

# Chapitre 6

Métaheuristiques basées  
population

« Algorithmes génétiques »

# Introduction

- Introduction
- Principes des algorithmes génétiques
- Codages des variables
- Population initiale
- Fonction d'adaptation
- L'algorithme
  - Sélection
  - Croisement
  - Mutation

# Introduction

- Les métaheuristique basées population diffèrent des méthodes basées solution dans la mesure où elles conservent un échantillon de solutions candidates plutôt qu'une seule solution candidate.
- Exemples:
  - Algorithme génétique
  - Colonie de Fourmis
  - Optimisation par essaim de particule

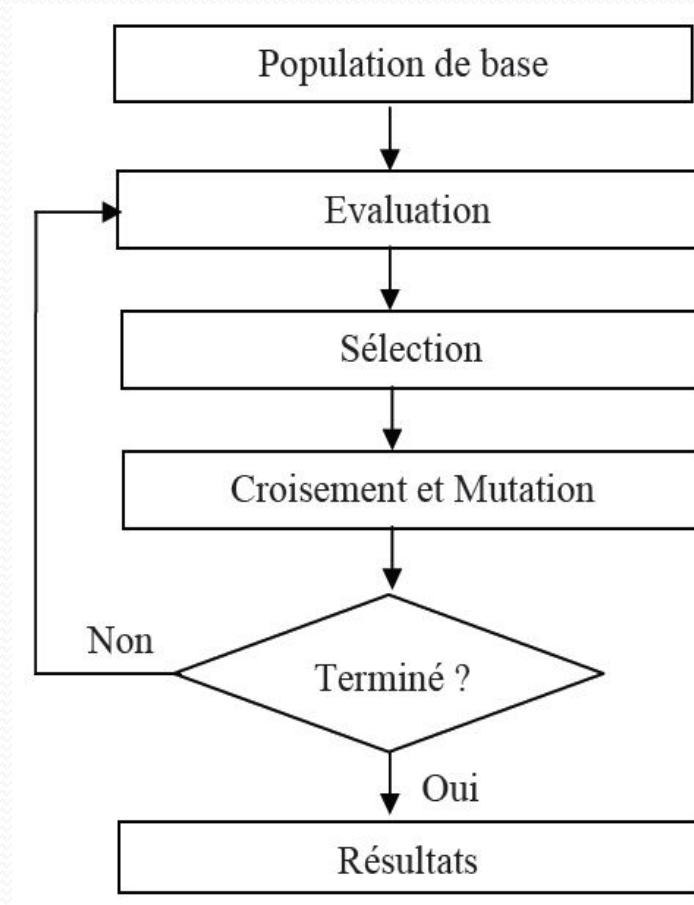
# Introduction

- Les algorithmes génétiques (AG) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle développé par « Charles Darwin » .
  - Les individus les plus adoptés tendant à survivre plus longtemps et à se reproduire plus aisément.
  - Le principe d'adaptation d'une population d'individus aux conditions naturelles définis par environnement, inclut les lois de variations telles que le croisement et la mutation qui expliquent l'apparition des variations aux niveaux individuelles.
  - Le principe conduit une population à s'évoluer et s'adapter de génération en génération.

# Introduction

- Les mécanismes de « Charles Darwin » ont été adaptés à l'optimisation par John Holland (Holland 1975).
- Le vocabulaire utilisé est le même que celui de la théorie de l'évolution et de la génétique, on emploie les termes:
  - Individu (solution potentielle),
  - Population (ensemble de solutions),
  - Génotype ou chromosome (une représentation de la solution),
  - Gène (une partie du génotype),
  - Parent, enfant,
  - Reproduction, croisement, mutation,
  - Génération, etc.

