

# AI52 : OPTIMISATION ET RECHERCHE OPERATIONNEL AVANCÉE

Sujet : Optimisation des horaires  
de Bus



**Rédigé par :**

Josué-Daniel KOANGA (FISA INFO 5)

NANMEGNI NGASSAM Gilles (FISE INFO 5)

Unité d'Enseignement encadré par Mr Abdeljalil ABBAS-TURKI & Mahjoub DRIDI

**AUTOMNE 2024**

## Table des matières

<b>1.</b>	<b>PRESENTATION DU PROBLEME .....</b>	<b>1</b>
1.1	Contexte et Enjeux.....	1
1.2	Objectifs du projet.....	1
1.3	Description du système .....	1
1.3.1	Contraintes du système .....	1
1.4	Modélisation mathématique du problème .....	1
<b>2.</b>	<b>IMPLEMENTATION DES METAHEURISTIQUES.....</b>	<b>4</b>
2.1	Paramétrages du problème.....	4
2.1.1-	Recuit Simulé.....	4
2.1.2-	Algorithme Génétique .....	4
2.1.3-	Recherche Tabou .....	4
2.1.4-	Ant Colony Optimization.....	5
2.1.5-	Particle Swarm Optimization .....	5
<b>3.</b>	<b>RÉSULTATS ET COMPARAISON .....</b>	<b>6</b>
3.1	Configurations des tests .....	6
3.2	Résultat sous 3 itérations .....	6
3.3	Analyse comparative .....	8
<b>4.</b>	<b>CONCLUSIONS .....</b>	<b>9</b>

# 1. PRESENTATION DU PROBLEME

## 1.1 Contexte et Enjeux

Le transport public urbain joue un rôle crucial dans la mobilité quotidienne des citoyens. L'optimisation des horaires de bus représente un défi majeur pour les opérateurs de transport, devant concilier la qualité de service pour les usagers et l'efficacité opérationnelle. Notre projet se concentre sur l'optimisation des horaires de départ des bus depuis leur terminus, avec pour objectif principal la minimisation du temps d'attente global des passagers.

## 1.2 Objectifs du projet

Notre projet vise à :

- Déterminer les horaires optimaux de départ des bus.
- