

Introduction

Résolution des problèmes d'Optimisation

A. BENGHENI(2019/2020)

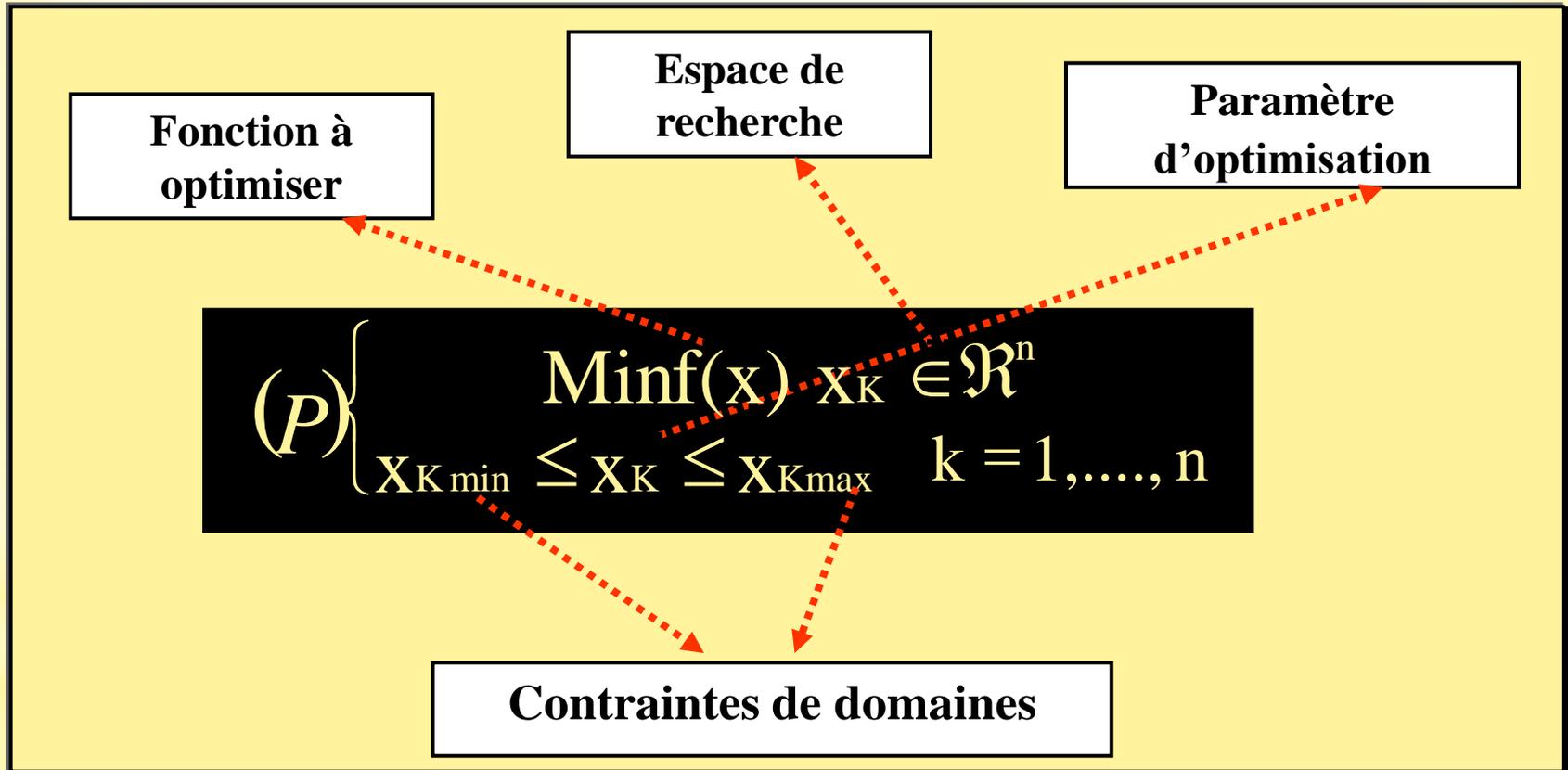
Université IBN Khaldoun - TIARET - Faculté MI -

Département informatique

Sommaire

- ◆ Problème d'optimisation
- ◆ Méthodes d'optimisation
- ◆ Méthodes d'optimisation locale
- ◆ Méthodes d'optimisation globale
 - Méthodes trajectoires
 - Méthode de descente
 - Recuit simulé
 - Recherche tabou
 - Méthodes de population
 - Algorithmes génétiques
 - Algorithmes des colonies de fourmis
- ◆ Conclusion

Problème d'optimisation



Optimisation combinatoire

- **S** : **ensemble de solutions potentielles** au plus *dénombrable* (souvent fini de grande taille) (l'ensemble de solutions réalisables (admissibles....))
- **Problème combinatoire**
Trouver la ou les solutions de S convenable
- **Optimisation combinatoire**
 $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ fonction à optimiser (ou de coût)
Trouver la ou les solutions de S donnant la ou les plus grandes (ou plus petites) valeurs pour f.

Optimisation combinatoire

- Exemples :

- Le Voyageur de commerce
- Le problème du sac-à-dos
- Routage dans les réseaux
- Routage de véhicules
- Affectation de fréquence en téléphonie
-

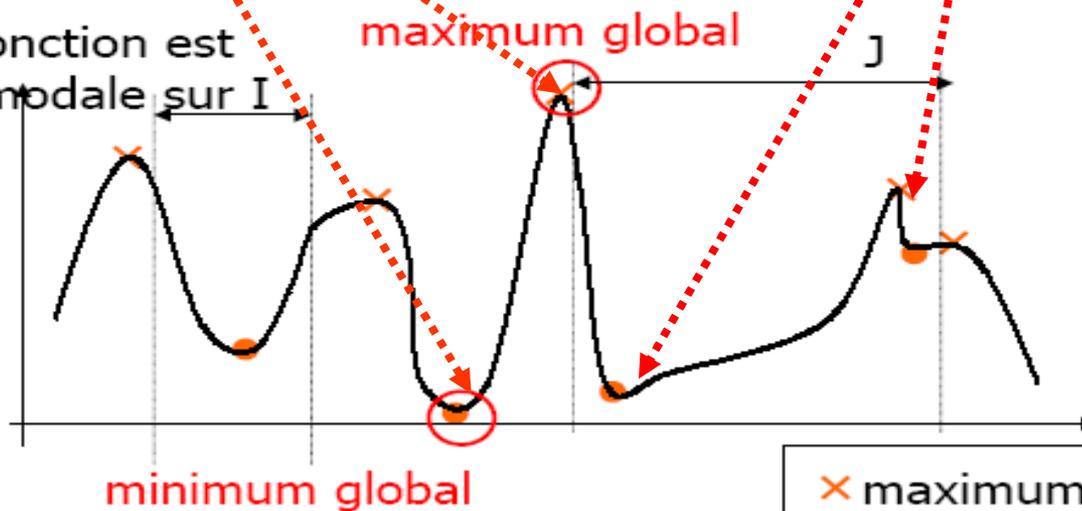
Méthodes d'optimisation

Méthodes d'optimisation globale

Méthodes d'optimisation locale

■ Optimisation = trouver le minimum (maximum) d'une fonction

la fonction est unimodale sur I



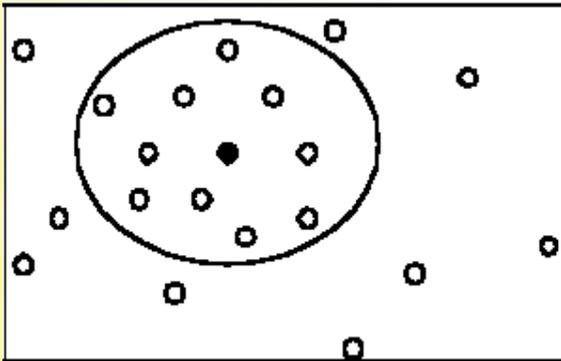
× maximum locaux
● minimum locaux

Notion de voisinage : l'espace est structuré. A chaque élément x de E , on associe un voisinage.

- Un voisinage est un ensemble d'éléments de E
- Le voisinage d'une solution $s \in S$ est un sous-ensemble de S : $N(s) = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ solutions voisines de s

Exemple 02

Exemple 01



Voisinage de x : inverse successivement chacun des bits

0	1	0	1	0	1
1	1	0	1	0	1
0	0	0	1	0	1
0	1	1	1	0	1
0	1	0	0	0	1
0	1	0	1	1	1
0	1	0	1	0	0

L'espace de recherche peut être vu comme un graphe où les sommets représentent les solutions et les arêtes connectent les paires de solutions voisines.

Un **chemin** dans l'espace de recherche est une séquence de solutions, deux solutions consécutives étant toujours voisines.