# Principe de fonctionnement



**Les principales étapes d'un algorithme génétique**

# Principe de fonctionnement

Le principe de fonctionnement se résume dans les étapes suivantes:

- 1) On choisit arbitrairement une population initiale de solutions potentielles (chromosomes).
- 2) On évalue la performance (Fitness) relative pour chaque individu (solution).
- 3) Sur la base de ces performances on crée une nouvelle population de solutions en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples :

✓ **Sélection,**

✓ **Croisement**

✓ **Mutation.**

Quelques individus se reproduisent, d'autres disparaissent et seuls les individus les mieux adaptés sont supposés survivre.

- 4) On recommence ce cycle jusqu'à ce qu'on trouve une solution satisfaisante.

# Principe de fonctionnement

- La mise en œuvre d'un AG nécessite :
  - Le codages des variables
  - La génération de la population initiale
  - La définition de la fonction d'adaptation
  - L'application des opérateurs suivants:
    - Sélection
    - Croisement
    - Mutation



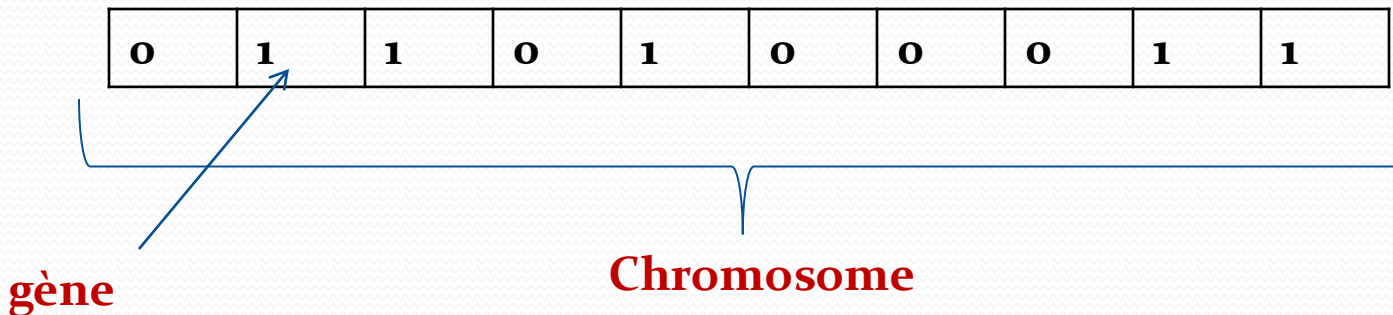
# Codages des variables

- Une étape clef dans les algorithmes génétiques.
- Consiste à définir et à coder convenablement les variables d'un problème donné.
- Le codage est un processus de représentation des gènes.
- Peut être effectué par utilisation des : bits, nombres, arbres, tableaux, listes ou tous autres objets.
- La littérature définit deux types principaux de codage : binaire et réel.

# Codages des variables

## Codage binaire

- La représentation la plus fréquente.
- soit  $f$  une fonction à optimiser de paramètres  $x$ . La variable  $x$  représente un individu de la population.  $x$  est codé sous forme d'une chaîne de  $n$  bits.



# Codages des variables

## Codage binaire

- La taille  $n$  de la chaîne (le chromosome) représentant une variable réel  $x$ ,  $x \in [x_{min}, x_{max}]$ , vérifie l'inéquation suivante:

$$|x_{max} - x_{min}| * 10^d \leq 2^n$$

- $d$  est le nombre de décimales (chiffre après la virgule) dans les solution.

# Codages des variables

## Exemple:

- Si  $x \in [-1,28, 1,28]$ .
- La taille nécessaire pour coder l'individu est :

$$|1,28 + 1,28| * 10^2 \leq 2^n \implies 8 * \ln 2 \leq n * \ln 2 \implies n = 8$$

- La chaîne 00000000 permet de coder la variable réel  $x = -1,28$ .
- La chaîne 11111111 pour coder la variable réel  $x = 1,28$ .

# Codages des variables

## *Codage réel*

- Il existe une école qui considère que la représentation la plus efficace est celle qui s'appuie sur des nombres réels.
- Ce type de codage présente certains avantages par rapport au codage binaire.
- Le codage réel est robuste pour les problèmes considérés comme difficile pour le codage binaire.
- Ce codage nécessite une adaptation des opérateurs de croisement et mutation.

