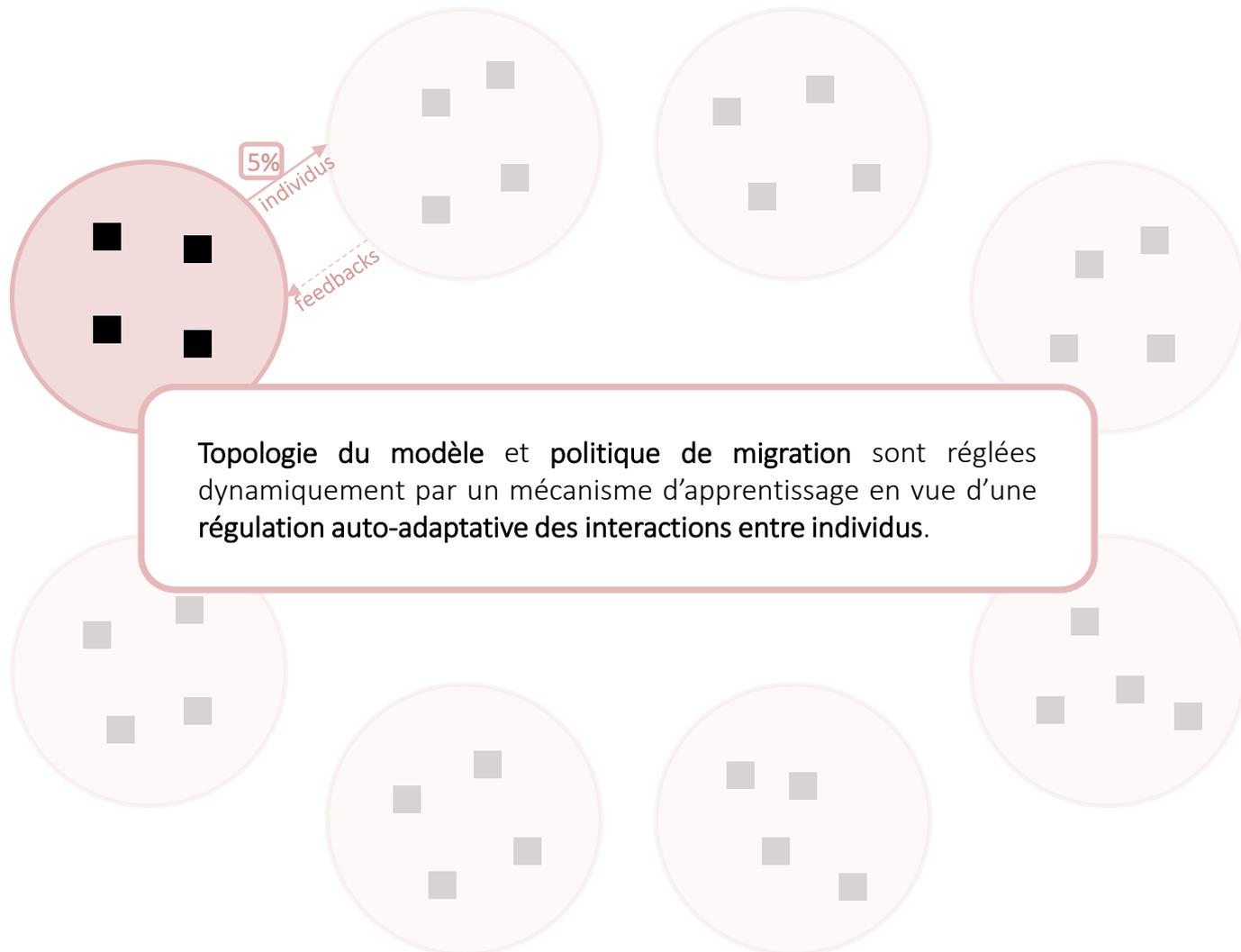
Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques

Modèle en îles dynamique

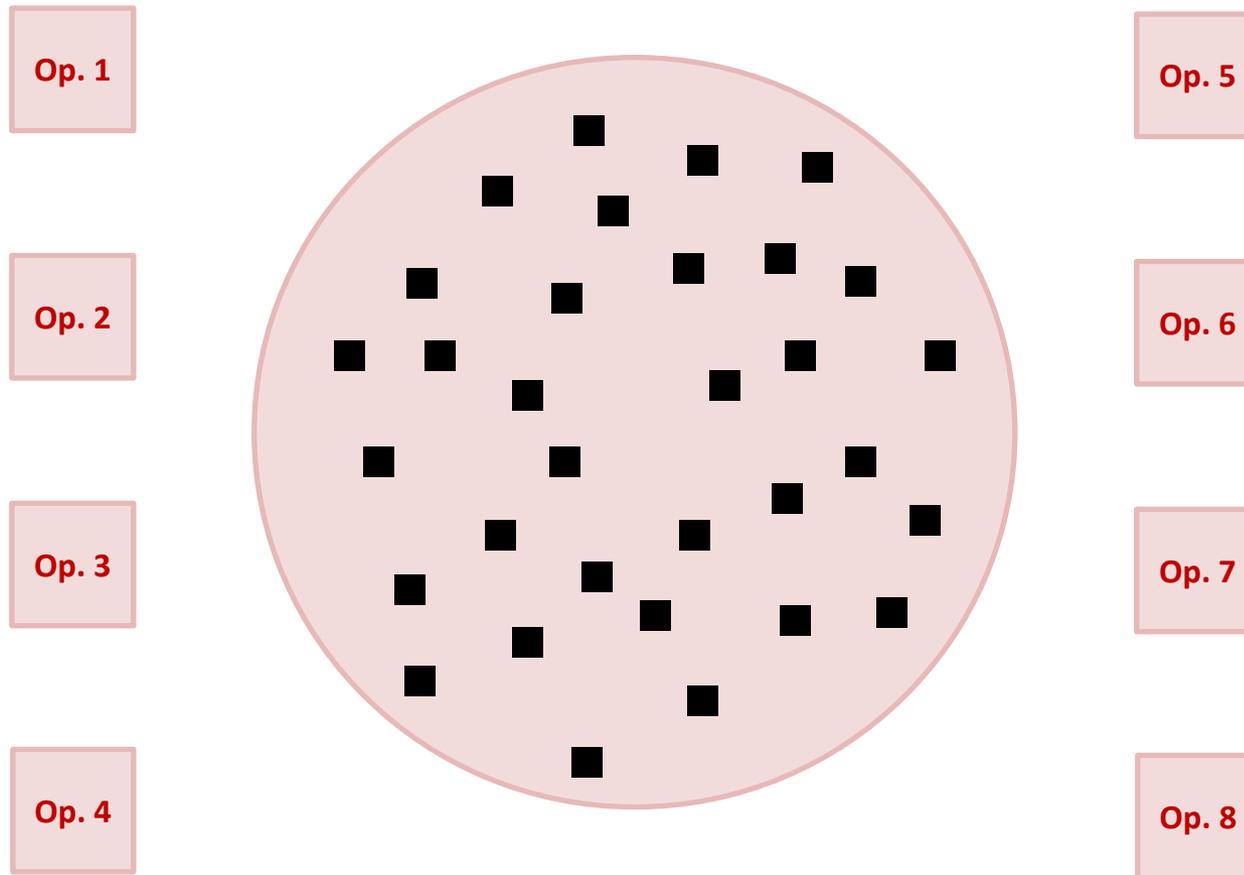


Des algorithmes mémétiques aux modèles en îles dynamiques

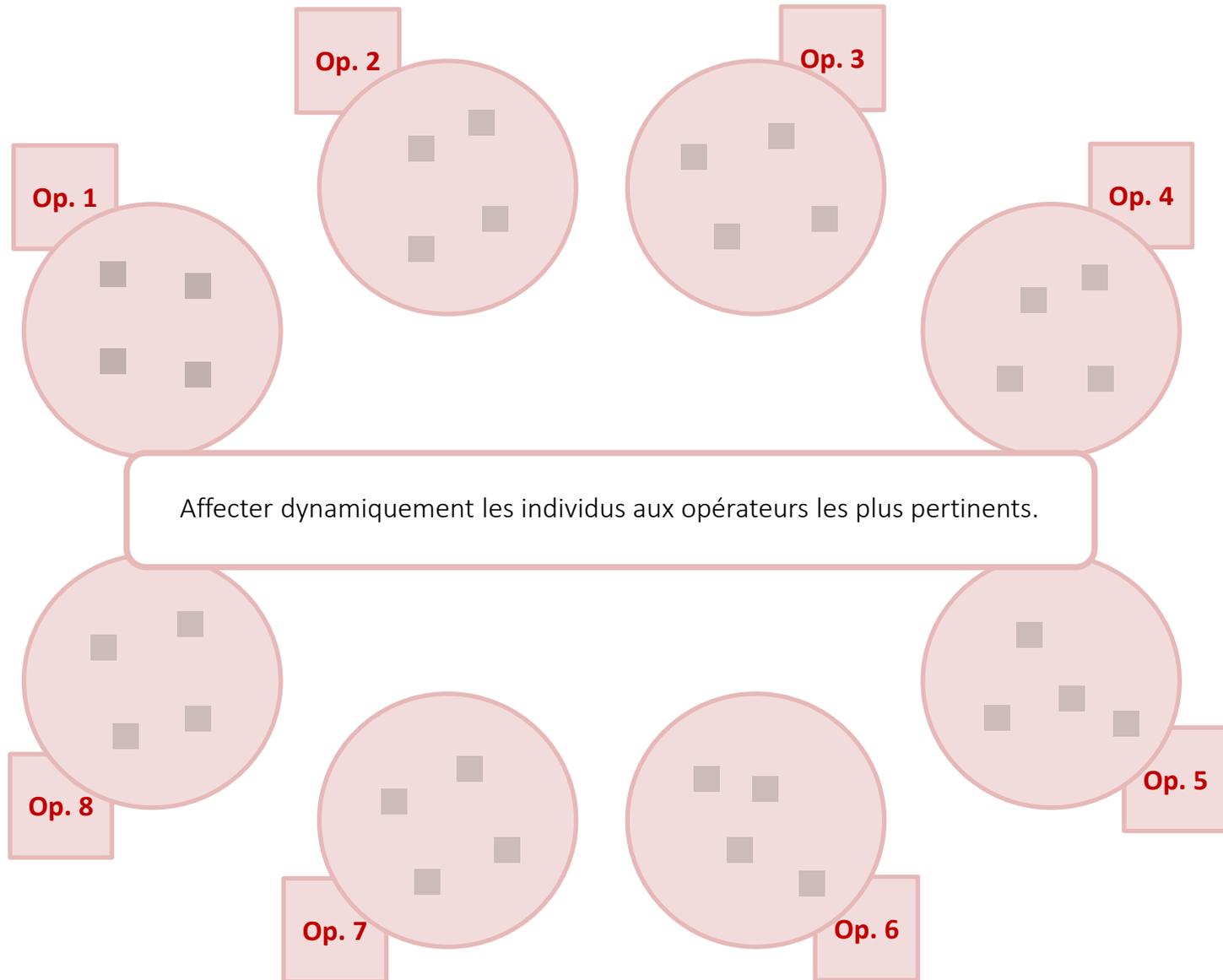
Modèle en îles dynamique



Modèles en iles pour la sélection adaptative d'opérateurs



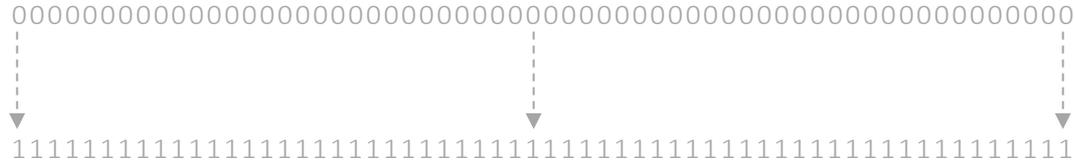
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs



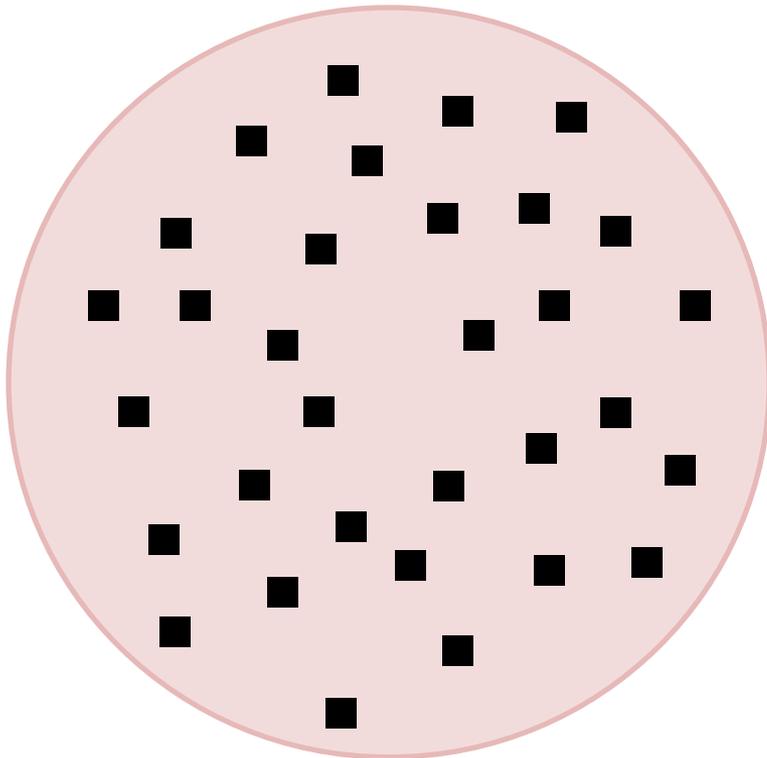
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

One-Max

$$(X, f) \quad \begin{cases} X = \{0,1\}^n \\ f(x) = |x|_1 \end{cases}$$



Utilisé pour l'évaluation des mécanismes de sélection d'opérateurs.



1-flip

3-flip

5-flip

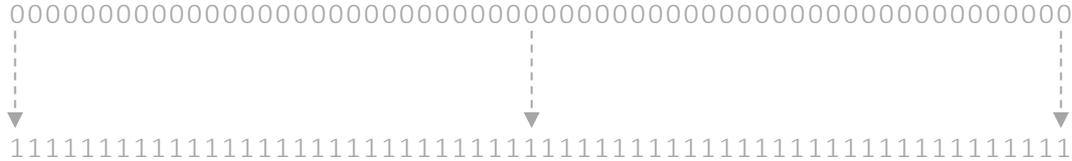
bit-flip

Améliorer la population le plus rapidement possible au moyen des opérateurs, sans connaissance préalable.

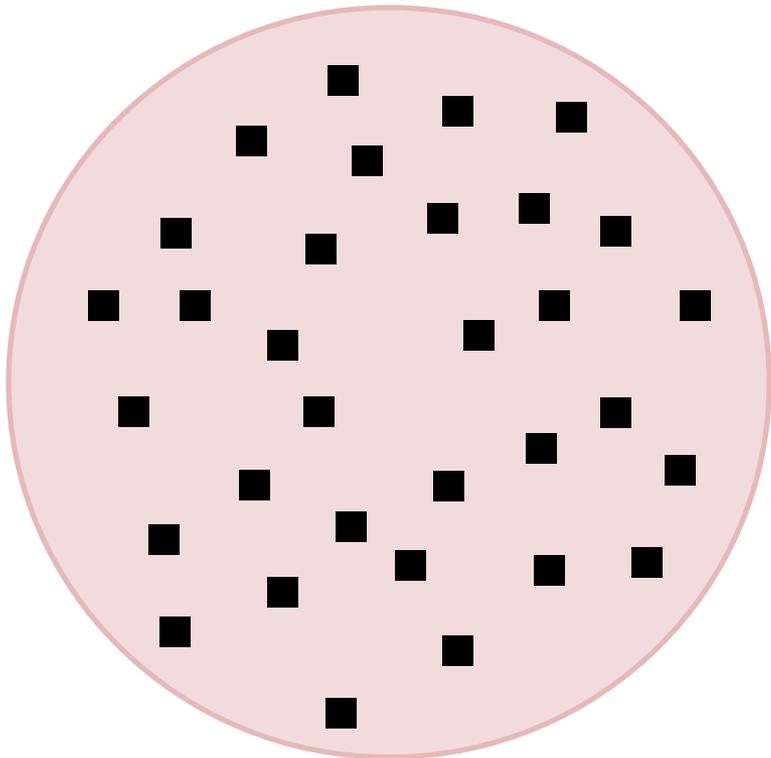
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

One-Max

$$(X, f) \quad \begin{cases} X = \{0,1\}^n \\ f(x) = |x|_1 \end{cases}$$



Utilisé pour l'évaluation des mécanismes de sélection d'opérateurs.