Optimum local: une solution aussi bonne que toutes les voisines

Problème de minimisation:

s^+ est un optimum local

$\uparrow\downarrow$

$$f(s^+) \leq f(s), \quad \forall s \in N(s^+)$$

Optimum global (solution optimale) s^* :

$$f(s^*) \leq f(s), \quad \forall s \in S$$

Algorithmes d'optimisation locale

- **Les algorithmes de recherche locale** sont conçus comme une stratégie pour explorer l'espace de recherche.
- **Départ:** solution initiale obtenue par une méthode constructive
- **Itération:** amélioration de la solution courante par une recherche dans son voisinage
- **Arrêt:** premier optimum local trouvé (il n'y a pas de solution voisine meilleure que la solution courante)

Algorithmes d'optimisation locale

- **Amélioration itérative**: à chaque itération, sélectionner dans le voisinage une solution meilleure que la solution courante
- **Descente la plus rapide**: à chaque itération, sélectionner la meilleure solution du voisinage

Hill-Climber ou Steepest descent

1. Initialisation **aléatoire** s appartenant à S
2. Choisir le voisin s' le plus performant de $N(s)$
pour tout s_1 de $N(s)$ / $f(s_1) \leq f(s')$
3. Aller à l'étape 2 si **une amélioration est possible**

Remarque:

- S'arrête sur optimum local
- On peut choisir le premier plus performant au lieu *du* performant

Algorithmes de recherche locale

- Questions fondamentales :
 - ✓ Définition du voisinage
 - ✓ Stratégie de recherche dans le voisinage
 - ✓ Complexité de chaque itération:
 - ✓ Dépend du nombre de solutions dans le voisinage
 - ✓ Dépend du calcul efficace du coût de chaque solution voisine

- Différents aspects de l'espace de recherche peuvent influencer la performance d'un algorithme de recherche locale
- **Connexité**: il doit y avoir un chemin entre chaque paire de solutions de l'espace de recherche
- **Distance** entre deux solutions: nombre de sommets visités sur le chemin le plus court entre elles.
- **Diamètre**: distance entre les deux solutions les plus éloignées (diamètres réduits!)

■ Difficultés:

- ✓ Arrêt prématuré sur **le premier optimum local**
- ✓ **Sensibles** à la solution de départ
- ✓ **Sensibles** au voisinage choisi
- ✓ **Sensible** à la stratégie de recherche
- ✓ **Nombre** d'itérations

- **Extensions** pour réduire les difficultés des algorithmes de recherche locale:
 - **Réduction des voisinages**: considérer un sous-ensemble du voisinage
 - Accepter parfois des **solutions qui n'améliorent pas** la solution courante, de façon à pouvoir sortir d'un optimum local.
 - **Multi-départ**: appliquer l'algorithme de recherche locale à partir de plusieurs solutions de départ
 - **Multi-voisinages dynamiques**: changer de définition de voisinage après avoir obtenu un optimum local
- → **Meta-heuristiques**

Méthodes d'optimisation globale

```
graph TD; A[Méthodes d'optimisation globale] --> B[Méthodes exactes]; A --> C[Méthodes approchées (heuristiques)]; C --> D[Métaheuristiques];
```

A flowchart illustrating the classification of global optimization methods. The root node is 'Méthodes d'optimisation globale', which branches into 'Méthodes exactes' and 'Méthodes approchées (heuristiques)'. The 'Méthodes approchées (heuristiques)' node further branches into 'Métaheuristiques'.

Méthodes exactes

**Méthodes approchées
(heuristiques)**

Métaheuristiques

Heuristiques

- Du grec heuriskein : trouver/découvrir (heureka)
- Une heuristique est plutôt une méthode qui cherche (stratégie)... puisqu'on ne peut garantir le résultat
- Définition : une heuristique est une méthode qui cherche de bonne solution (proche de l'optimalité)

Remarques :

- ✓ Temps de calcul raisonnable
- ✓ Sans garantir faisabilité ou l'optimalité.
- ✓ Très large succès : des techniques performantes de résolution

Évaluation des Heuristiques

- Le problème n'est pas tellement de générer une solution, mais de connaître sa qualité
- Évaluation en moyenne
- Évaluation en meilleure solution obtenue
- Évaluation du compromis entre qualité/coût

Méthodes d'optimisation globale

Méthodes exactes

Fiche de TD N°01

**Méthodes approchées
(heuristiques)**

Méta-heuristiques

Recherche locale

La descente

**Recherche
tabou**

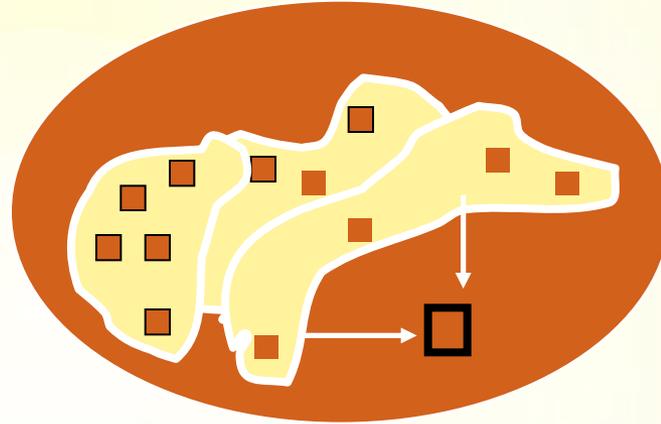
Recuit simulé

Recherche globale

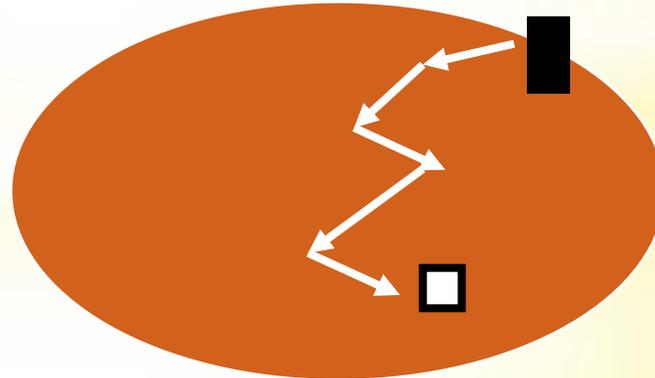
**Algorithmes
génétiques**

**Algorithme des
colonies de
fourmis**

Approche globale évolutive



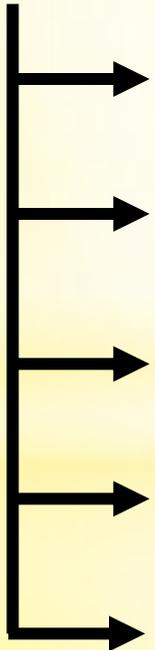
Approche locale itérative



Algorithmes génétiques

□ C'est un algorithme d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle.

□ Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments :

- 
- Un principe de codage de l'élément de population
 - Un mécanisme de génération de la population initiale
 - Une fonction à optimiser
 - Des opérateurs permettant de diversifier la population
 - Des paramètres de dimensionnement

**PROCESSUS de
SELECTION
NATURELLE**



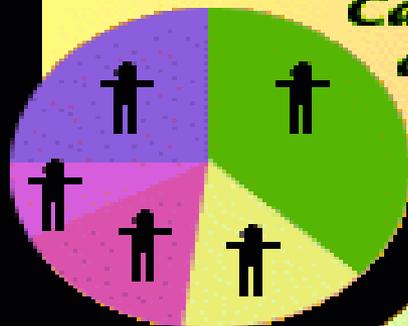
Génération de la population initiale



Calcul des adaptations

$$F(\text{stick figure}) = ?$$

**Calcul de la probabilité
de sélection de chaque
individu**



**Elimination des
plus mauvais
individus**



**Calcul d'une nouvelle génération
par reproduction :**

- **Sélection des parents**
- **Reproduction**
(cross-over, mutation)

si fin



Résultats

La notion de voisinage est remplacée par l'application d'opérateurs de "mutation" et de "croisement" (cross-over).

Algorithme :

Choisir la taille t de la population

Générer la population initiale P // i.e. un ensemble de solutions

WHILE {le critère d'arrêt n'est pas satisfait}

// recombinaisons par mutation et croisement

Reproduction des individus de P

// sélection probabiliste de t individus

// créés à l'étape précédente (plus ils sont "bons",

// et plus la probabilité de les sélectionner

// est forte

Mise à jour de P

ENDWHILE

Algorithme génétique

Théorie de l'évolution naturelle

$f(a,b,c,d,e)$

$i_1 = (a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$

$p_1 = (i_1, i_2, \dots, i_n)$

$f(i_1) = f(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$

Configuration de paramètres

Ensemble d'individus

Evaluation de la fonction objective

Espace de recherche

" Les individus d'une population les plus adaptés à leur environnement sont les plus capables à survivre et à se reproduire à chaque génération."