# Population initiale

- C'est l'ensemble d'individus (solutions) avec lequel l'algorithme va commencer son exécution.
- Le choix de la population initiale d'individus conditionne fortement la rapidité de l'algorithme.
- Deux mécanismes principaux pour la génération de la population initiale:
  - Initialisation de la population en fonction des connaissances que l'utilisateur a sur le problème.
  - Initialisation aléatoire: lorsque la position de l'optimum dans l'espace d'état est totalement inconnue, un choix aléatoire le plus uniforme possible sera la plus adaptée afin de favoriser une exploration de l'espace de recherche le maximum possible.

# Population initiale

- Le choix de la taille de la population est un problème principale.
  - Une taille de population trop grande augmente le temps de calcul et nécessite un espace mémoire considérable.
  - Une taille de population trop petite conduit à l'obtention d'un optimum local.
- Le choix de la taille de la population dépend généralement de l'expertise de l'utilisateur et peut necessite plusieurs essais.

# La fonction d'adaptation(fitness)

- Associe une valeur pour chaque individu (solution).
- Permet d'évaluer si un individu est mieux adapté qu'un autre à son environnement.
- Propre au problème.
- Souvent simple à formuler lorsqu'il ya peu de paramètres.
- Difficile à définir lorsqu'il ya beaucoup de paramètres ou lorsqu'ils sont corrèles.
- **Exemples de la fonction d'adaptation:**
  - La longueur du chemin pour le problème du voyageur du commerce
  - La somme des valeurs des objets pour le problème du sac à dos



# Sélection

- La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais, pendant le passage d'une génération à une autre.
- Le processus est basé sur la performance de l'individu (la valeur de la fonction d'adaptation) .
- L'opérateur de sélection doit être conçu pour donner également une chance aux mauvais éléments, car ces éléments peuvent, par croisement ou mutation, engendrer une descendance pertinente par rapport au critère d'optimisation.

# Sélection

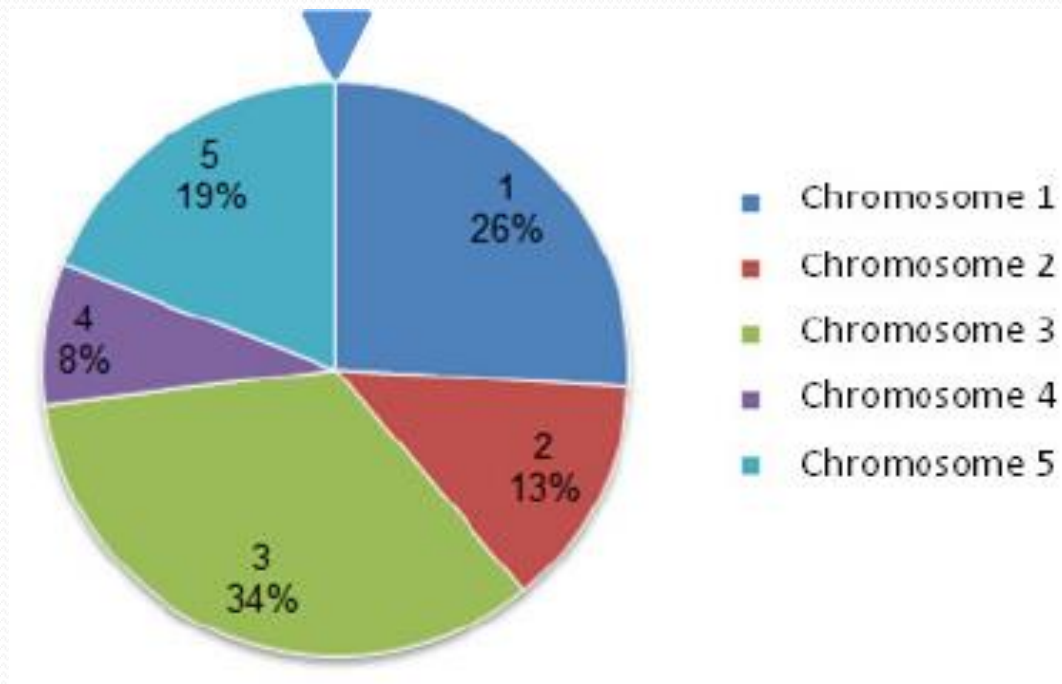
- Quatre types de méthodes de sélection :
  - Sélection uniforme
  - La sélection par tournois,
  - La méthode "élitiste",
  - Sélection par roulette,