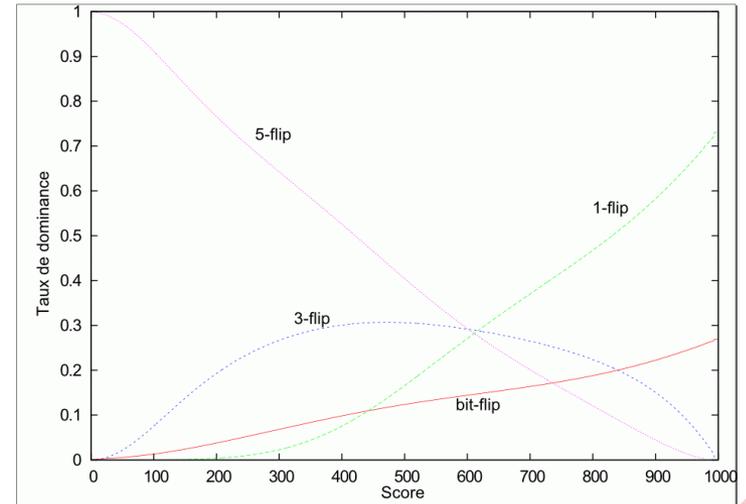
1-flip

3-flip

5-flip

bit-flip

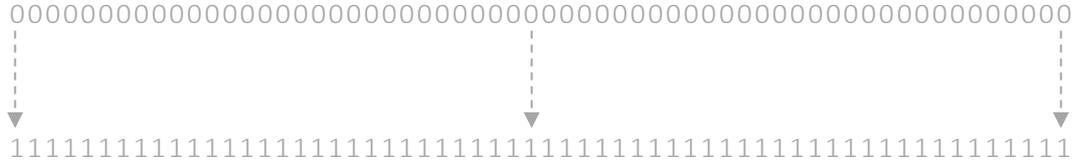
Améliorer la population le plus rapidement possible au moyen des opérateurs, sans connaissance préalable.



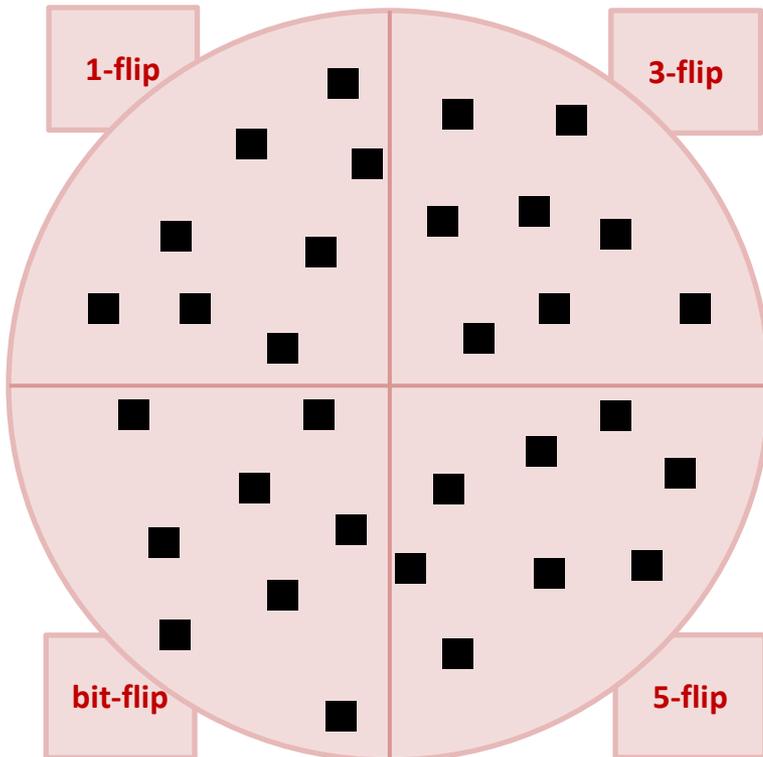
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

One-Max

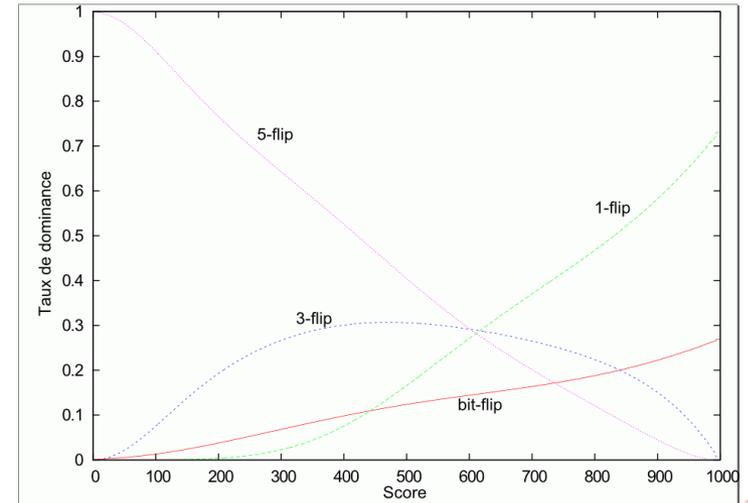
$$(X, f) \quad \begin{cases} X = \{0,1\}^n \\ f(x) = |x|_1 \end{cases}$$



Utilisé pour l'évaluation des mécanismes de sélection d'opérateurs.



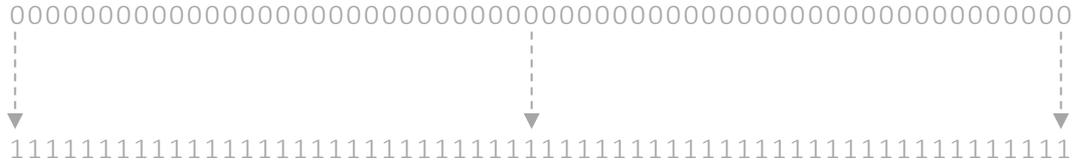
Améliorer la population le plus rapidement possible au moyen des opérateurs, sans connaissance préalable.



Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

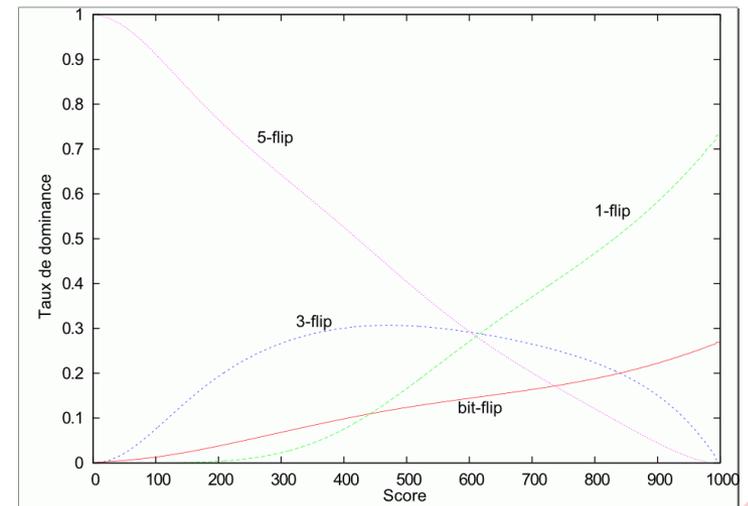
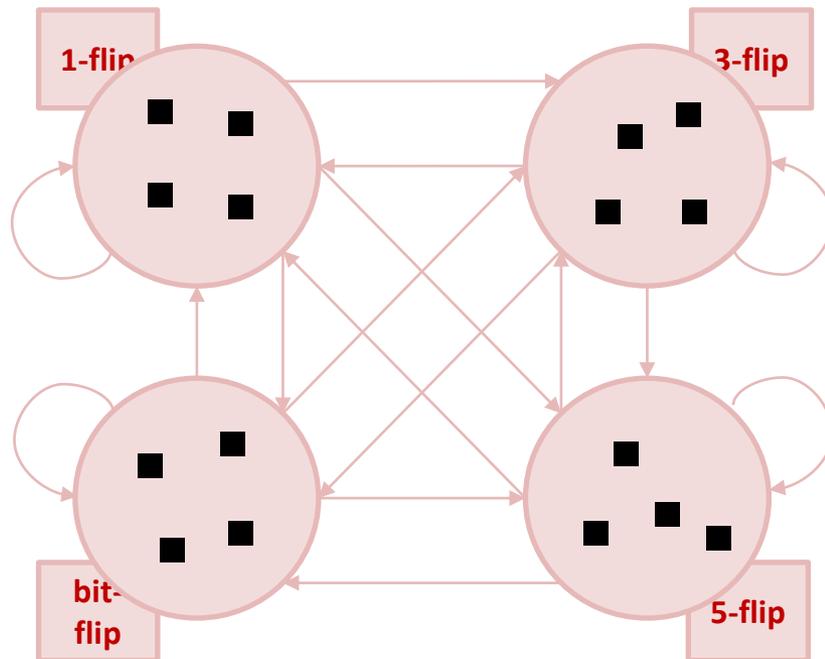
One-Max

$$(X, f) \quad \begin{cases} X = \{0,1\}^n \\ f(x) = |x|_1 \end{cases}$$



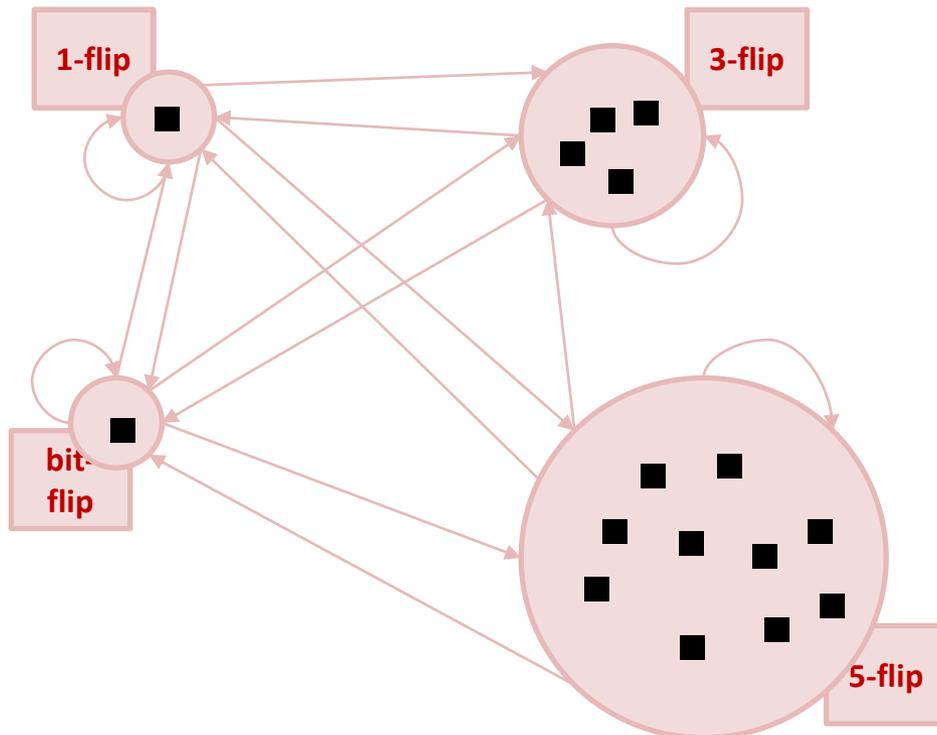
Utilisé pour l'évaluation des mécanismes de sélection d'opérateurs.

Améliorer la population le plus rapidement possible au moyen des opérateurs, sans connaissance préalable.



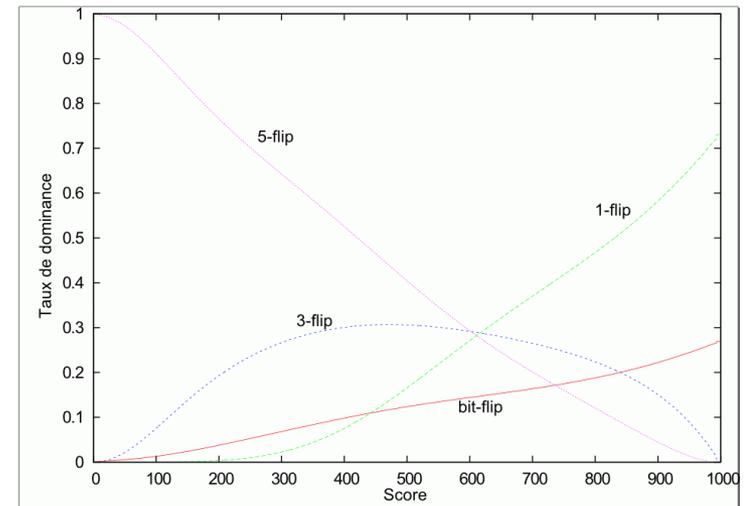
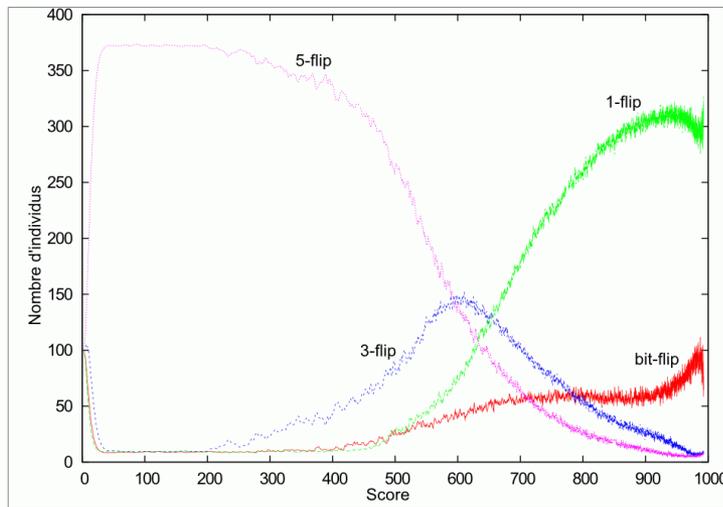
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

- À chaque itération, le taux d'application de chaque opérateur sur la population est donné par la taille des îles.



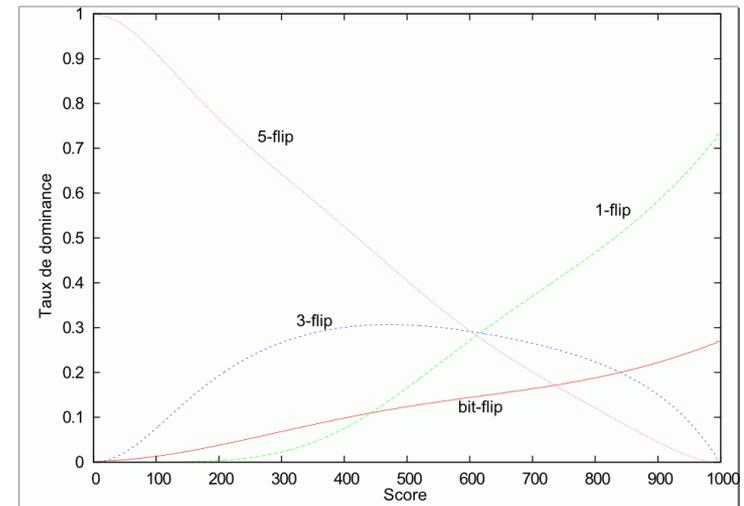
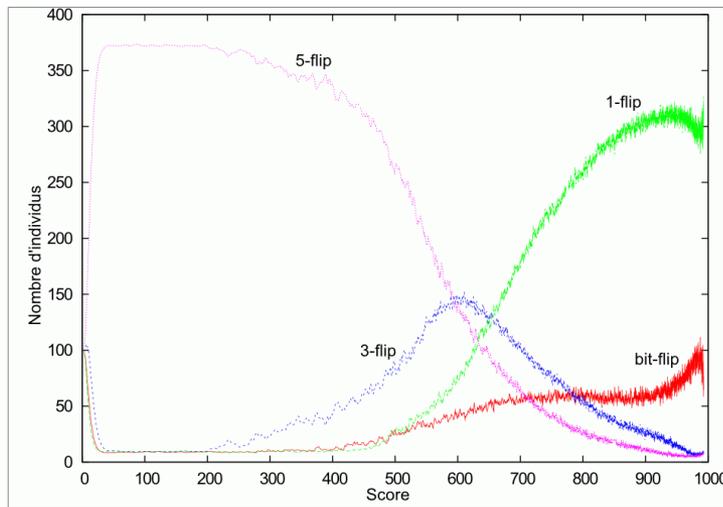
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

- À chaque itération, le taux d'application de chaque opérateur sur la population est donné par la taille des îles.
- Validation expérimentale : comparaison taux d'application des opérateurs et efficacité théorique.



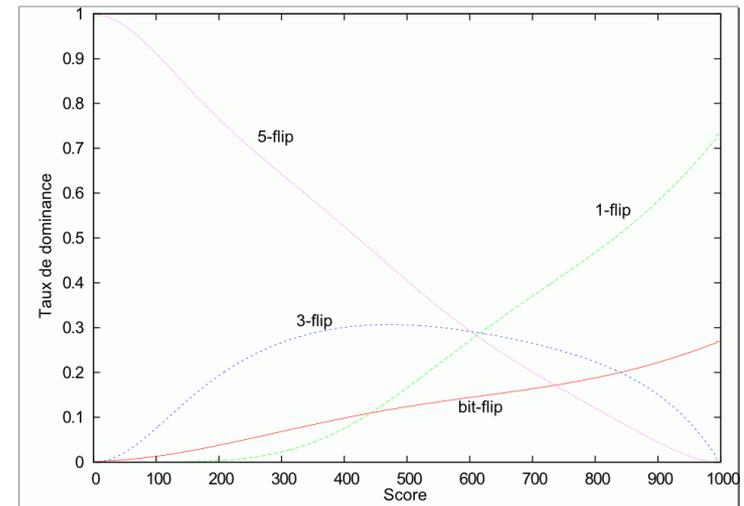
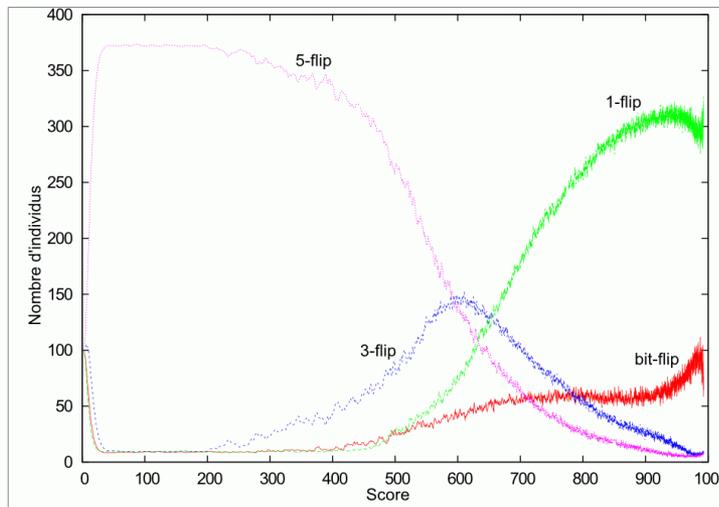
Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

- À chaque itération, le taux d'application de chaque opérateur sur la population est donné par la taille des îles.
- Validation expérimentale : comparaison taux d'application des opérateurs et efficacité théorique.
- Une abstraction initialement pensée pour réguler les interactions entre individus a apporté une solution élégante à une autre problématique (sélection adaptative d'opérateurs).



Modèles en îles pour la sélection adaptative d'opérateurs

- À chaque itération, le taux d'application de chaque opérateur sur la population est donné par la taille des îles.
- Validation expérimentale : comparaison taux d'application des opérateurs et efficacité théorique.
- Une abstraction initialement pensée pour réguler les interactions entre individus a apporté une solution élégante à une autre problématique (sélection adaptative d'opérateurs).



Cadre applicatif permettant de tester des stratégies de sélection adaptative d'opérateurs ?

→ Abstraction de la problématique de sélection d'opérateurs.

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Problème du bandit manchot

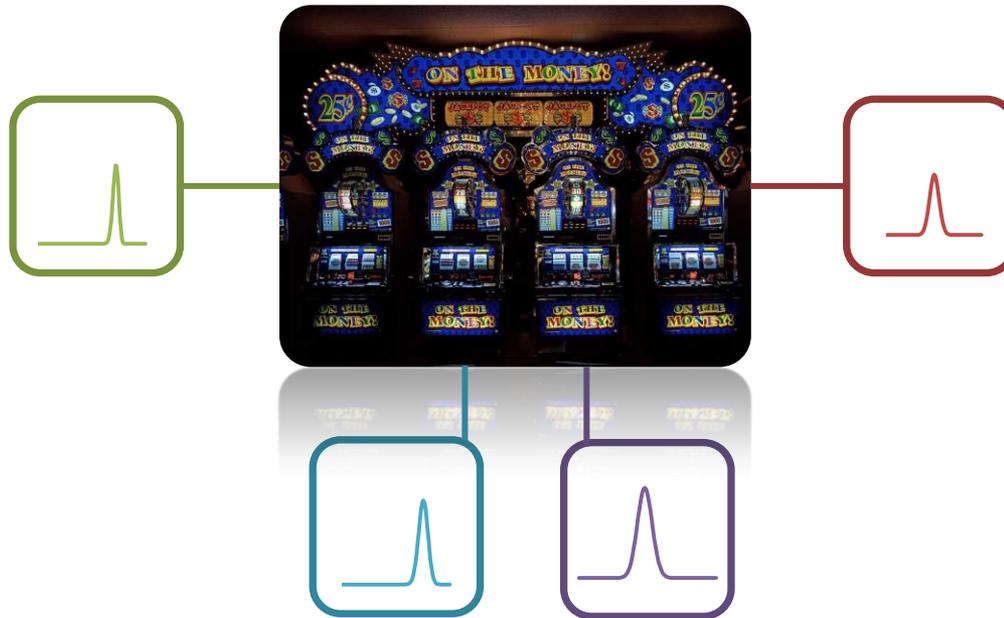
- Estimer des distributions de probabilités à partir d'observations.
- Dilemme entre exploration et exploitation.



Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Problème du bandit manchot

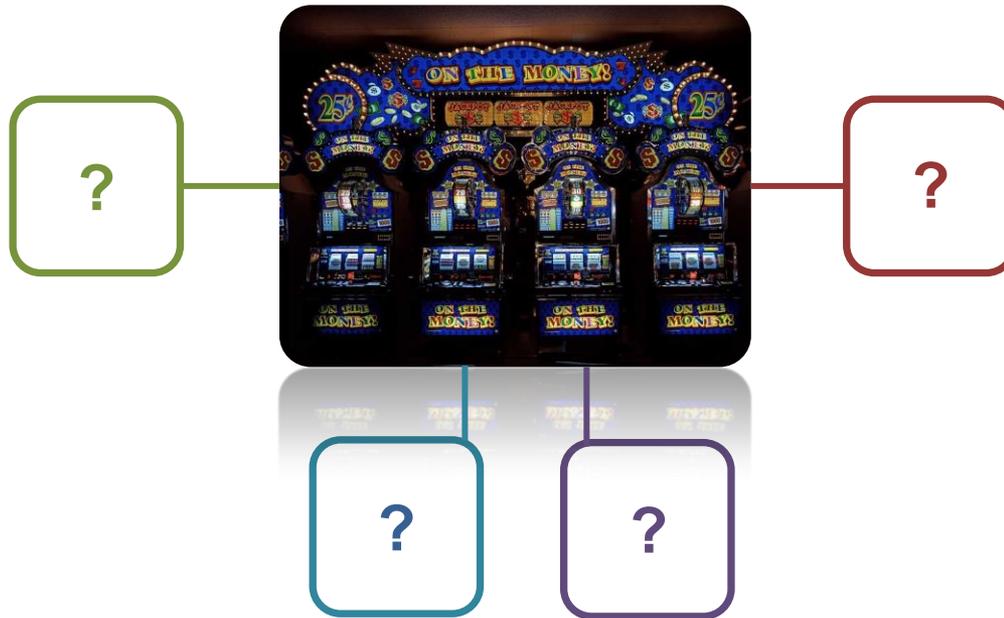
- Estimer des distributions de probabilités à partir d'observations.
- Dilemme entre exploration et exploitation.



Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Problème du bandit manchot

- Estimer des distributions de probabilités à partir d'observations.
- Dilemme entre exploration et exploitation.



Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

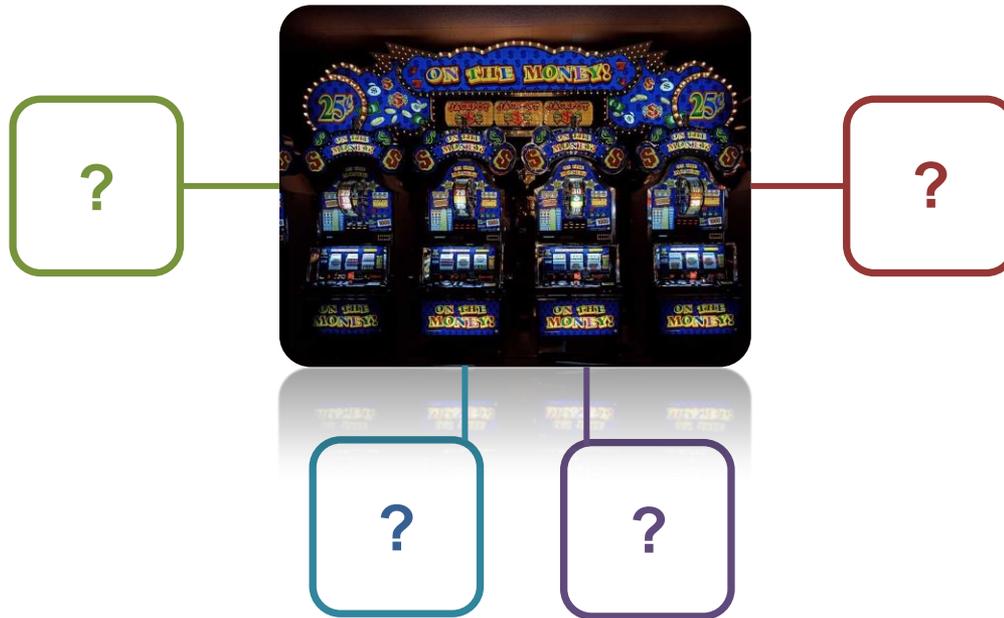
Problème du bandit manchot

- Estimer des distributions de probabilités à partir d'observations.
- Dilemme entre exploration et exploitation.



observation

- 1
- 0
- 0
- 1
- 1
- 0
- 0
- 1
- ?



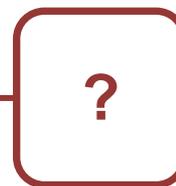
Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Problème du bandit manchot

- Estimer des distributions de probabilités à partir d'observations.
- Dilemme entre exploration et exploitation.