Sélection

croisement

mutation

Itérations de la méthode

Opérateurs génétiques

L'optimisation par colonies de fourmis

Ce type d'algorithme a été proposé (1992, par Marc Dorigo), il s'inspire des comportements collectifs de dépôt et de suivie de traces

**▪ACO (Ant Colony Optimization) :
Comportement collectif de fourmis pour résoudre des problèmes combinatoires.**

▪Recherche d'un «meilleur» chemin.

▪Communiquent entre elles, à travers la phéromone

Dans la nature, les fourmis utilisent des phéromones pour marquer des informations dans leur environnement:

Elles utilisent ensuite leur capteur de phéromones pour déterminer le chemin le plus marqué en phéromones qu'elles suivront.

❑ 'Fourmis'

- ❑ Agents de recherche qui miment les comportements des fourmis réels.

❑ Problème posé par les éthologues :

- ❑ Comment des insectes qui ne voient pas trouvent le PCC entre leur nid et la nourriture???



❑ Réponse :

- ❑ Utilisation du milieu pour communiquer entre les individus.

❑ Le phéromone:

- ❑ Une fourmi qui se déplace, laisse une quantité variable de phéromone sur son chemin, qui est détectée par les prochaines fourmis, et qui détermine avec une grande probabilité leur chemin.

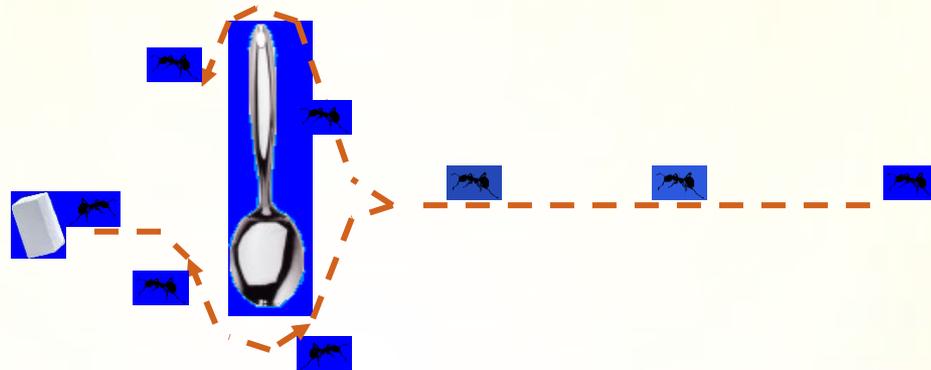
❑ Forme de '*autocatalytic behavior*' :

- ❑ Plus des fourmis suivent le chemin plus le chemin devient attractif.

