

Compte Rendu de TP d'Introduction à l'Intelligence Artificielle



Table des matières

TP 1 : Algorithmes gloutons	3
Exercice1	3
Exercice2.....	6
TP2 : Initiation à l'algorithme génétique	8
Exercice 1 : Représentation des solutions (codage) et définition de la fonction objective	8
Exercice 2 : Prise en main du framework d'algorithme génétique.....	9
Exercice 3 : Implémentation	9
TP3 : Initiation à l'algorithmique génétique (suite)	13
Exercice 1 : Opérateurs génétiques.....	13
conclusion	15

TP 1 : Algorithmes gloutons

Exercice1

L'objectif de ce programme est de gérer un ensemble d'épreuves, dont la lecture d'un fichier, leur manipulation (ajout, suppression, tri), ainsi que la résolution des conflits d'horaire entre épreuves. Ce genre de gestion est particulièrement bénéfique dans des situations où il est nécessaire d'aménager de manière efficace des ressources limitées (telles qu'une salle d'examen).

Le programme est constitué d'une classe principale appelée "ListeEpreuves", qui offre des techniques pour charger les données, repérer et résoudre les conflits, et classer les épreuves en fonction de divers critères. Les épreuves sont manipulées en utilisant une classe auxiliaire appelée "Epreuve" (non fournie dans ce code mais souvent supposée exister).

Le nom du fichier contenant la liste des épreuves. Ce fichier est donc lu au moment de l'instanciation. De plus une collection de type `ArrayList<Epreuve>` qui contient toutes les épreuves. L'utilisation d'une `ArrayList` permet de manipuler dynamiquement les épreuves, de les parcourir ou de les trier facilement.

```
public class ListeEpreuves {  
  
    private String nomFichier;  
    private ArrayList<Epreuve> liste;  
  
    public ListeEpreuves(String nomFichier) {  
        this.nomFichier = nomFichier;  
        liste = new ArrayList<Epreuve>();  
  
        lireFichierEpreuves(nomFichier);  
    }  
}
```

Le programme s'attend à recevoir un fichier texte contenant une liste d'épreuves, chaque ligne représentant une épreuve avec les informations suivantes (Nom de l'épreuve, Horaire de début, Horaire de fin).

La méthode `lireFichierEpreuves(String fichier)` permet de lire les épreuves depuis le fichier spécifié.

- Les données de chaque ligne sont séparées à l'aide de la classe `StringTokenizer`.
- Ces informations sont ensuite utilisées pour créer une instance de la classe `Epreuve`.
- Chaque épreuve est ajoutée à l'attribut `liste`.

```

if (!ligne.startsWith(prefix:"#")) {
    StringTokenizer st = new StringTokenizer(ligne);
    String nom = st.nextToken();
    String debut = st.nextToken();
    String fin = st.nextToken();

    Epreuve epreuve = new Epreuve(nom, debut, fin);
    liste.add(epreuve);
}

```

La méthode `eliminerConflits(Epreuve)` élimine toutes les épreuves en conflit horaire avec une épreuve donnée. Une épreuve est considérée en conflit si ses horaires se chevauchent avec ceux de l'épreuve fournie.

```

public void eliminerConflits(Epreuve e) {

    liste.removeIf(epreuve ->
        epreuve != e &&
        epreuve.getDebut().before(e.getFin()) &&
        epreuve.getFin().after(e.getDebut()) );
}

```

Cette dernière parcourt la liste des épreuves puis elle supprime les épreuves répondant aux conditions suivantes :

- L'épreuve actuelle est différente de l'épreuve donnée.
- Son horaire de début est avant la fin de l'épreuve donnée.
- Son horaire de fin est après le début de l'épreuve donnée.

La méthode `triParHeureFin()` trie la liste des épreuves en fonction de leur horaire de fin, en utilisant `Collections.sort``. Ce tri est particulièrement utile pour implémenter un algorithme glouton, comme maximiser le nombre d'épreuves qui peuvent être organisées dans une même salle.

```

public void triParHeureFin() {
    Collections.sort((List<Epreuve>) liste);
}

```

Pour que cette dernière fonctionne, la classe `Epreuve` doit implémenter l'interface et fournir une méthode `compareTo` qui compare les horaires de fin.

La classe propose plusieurs méthodes utilitaires pour manipuler directement la liste des épreuves :

- get(int i): Récupère une épreuve à une position donnée.
- set (int i, Epreuve): Ajoute une épreuve à une position donnée.
- replace (int i, Epreuve): Remplace une épreuve existante à une position donnée.
- remove(int i): Supprime une épreuve par son indice.

Par la suite chaque épreuve est convertie en texte via sa méthode `toString` et ajoutée à une chaîne de caractères avec des sauts de ligne.

```
#####
# Epreuves apres suppression des conflits de #
# l'epreuve de Physique #
#####
Epreuve de Physique (08:00:00 --> 10:00:00)
Epreuve de Anglais (10:30:00 --> 11:15:00)
Epreuve de Espagnol (11:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Philosophie (10:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Chinois (11:30:00 --> 11:45:00)
Epreuve de Chimie (10:15:00 --> 12:15:00)
Epreuve de Electronique (10:45:00 --> 12:30:00)
Epreuve de Chinois (11:30:00 --> 11:45:00)
Epreuve de Chimie (10:15:00 --> 12:15:00)
Epreuve de Electronique (10:45:00 --> 12:30:00)
```

Ci-dessus le résultat du conflit physique, comme nous pouvons le constater il ne reste que les épreuves n'étant pas en conflit avec l'épreuve de physique.

Résultat après compilation du code :

```
#####
# Toutes les epreuves inscrites dans le fichier #
#####
Epreuve de Maths (07:30:00 --> 10:30:00)
Epreuve de Anglais (10:30:00 --> 11:15:00)
Epreuve de Physique (08:00:00 --> 10:00:00)
Epreuve de Electronique (10:45:00 --> 12:30:00)
Epreuve de Chimie (10:15:00 --> 12:15:00)
Epreuve de Informatique (09:00:00 --> 11:00:00)
Epreuve de Espagnol (11:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Chinois (11:30:00 --> 11:45:00)
Epreuve de Philosophie (10:15:00 --> 11:30:00)

#####
# Epreuves trieés par horaires de fin croissant #
#####
Epreuve de Physique (08:00:00 --> 10:00:00)
Epreuve de Maths (07:30:00 --> 10:30:00)
Epreuve de Informatique (09:00:00 --> 11:00:00)
Epreuve de Anglais (10:30:00 --> 11:15:00)
Epreuve de Espagnol (11:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Philosophie (10:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Chinois (11:30:00 --> 11:45:00)
Epreuve de Chimie (10:15:00 --> 12:15:00)
Epreuve de Electronique (10:45:00 --> 12:30:00)
```

```
#####
# Epreuves apres suppression des conflits de #
#           1'epreuve de Espagnol           #
#####
Epreuve de Physique (08:00:00 --> 10:00:00)
Epreuve de Maths (07:30:00 --> 10:30:00)
Epreuve de Informatique (09:00:00 --> 11:00:00)
Epreuve de Anglais (10:30:00 --> 11:15:00)
Epreuve de Espagnol (11:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Chinois (11:30:00 --> 11:45:00)

#####
#           Planning des epreuves           #
#####
Epreuve de Physique (08:00:00 --> 10:00:00)
Epreuve de Anglais (10:30:00 --> 11:15:00)
Epreuve de Espagnol (11:15:00 --> 11:30:00)
Epreuve de Chinois (11:30:00 --> 11:45:00)
PS C:\Users\elsa-\OneDrive\Documents\esirem\4A\S1\intro IA\tp1\ex1> █
```

Exercice2

Premièrement, nous avons trié par ordre décroissant les entiers de la liste.

```
System.out.print(s:"Liste initiale : ");
Collections.sort((List<Integer>) liste, Collections.reverseOrder());
afficher(liste);
```

Ce code présente deux méthodes pour diviser une liste d'entiers en deux sous-listes équilibrées en termes de somme des éléments. Voici une explication détaillée des différentes parties du programme :

- Deux listes, E et F, contenant des entiers.
- La liste utilisée pour la division peut être sélectionnée en modifiant la variable liste dans la vméthode main.
- sListe1 et sListe2 : stockent les deux partitions générées.

Méthode 1 : Approche gloutonne

```
public static void completerSousEnsembleLePlusPetit(ArrayList<Integer> liste) {
    for (int e : liste) {
        if (somme(sListe1) <= somme(sListe2)) {
            sListe1.add(e);
        } else {
            sListe2.add(e);
        }
    }
}
```

La méthode `completerSousEnsembleLePlusPetit` procède de la manière suivante. Premièrement il trie la liste initiale en ordre décroissant puis parcourt chaque élément et l'ajoute à la sous-liste dont la somme est actuellement la plus petite.

L'approche gloutonne possède quelques avantages car elle est plus rapide à implémenter ce qui permet une approche simple pour équilibrer les sous-listes. Cependant cette méthode possède des limites effectivement nous nous sommes rendu compte qu'elle ne peut pas produire la partition la plus optimale.

Méthode 2 : Utilisation de la moitié de la somme comme repère

```
public static void utiliserMotieSommeCommeRepere(ArrayList<Integer> liste) {  
    int total = somme(liste); // Calculer la somme totale  
    int moitié = total / 2;  
  
    for (int e : liste) {  
        if (somme(sListe1) + e <= moitié) {  
            sListe1.add(e);  
        } else {  
            sListe2.add(e);  
        }  
    }  
}
```

La méthode utiliserMotieSommeCommeRepere quant à elle calcule la somme totale des éléments de la liste. Dans un premier temps elle définit un seuil ($\text{moitié} = \text{somme totale} / 2$) pour guider la répartition, puis elle trie la liste en ordre décroissant. Pour finir elle va ajouter les éléments à la première sous-liste tant que sa somme ne dépasse pas « moitié ». Les autres éléments sont ajoutés à la seconde sous-liste. Cette méthode est mieux adaptée pour minimiser l'écart entre les sommes des sous-listes. Cependant elle peut échouer si la liste contient des valeurs où aucune combinaison ne correspond exactement à la moitié de la somme.

Ainsi, nous pouvons dire que les résultats de la bipartition dépendent fortement de l'ordre des éléments et de l'algorithme utilisé. La méthode basée sur la moitié de la somme tend à minimiser plus efficacement les écarts entre les deux sous-listes, tandis que l'approche gloutonne reste plus simple à implémenter mais moins précise. Le tri préalable en ordre décroissant, assuré par `Collections.sort` avec `Collections.reverseOrder()`, est essentiel pour maximiser l'efficacité de ces deux méthodes.

Pourquoi cette méthode est gloutonne ?

Cette méthode vise à répartir les éléments d'une liste en deux sous-ensembles, en cherchant à approcher une cible fixe : la moitié de la somme totale des éléments. L'objectif est de remplir le premier sous-ensemble, appelé `sListe1`, avec des éléments dont la somme est proche de cette cible, sans la dépasser.

L'approche suit ces étapes :

1. La liste initiale est triée dans l'ordre décroissant.
2. Les éléments sont ajoutés un par un à `sListe1`, en commençant par les plus grands, tant que leur addition ne dépasse pas la moitié de la somme totale.

3. Une fois cette limite atteinte ou presque atteinte, les éléments restants sont placés dans le second sous-ensemble, sListe2.

Cette stratégie est dite gloutonne parce qu'elle fait un choix local optimal à chaque étape : ajouter en priorité les plus grands éléments pour rapprocher rapidement la somme de sListe1 de la moitié de la somme totale. Elle ne réexamine pas les choix précédents une fois faits.

L'idée principale est que ce choix local (ajouter les grands éléments d'abord) est censé être efficace pour atteindre l'objectif global de répartition.