● 1	● 0
● 0	● 1
● 0	● 0
● 1	● 0
● 1	● 0
● 0	● 0
● 0	● 1
● 1	● 1
● 1	● 0
● 0	● 0
● 0	● 0
● 1	● 0
● 0	● 1
● 1	● 0
● 0	● 1

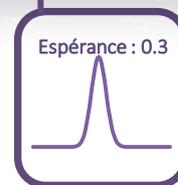
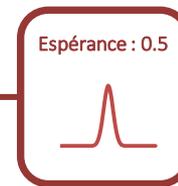
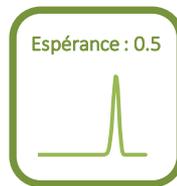
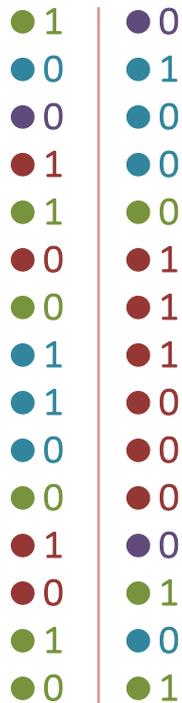


Gain total : 13

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Problème du bandit manchot

- Estimer des distributions de probabilités à partir d'observations.
- Dilemme entre exploration et exploitation.



Gain total : 13
Regret total : 5

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Types de bandits

- Horizon fini ou infini.
- Bandits stationnaires ou non stationnaires.

Stratégies de bandit

- *ϵ -greedy*
- *Probability matching*
- Poursuite
- UCB
- ...

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

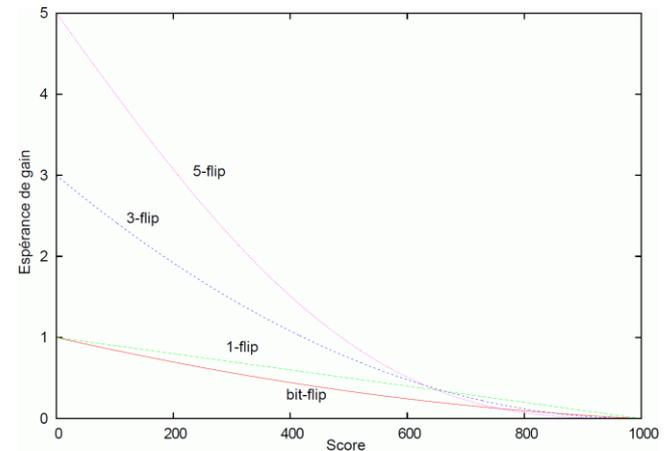
Types de bandits

- Horizon fini ou infini.
- Bandits stationnaires ou non stationnaires.

Stratégies de bandit

- ε -greedy
- *Probability matching*
- Poursuite
- UCB
- ...

Bandit comme modèle d'abstraction pour la sélection adaptative des opérateurs ?



Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

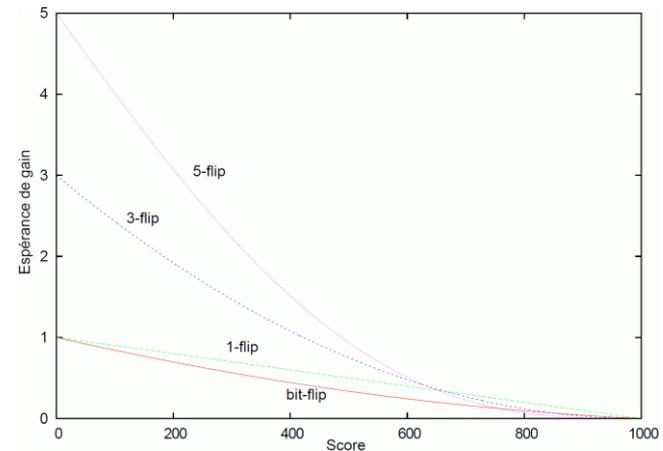
Types de bandits

- Horizon fini ou infini.
- Bandits stationnaires ou non stationnaires.

Stratégies de bandit

- ϵ -greedy
- *Probability matching*
- Poursuite
- UCB
- ...

Bandit comme modèle d'abstraction pour la sélection adaptative des opérateurs ?



Adapter le cadre de la théorie des bandits avec celui de la sélection adaptative d'opérateurs

- L'espérance de gain de l'application d'un opérateur à un individu dépend de l'individu lui-même, donc de la séquence d'opérateurs qui lui a été appliquée précédemment.
- Définir un modèle simplifié de bandit où les récompenses sont influencées par les actions précédentes.

Bandits à bras interconnectés

Pondérer chaque récompense d'un coefficient inversement proportionnel au nombre d'activations récentes du bras.

Exemple : fenêtre des W dernières actions

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Bandits à bras interconnectés

Pondérer chaque récompense d'un coefficient inversement proportionnel au nombre d'activations récentes du bras.
Exemple : fenêtre des W dernières actions

Bandits à bras interconnectés simplifiés

- B_1 **bras utiles** : chaque récompense est égale à $1-a/W$ (a : nombre d'activations durant les W dernières actions).
- B_0 **bras neutres** : récompense systématiquement nulle.

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Bandits à bras interconnectés

Pondérer chaque récompense d'un coefficient inversement proportionnel au nombre d'activations récentes du bras.
Exemple : fenêtre des W dernières actions

Bandits à bras interconnectés simplifiés

- B_1 **bras utiles** : chaque récompense est égale à $1 - a/W$ (a : nombre d'activations durant les W dernières actions).
- B_0 **bras neutres** : récompense systématiquement nulle.

EXEMPLE

$B_1 = 1$ ●
 $B_0 = 1$ ●
 $W = 3$
 $T = 12$

Coup	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Action	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
Récompense	1	2/3	1/3	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gain total : 2
Regret total : ?

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Bandits à bras interconnectés

Pondérer chaque récompense d'un coefficient inversement proportionnel au nombre d'activations récentes du bras.

Exemple : fenêtre des W dernières actions

Bandits à bras interconnectés simplifiés

- B_1 **bras utiles** : chaque récompense est égale à $1 - a/W$ (a : nombre d'activations durant les W dernières actions).
- B_0 **bras neutres** : récompense systématiquement nulle.

EXEMPLE

$B_1 = 1$ ●
 $B_0 = 1$ ●
 $W = 3$
 $T = 12$

Coup	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Action	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
Récompense	1	2/3	0	2/3	0	2/3	0	2/3	0	2/3	0	2/3

Gain total : 5
Regret total : 0

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Bandits à bras interconnectés

Pondérer chaque récompense d'un coefficient inversement proportionnel au nombre d'activations récentes du bras.

Exemple : fenêtre des W dernières actions

Bandits à bras interconnectés simplifiés

- B_1 **bras utiles** : chaque récompense est égale à $1 - a/W$ (a : nombre d'activations durant les W dernières actions).
- B_0 **bras neutres** : récompense systématiquement nulle.

EXEMPLE

$B_1 = 1$ ●

$B_0 = 1$ ●

$W = 3$

$T = 12$

Coup	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Action	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
Récompense	1	2/3	0	2/3	0	2/3	0	2/3	0	2/3	0	2/3

Gain total : 5
Regret total : 0

Déterminer la stratégie optimale (ou le regret total) est un problème difficile, même en pleine connaissance des paramètres du bandit.

Bandits à bras interconnectés (simplifiés)

- Stratégies de bandit classiques logiquement inefficaces.
- Modèles en îles dynamiques comme stratégie de bandit.

Problématique de la sélection d'opérateurs et théorie des bandits

Bandits à bras interconnectés (simplifiés)

- Stratégies de bandit classiques logiquement inefficaces.
- Modèles en îles dynamiques comme stratégie de bandit.