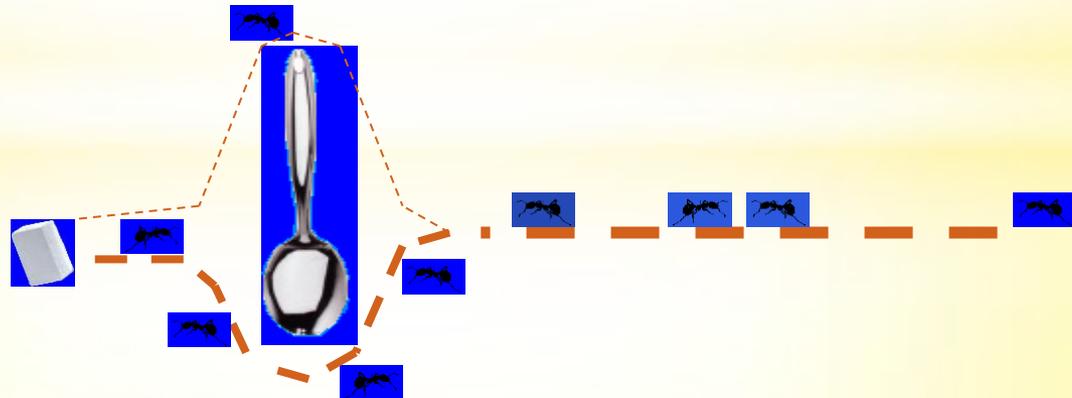
Détection de la nourriture



Aller vers la nourriture selon différents chemins

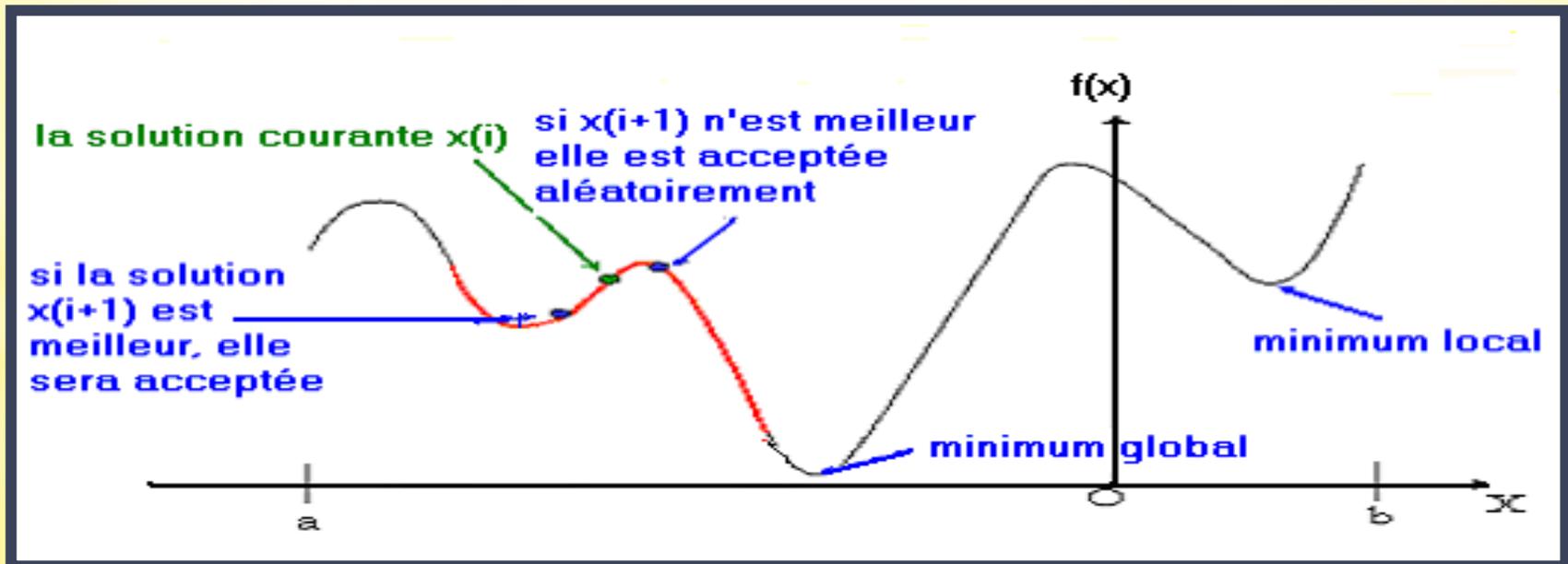


Choix du plus cours chemin

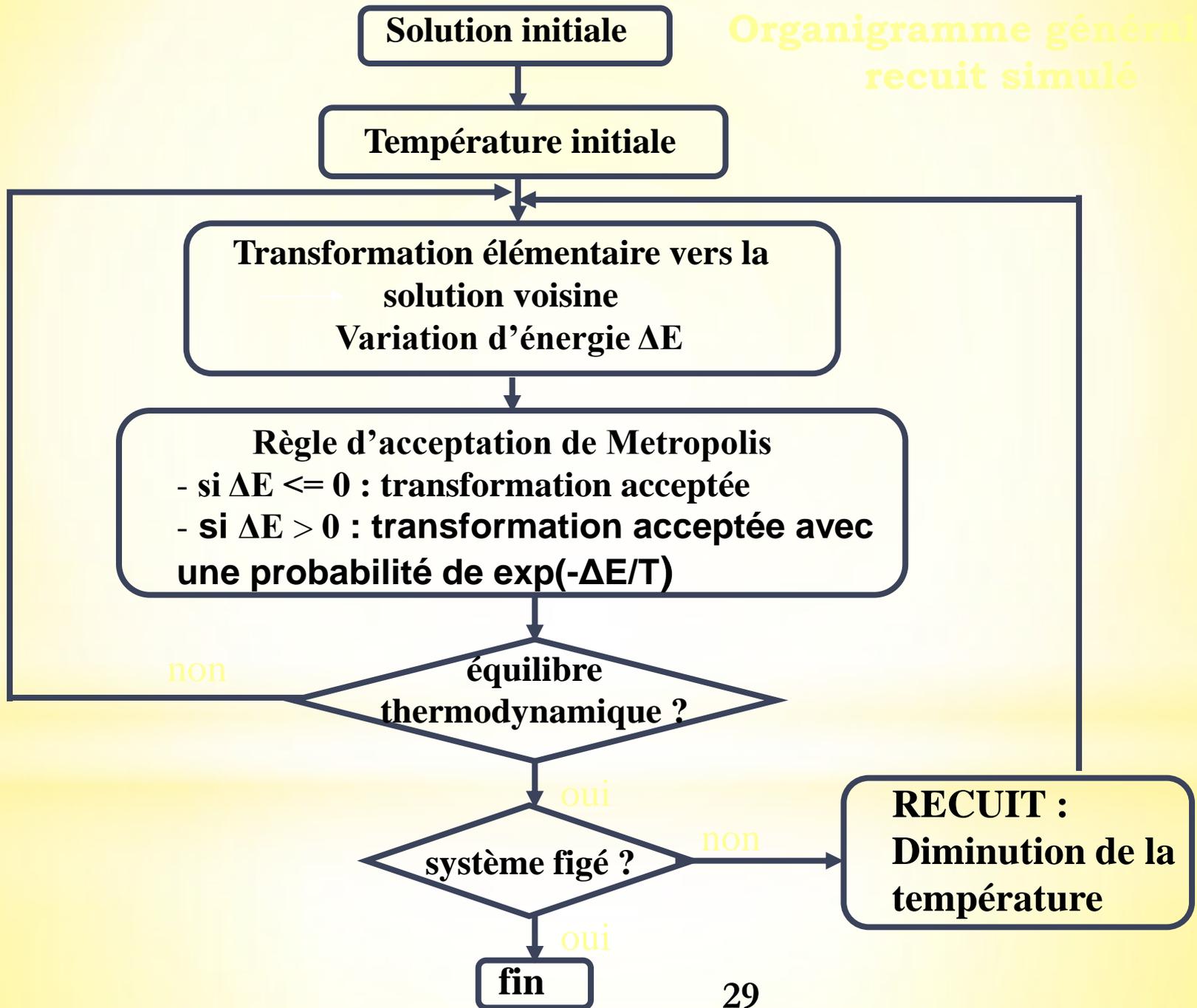


Recuit simulé

- **Algorithme qui s'inspire d'un mécanisme naturel pour trouver une solution optimale à un problème**
- **Recuit = processus physique de chauffage suivi d'un lent refroidissement pour obtenir une structure cristalline plus solide.**
- **Recuit simulé = processus qui baisse lentement sa température jusqu'à ce que le système se fige et que plus aucun changement ne soit observé.**



Organigramme général du recuit simulé



RECUIT SIMULE (recherche d'un minimum)

```
choisir une solution initiale  $s$ 
choisir une température initiale  $T_i > 0$ 
choisir une température finale  $T_f > 0$  //  $T_f < T_i$ 
choisir un nombre d'itération NB (à une température donnée)
choisir le coefficient de diminution de la température  $\Phi \in$ 
[0,1[
  T  $\leftarrow$   $T_{\{i\}}$ 
  WHILE {  $T_f < T$  }
  FOR {k = 1 to NB}
  S'  $\leftarrow$  voisin aléatoire de  $s$ 
   $\Delta \leftarrow f(s') - f(s)$ 
  IF { $\Delta \leq 0$ }
    s  $\leftarrow$  s'
  ELSE
    s  $\leftarrow$  s' avec la probabilité  $e^{-\Delta/T}$ 
  ENDIF
  ENDFOR
  T  $\leftarrow$  T* $\Phi$ 
  ENDWHILE
```

Recherche tabou

Introduite par Glover 1986

Choix du meilleur voisin (même s'il se révèle moins bon)

Utilisation d'une liste des voisins visités pour éviter de boucler

La méthode consiste à se déplacer d'une solution vers une autre par observation du voisinage de la solution de départ et à définir des transformations tabous que l'on garde en mémoire.

Une transformation tabou est une transformation que l'on s'interdit d'appliquer à la solution courante.