Ci-dessous le résultat du code :

```
Liste initiale : 1003, 885, 854, 771, 734, 486, 281, 121, 83, 62 (5280)

Méthode gloutonne :
Sous-liste 1 : 1003, 771, 486, 281, 83 (2624)
Sous-liste 2 : 885, 854, 734, 121, 62 (2656)

Méthode avec moitié de la somme comme repère :
Sous-liste 1 : 1003, 885, 734 (2622)
Sous-liste 2 : 854, 771, 486, 281, 121, 83, 62 (2658)
```

Pour conclure, les résultats obtenus montrent que ces algorithmes sont bel et bien fonctionnels. Tous deux reposent sur des choix locaux optimaux, privilégiant à chaque étape une décision qui semble la meilleure à court terme, sans revenir sur les décisions déjà prises. Cette manière de procéder est une caractéristique fondamentale des approches gloutonnes.

TP2 : Initiation à l'algorithme génétique

Exercice 1 : Représentation des solutions (codage) et définition de la fonction objective

- 1) a) Nos variables de décision (gènes) sont les bits de la solution.
b) Les valeurs possibles pour chaque gène (valeur min, valeur max) sont 0 ou 1.
Notre chromosome correspond à la solution
- 2) Chacun des n bits peuvent 2 valeurs (0 ou 1), la taille de l'espace de recherche est donc 2^n
- 3) Ici, la fonction objective est la fonction permettant de convertir un nombre binaire en nombre décimal

$$\sum_{i=0}^{n-1} 2^i * \text{valeur du gène } i$$

Exercice 2 : Prise en main du framework d'algorithme génétique

En changeant certains paramètres du code donné, nous pouvons remarquer que celui-ci implémente une méthode de sélection par roulette pour un algorithme génétique. La classe `Selection_roulette` hérite d'une classe `Selection` et prend une population de solutions en paramètre.

La méthode `selectionner` calcule la somme des valeurs de fitness de la population, génère une valeur aléatoire basée sur cette somme, puis sélectionne une solution en fonction de la roulette virtuelle, où la probabilité de sélection est proportionnelle à la fitness de chaque solution.

Ce programme simule l'évolution de la population au fil des générations en utilisant sélection, croisement et mutation. Le meilleur individu trouvé après 2000 générations est un chromosome qui représente la valeur 65171 en décimal

Exercice 3 : Implémentation

```
public class Selection_roulette extends Selection {  
  
    private Random random;  
  
    public Selection_roulette(ArrayList<Solution> population) {  
        super(population);  
        this.random = new Random();  
    }  
  
    @Override  
    public Solution selectionner() {  
        double totalFitness = population.stream()  
            .mapToDouble(Solution::getF)  
            .sum();  
        double seuil = random.nextDouble() * totalFitness;  
  
        double cumul = 0.0;  
        for (Solution solution : population) {  
            cumul += solution.getF();  
            if (cumul >= seuil) {  
                return solution;  
            }  
        }  
        return population.get(population.size() - 1);  
    }  
}
```

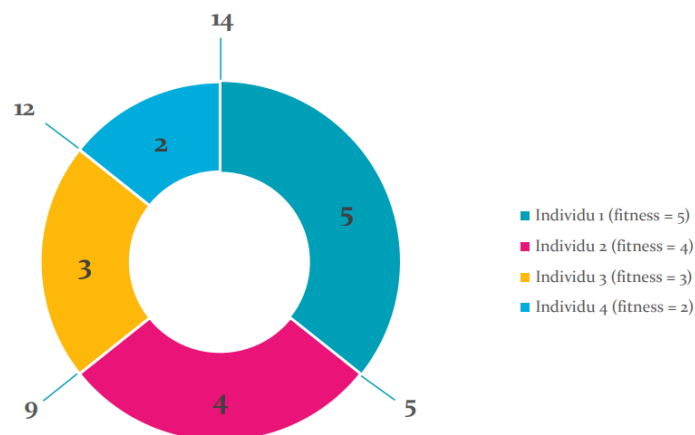
1,2) La roulette consiste à choisir aléatoirement des individus parmi une population. Chaque personne reçoit une valeur de fitness, qui correspond à ses probabilités d'être choisies au hasard. L'augmentation de la valeur de fitness augmente les chances d'être sélectionné pour l'individu. La dimension de la roulette est donc la somme des valeurs de fitness de chaque personne.