Bras
utile

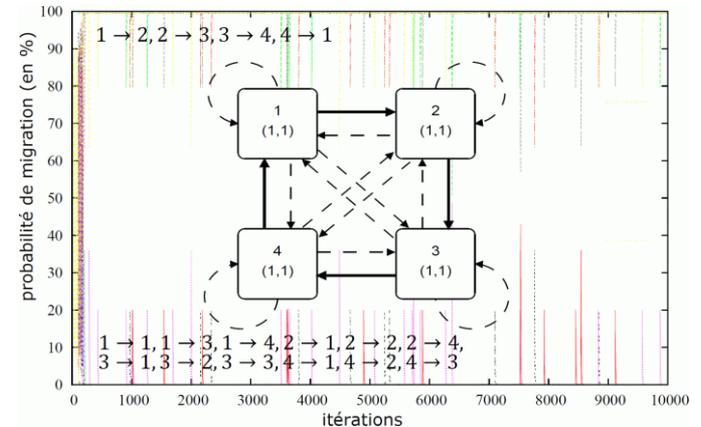
Bras
utile

Bras
utile

Bras
utile

EXEMPLE

$$\begin{aligned} B_1 &= 4 \\ B_0 &= 0 \\ W &= 10 \\ T &= 10000 \end{aligned}$$



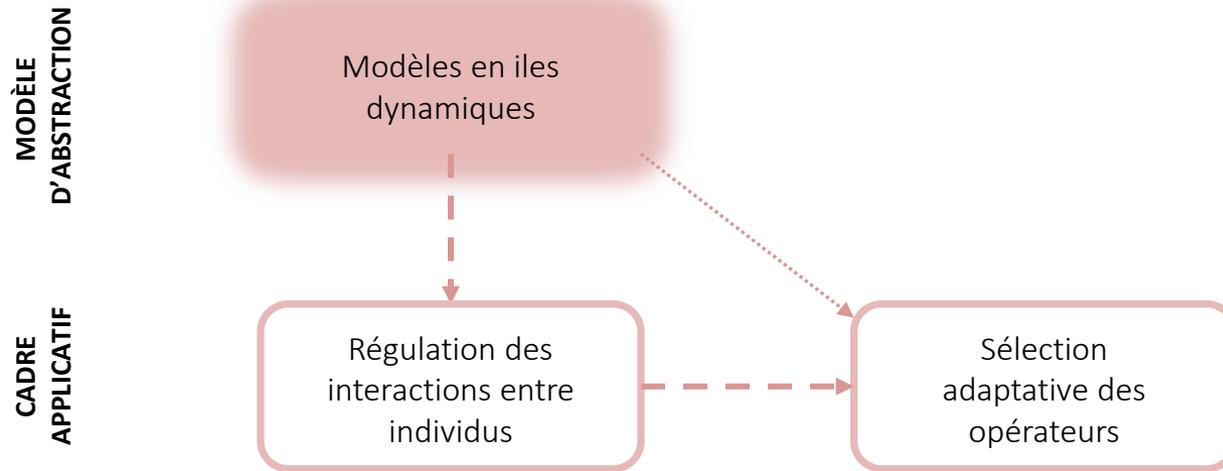
Utiliser le cadre des bandits pour concevoir des stratégies efficaces de sélection d'opérateurs au sein d'algorithmes évolutionnaires.

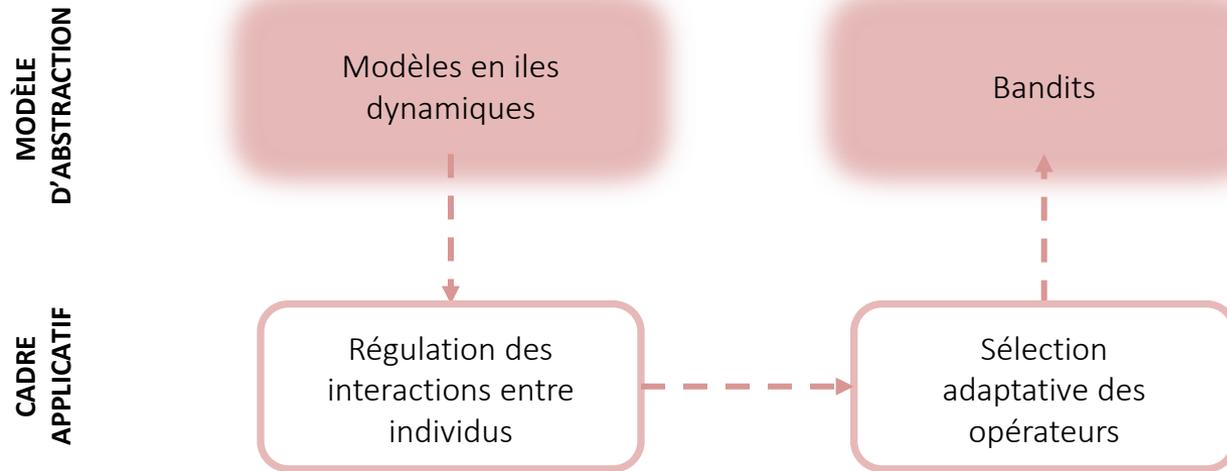
MODÈLE
D'ABSTRACTION

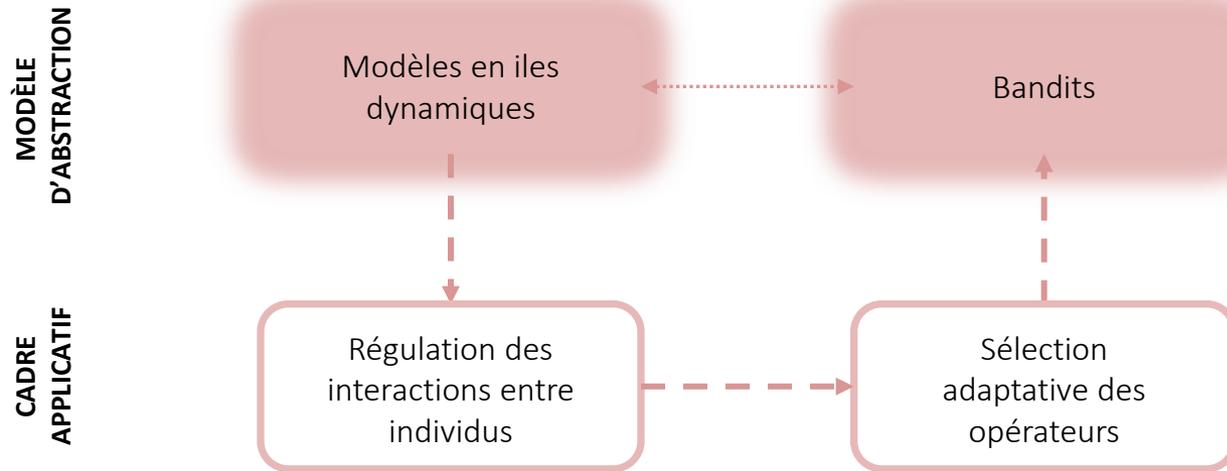
Modèles en îles
dynamiques

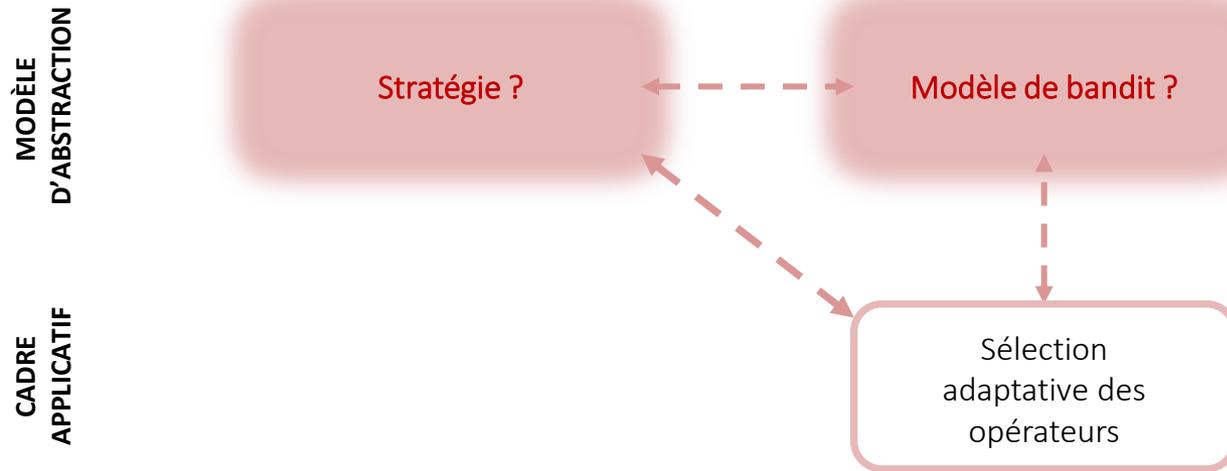
CADRE
APPLICATIF

Régulation des
interactions entre
individus



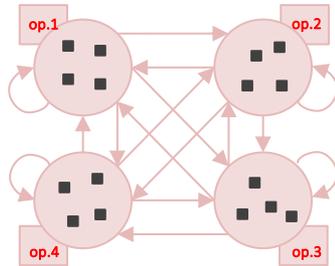






Modèles d'abstraction pour la résolution de problèmes combinatoires

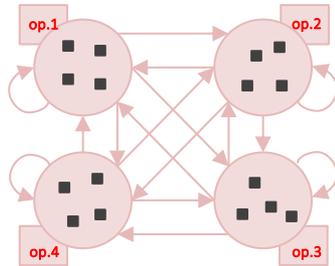
Modèles en îles dynamiques



- Régulation auto-adaptative des interactions entre individus.
- Mécanisme de sélection adaptative des opérateurs.