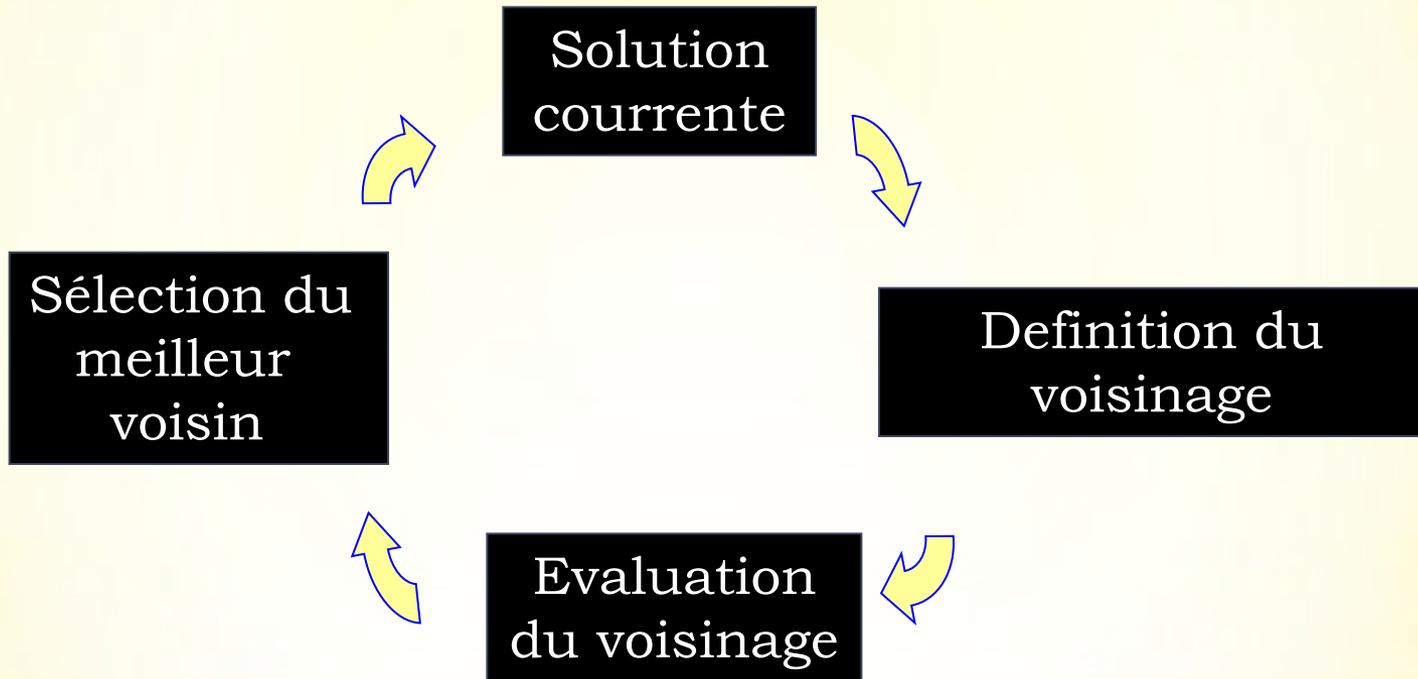
Recherche Tabou (TS)

- ✓ A chaque itération, « le moins mauvais » voisin est choisit
- ✓ Pour éviter les cycles, c'est à dire la répétition infinie d'une séquence de mouvements, les L derniers mouvements sont considérés comme interdits, L étant la taille de la liste tabou
- ✓ À chaque itération, le mouvement effectué est donc le moins mauvais mouvement non tabou

LA RECHERCHE **TABOU**

- Garder des traces du passé pour mieux s'orienter dans le future
Utilisation d'une (petite) mémoire (la liste tabou) pour éviter de tomber dans un optimum local et/ou pour éviter de boucler
- La gestion de la liste tabou est de type FIFO (First In First Out)}

```
choisir la taille de la liste tabou LTABOU
choisir un nombre d'itération NB
choisir une solution initiale s
meilleure_evaluation <- f(s), $meilleure_solution <- s
change <- TRUE
WHILE {change = TRUE}
  change <- FALSE
  FOR {k = 1 to NB}
    choisir le voisin s' de s minimisant f et  $\notin$  LTABOU
    IF {f(s') < meilleure_evaluation}
      meilleure_solution <- s'
      meilleure_evaluation <- f(s')
      change = TRUE
    ENDIF
  mettre à jour la liste tabou, i.e. ajouter s' à LTABOU
  s <- s'
  ENDFOR
ENDWHILE
```



Une itération dans la recherche tabou

Conclusion

- ✓ Les méta-heuristiques présentent de très bons résultats sur certains types de problèmes (**complexes**)
- ✓ Algorithmes faciles à mettre en œuvre
- ✓ Il faut faire les bons choix de **paramétrage**
- ✓ Solution **non garantie**
- ✓ Tendances : **hybridation** des méta-heuristiques