La ligne suivante va nous permettre de faire le changement de sélection

```
selection = new Selection_roulette(population);
```

Voici le résultat de la compilation du code précédent :

```
Resultat: 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 1 1 1 (65463.0)
```



Il s'agit donc du principe suivant : on sélectionne une valeur aléatoire entre 0 et 14, par exemple le 7, 7 se situe entre 5 et 9, c'est donc l'individu 2.

Afin de programmer une sélection par roulette en partant des individus et de leur valeur de fitness, il est nécessaire de trouver d'abord la liste de la somme cumulée croissante des valeurs de fitness (dans notre cas, la liste sera donc [5, 9, 12, 14]).

Une valeur aléatoire entre 0 et 14 (entre 0 et liste[-1]) est sélectionnée, puis elle est comparée à chaque valeur de la liste à l'aide d'une boucle. À chaque fois, la condition $\text{aléa} > \text{liste}[i]$ est vérifiée avec l'itération.

Dès que la condition n'est plus respectée, on s'arrête et l'individu sélectionné correspondra à la dernière itération. En remplaçant la sélection aléatoire par une sélection basée sur une roulette biaisée, on remarque une très légère amélioration du résultat moyen.

4) Voici le code de la class Croisement_2points

```
public class Croisement_2points extends Croisement {

    public Croisement_2points(Solution parent1, Solution parent2, double proba) {
        super(parent1, parent2, proba);
    }

    @Override
    public void croiser() {

        int nb_variables_decision = parent1.getNb_variables_decision();

        enfant1 = new Solution(parent1);
        enfant2 = new Solution(parent2);

        double aleatoire = Math.random();

        if (aleatoire <= proba) {

            int point1 = (int) (Math.random() * nb_variables_decision);
            int point2 = (int) (Math.random() * nb_variables_decision);

            if (point1 > point2) {
                int temp = point1;
                point1 = point2;
                point2 = temp;
            }

            for (int i = 0; i < point1; i++) {
                enfant1.setVariable(i, parent1.getDoubleVariable(i));
                enfant2.setVariable(i, parent2.getDoubleVariable(i));
            }

            for (int i = point1; i < point2; i++) {
                enfant1.setVariable(i, parent2.getDoubleVariable(i));
                enfant2.setVariable(i, parent1.getDoubleVariable(i));
            }

            for (int i = point2; i < nb_variables_decision; i++) {
                enfant1.setVariable(i, parent1.getDoubleVariable(i));
                enfant2.setVariable(i, parent2.getDoubleVariable(i));
            }

        }

    }
}
```

Voici le résultat du code précédent :

```
bin - algorithme3.m  
Resultat: 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 0 (65478.0)
```

Nous pouvons constater que le nombre décimal est plus grand mais nous pouvons considérer la différence comme nulle.

Pour obtenir un croisement 2-points on tire aléatoirement 2 nombres entiers a_1 et a_2 , qui seront nos deux points de croisements, entre 1 et la longueur L du chromosome - 1.

Points de croisements					
		↓		↓	
Parent 1	1		1	0	1 0
Parent 2	0		1	1	0 1
Enfant 1	1		1	1	1 0
Enfant 2	0		1	0	0 1

On fait en sorte que a_1 corresponde au plus petit des nombres tirés aléatoirement et a_2 le plus grand. Dans une boucle « pour i allant de 0 à $L - 1$ », on définit les conditions suivantes :

- Si $i < a_1$ ou si $i > a_2$, alors l'enfant 1 hérite de l'allèle i du parent 1, et l'enfant 2 hérite de celui du parent 2
- Si $a_1 < i < a_2$, alors l'enfant 1 hérite de l'allèle i du parent 2, et l'enfant 2 hérite de l'allèle i du parent 1.

En remplaçant le croisement 1-point par celui de 2-point, on constate une amélioration. Le résultat moyen a encore augmenté, et il semble être plus constant et moins varier.