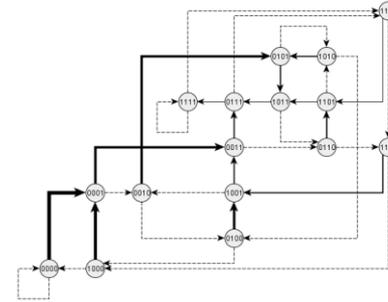
Modèles d'abstraction pour la résolution de problèmes combinatoires

Modèles en îles dynamiques



- Régulation auto-adaptative des interactions entre individus.
- Mécanisme de sélection adaptative des opérateurs.

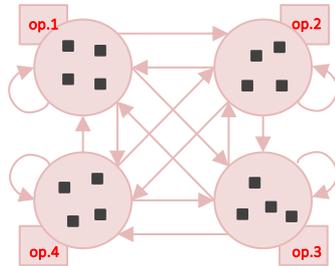
Bandits à bras interconnectés



- Cadre abstrait pour les stratégies de sélection d'opérateurs.
- Incorporer des mécanismes permettant de simuler des schémas plus cohérents d'évolution d'utilité des opérateurs.

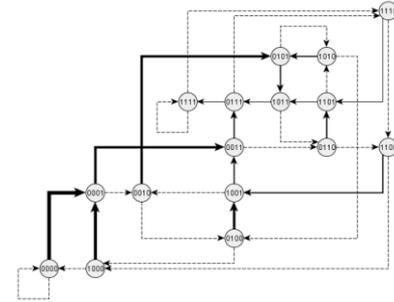
Modèles d'abstraction pour la résolution de problèmes combinatoires

Modèles en îles dynamiques



- Régulation auto-adaptative des interactions entre individus.
- Mécanisme de sélection adaptative des opérateurs.

Bandits à bras interconnectés



- Cadre abstrait pour les stratégies de sélection d'opérateurs.
- Incorporer des mécanismes permettant de simuler des schémas plus cohérents d'évolution d'utilité des opérateurs.

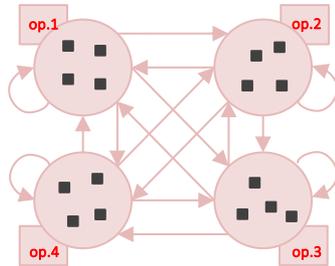
Paysages de fitness



- Une représentation schématique des paysages n'est pas appropriée pour l'aide à la conception de métaheuristiques.
- Étude de stratégies d'escalades sur des paysages de fitness pour identifier les facteurs d'efficacité des recherches par voisinage.

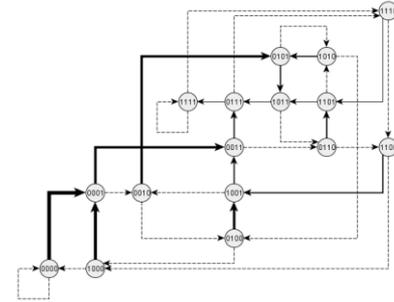
Modèles d'abstraction pour la résolution de problèmes combinatoires

Modèles en îles dynamiques



- Régulation auto-adaptative des interactions entre individus.
- Mécanisme de sélection adaptative des opérateurs.

Bandits à bras interconnectés



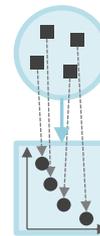
- Cadre abstrait pour les stratégies de sélection d'opérateurs.
- Incorporer des mécanismes permettant de simuler des schémas plus cohérents d'évolution d'utilité des opérateurs.

Paysages de fitness



- Une représentation schématique des paysages n'est pas appropriée pour l'aide à la conception de métaheuristiques.
- Étude de stratégies d'escalades sur des paysages de fitness pour identifier les facteurs d'efficacité des recherches par voisinage.

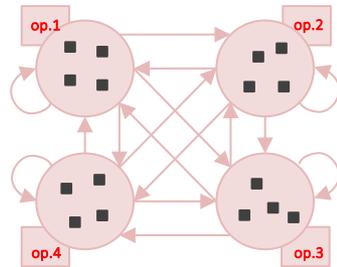
Recherche locale multi-objectif



- Déterminer le meilleur ensemble de solutions.

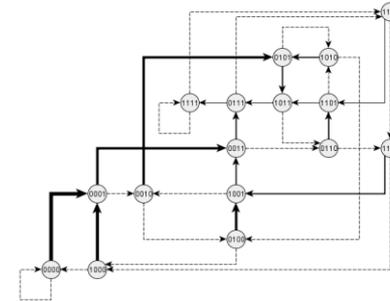
Modèles d'abstraction pour la résolution de problèmes combinatoires

Modèles en îles dynamiques



- Régulation auto-adaptative des interactions entre individus.
- Mécanisme de sélection adaptative des opérateurs.

Bandits à bras interconnectés



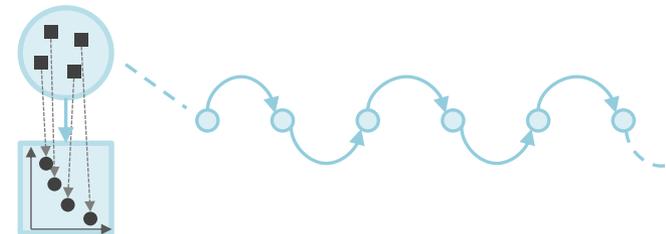
- Cadre abstrait pour les stratégies de sélection d'opérateurs.
- Incorporer des mécanismes permettant de simuler des schémas plus cohérents d'évolution d'utilité des opérateurs.

Paysages de fitness



- Une représentation schématique des paysages n'est pas appropriée pour l'aide à la conception de métaheuristiques.
- Étude de stratégies d'escalades sur des paysages de fitness pour identifier les facteurs d'efficacité des recherches par voisinage.

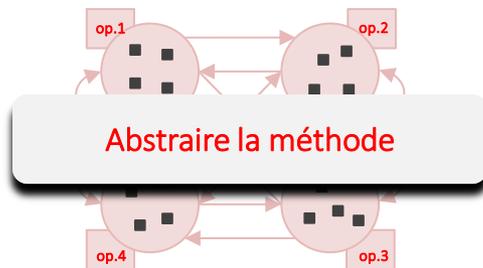
Recherche locale multi-objectif



- Déterminer le meilleur ensemble de solutions.
- Abstraire les problèmes multi-objectif en problèmes mono-objectifs dans l'espace des solutions-ensembles.
- Définitions de voisinages de solutions-ensembles.

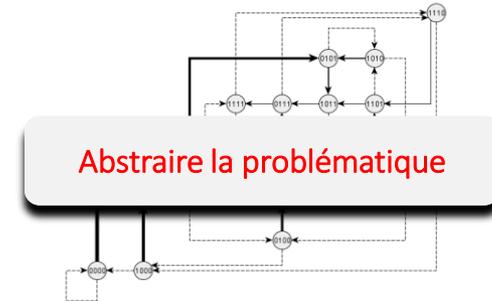
Modèles d'abstraction pour la résolution de problèmes combinatoires

Modèles en îles dynamiques



- Régulation auto-adaptative des interactions entre individus.
- Mécanisme de sélection adaptative des opérateurs.

Bandits à bras interconnectés



- Cadre abstrait pour les stratégies de sélection d'opérateurs.
- Incorporer des mécanismes permettant de simuler des schémas plus cohérents d'évolution d'utilité des opérateurs.

Paysages de fitness

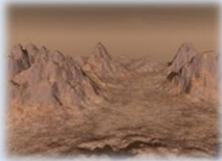
Abstraire les problèmes

- Une représentation schématique des paysages n'est pas appropriée pour l'aide à la conception de métaheuristiques.
- Étude de stratégies d'escalades sur des paysages de fitness pour identifier les facteurs d'efficacité des recherches par voisinage.

Recherche locale multi-objectif



- Déterminer le meilleur ensemble de solutions.
- Abstraire les problèmes multi-objectif en problèmes mono-objectifs dans l'espace des solutions-ensembles.
- Définitions de voisinages de solutions-ensembles.



Matthieu Basseur



Frédéric Lardeux
Frédéric Saubion

Caner Candan
Fabien Chhel
Pierre Desport
Jin-Kao Hao
David Lesaint
Arnaud Liefoghe
Macha Nikolski

Jean-Michel Richer
David James Sherman
Hugo Traverson
Sébastien Verel
Vincent Vigneron
Nikolay Vyahhi
Yi Zhou

MODÈLES D'ABSTRACTION POUR LA RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES

Soutenance pour l'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches

Adrien GOËFFON

Angers, le 17 novembre 2014

Composition du jury

Mme Clarisse DHAENENS	Professeure, École Polytechnique universitaire de Lille	Rapporteure
M. Jin-Kao HAO	Professeur, Université d'Angers	Examinateur
M. Éric MONFROY	Professeur, Université de Nantes	Rapporteur
M. Frédéric SAUBION	Professeur, Université d'Angers	Garant
M. Marc SCHOENAUER	Directeur de recherche, INRIA Saclay	Rapporteur
Mme Christine SOLNON	Professeure, INSA Lyon	Examinatrice