# Sélection

- **Sélection uniforme** : On ne s'intéresse pas à la valeur d'adaptation fitness et la sélection s'effectue d'une manière aléatoire et uniforme telle que chaque individu  $i$  a la même probabilité  $\text{Prob}(i) = 1/T_{\text{pop}}$  comme tous les autres individus ( $T_{\text{pop}}$  est la taille de la population).
- **Sélection par tournoi** : deux individus sont choisis au hasard, on compare leurs fonctions d'adaptation et le mieux adapté est sélectionné.
- **Sélection par élitisme** : Cette méthode de sélection permet de favoriser les meilleurs individus de la population. Ce sont donc les individus les plus prometteurs qui vont participer à l'amélioration de notre population.

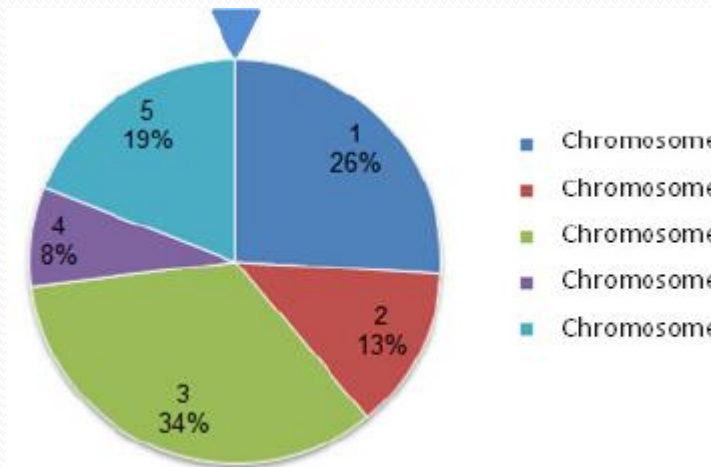
# Sélection

- **Sélection par roulette** : la sélection des individus par la méthode de la roulette s'inspire de la roue de loterie sur laquelle chaque individu est représenté par un secteur proportionnel à sa fitness.



# Sélection

- À chaque individu  $i$  une probabilité est associée, d'être choisi, proportionnelle à son adaptation  $f_i$  :
  - $\text{Prob}(i) = f_i / \sum f_j$
  - $\sum f_j$  désigne la somme des adaptations
- On fait tourner la roue et on sélectionne un individu.
- Les individus les mieux évalués ont statistiquement plus de chance d'être sélectionnés.
- Il ya une possibilité aux individus mal adaptés d'être choisis.