TP3 : Initiation à l'algorithmique génétique (suite)

Exercice 1 : Opérateurs génétiques

- 1) Une sélection basée sur un tournoi de taille k implique de choisir le meilleur élément parmi k éléments en organisant un tournoi. La population est divisée en groupes de k, puis les éléments de chaque groupe sont comparés pour choisir le meilleur. Cette procédure se répète jusqu'à ce qu'il ne reste qu'un élément, qui est alors le vainqueur de la manifestation. Cette sélection est donc mise en œuvre pour être testée. Cette méthode de sélection est plus performante que la méthode de sélection basée sur une roulette biaisée, avec une moyenne de deux gènes à 0 et un résultat satisfaisant.

Voici le code Selection_tournoi :

```
7 public class Selection_tournoi extends Selection {
9     private int tailleTournoi;
10
11     public Selection_tournoi(ArrayList<Solution> population, int tailleTournoi) {
12         super(population);
13         this.tailleTournoi = tailleTournoi;
14     }
15
16     @Override
17     public Solution selectionner() {
18         Random random = new Random();
19         ArrayList<Solution> tournoi = new ArrayList<>();
20
21         for (int i = 0; i < tailleTournoi; i++) {
22             int index = random.nextInt(population.size());
23             tournoi.add(population.get(index));
24         }
25
26         Solution meilleurIndividu = tournoi.get(0);
27         for (Solution individu : tournoi) {
28             if (individu.getF() > meilleurIndividu.getF()) {
29                 meilleurIndividu = individu;
30             }
31         }
32
33         return meilleurIndividu;
34     }
35 }
```

2) Voici le code Croisement_Kpoints :

```
public class Croisement_kpoints extends Croisement {

    private int k;

    public Croisement_kpoints(Solution parent1, Solution parent2, double proba, int k) {
        super(parent1, parent2, proba);
        this.k = k;
    }

    @Override
    public void croiser() {
        int nb_variables_decision = parent1.getNb_variables_decision();

        enfant1 = new Solution(parent1);
        enfant2 = new Solution(parent2);

        Random random = new Random();
        double aleatoire = random.nextDouble();

        if (aleatoire <= proba) {
            int[] points = new int[k];
            for (int i = 0; i < k; i++) {
                points[i] = random.nextInt(nb_variables_decision);
            }
            Arrays.sort(points);

            boolean swap = false;
            int start = 0;

            for (int point : points) {
                if (swap) {
                    for (int i = start; i < point; i++) {
                        enfant1.setVariable(i, parent2.getDoubleVariable(i));
                        enfant2.setVariable(i, parent1.getDoubleVariable(i));
                    }
                }
                swap = !swap;
                start = point;
            }

            if (swap) {
                for (int i = start; i < nb_variables_decision; i++) {
                    enfant1.setVariable(i, parent2.getDoubleVariable(i));
                    enfant2.setVariable(i, parent1.getDoubleVariable(i));
                }
            }
        }
    }
}
```

On tire aléatoirement k nombres entiers, qui seront nos points de croisements, entre 1 et la longueur L du chromosome -1. Il est nécessaire de définir les conditions de changement dans la boucle de la façon suivante cette fois-ci :

- Si $j \% 2 == 0$, c'est-à-dire si i est pair, alors l'enfant 1 hérite de l'allèle i du parent 1, et l'enfant 2 hérite de celui du parent 2
- Si $j \% 2 == 1$, alors l'enfant 1 hérite de l'allèle i du parent 2, et l'enfant 2 hérite de l'allèle i du parent 1 Avec j , l'indice du point de croisement actuel. On incrémente j si $i > \text{points_de_croisements}[j]$.

conclusion

Pour finir avec l'introduction à l'algorithmique génétique, deux concepts essentiels sont mis en évidence : la roulette biaisée pour la sélection et le croisement en deux points pour la transcription. L'utilisation de la roulette biaisée permet de choisir des individus performants tout en préservant la diversité génétique. Les deux points de croisement permettent de générer de nouvelles solutions en échangeant des portions génétiques entre deux parents. Ces idées, qui tirent leur inspiration de la sélection naturelle, jouent un rôle essentiel dans la création d'algorithmes génétiques, créant ainsi une approche heuristique efficace pour résoudre des problèmes d'optimisation et de recherche.