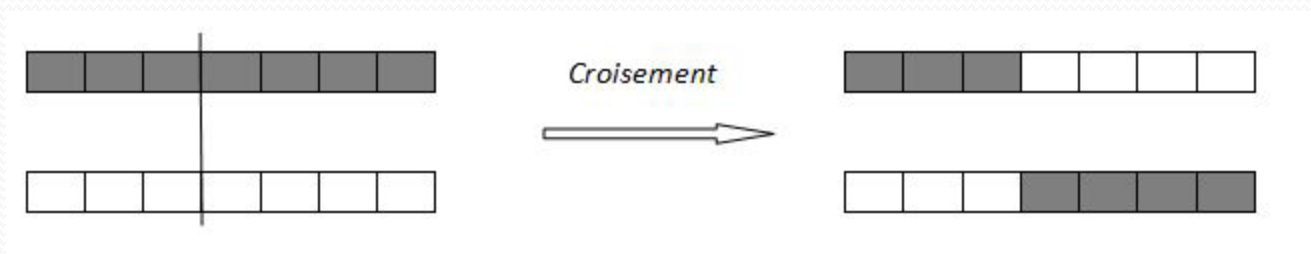


# Croisement

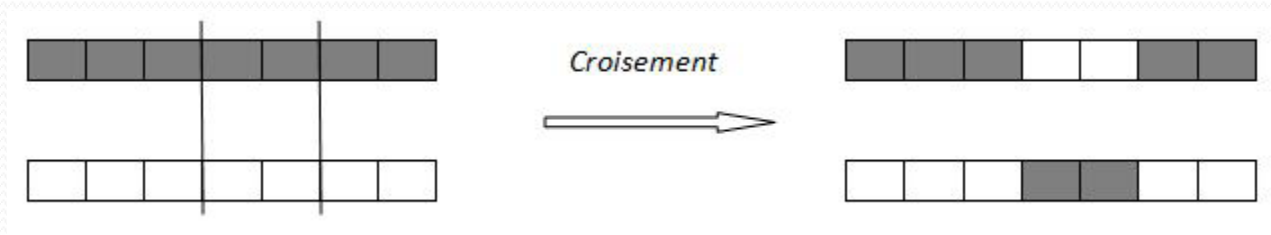
- L'opérateur de croisement favorise l'exploration de l'espace de recherche et enrichit la diversité de la population en manipulant la structure des chromosomes.
- Le croisement fait avec deux parents et génère deux enfants, en espérant qu'un des deux enfants au moins héritera de bons gènes des deux parents et sera mieux adapté qu'eux.
- Cet opérateur est appliqué avec une probabilité  $P_c$  généralement grande.
- Il existe plusieurs méthodes de croisement comme par exemple: Le croisement en un point, Le croisement en multiples points, Croisement uniforme, Croisement MPX.

# Croisement

Croisement en un point:



Croisement en deux points



# Croisement

- **Croisement uniforme** : Il constitue la généralisation du principe d'échange introduit par le croisement en un point. Il procède en effet à l'échange de chaque élément selon une probabilité fixée. Le jeu de paramètres se réduit donc à la donnée de cette probabilité.
- **Croisement MPX** : Le **croisement MPX (Maximal Preservative X)**, a été proposé par (Mülhenbein 1993) pour résoudre le problème du voyageur de commerce.

L'idée de cet opérateur est d'insérer une partie du chromosome d'un parent dans le chromosome de l'autre parent de telle façon que le chromosome résultant soit le plus proche possible de ses parents tout en évitant les doublons.



# Croisement

- Nous considérons par exemple les deux parents :
  - $P1 = (34|165|27)$
  - $P2 = (12|356|47)$
- Après le croisement les deux parents vont produire deux enfants en échangeant tout d'abord les deux parties à l'intérieure de chaque parent comme suit :
  - $E1 = (xx|356|xx)$
  - $E2 = (xx|165|xx)$

# Croisement

- Certaines valeurs de gènes sont donc inchangées (car elles sont différentes aux valeurs du bloc intérieur) :
  - $E_1 = (x_4 | 356 | 27)$
  - $E_2 = (x_2 | 165 | 47)$
- Finalement, le premier  $x$  de l'enfant  $E_1$  est remplacé par 1 en raison de la permutation 1 \$ 3. De la même manière, on réalise les permutations pour les autres  $x$ . Les individus enfants finaux sont donc de la forme :
  - $E_1 = (14 | 356 | 27)$
  - $E_2 = (32 | 165 | 47)$

# Mutation

- L'opérateur de mutation est un processus où un changement mineur du code génétique appliqué à un individu pour introduire de la diversité et ainsi d'éviter de tomber dans des optimums locaux.
- Cet opérateur est appliqué avec une probabilité  $P_m$  généralement inférieure à celle du croisement  $P_c$ .

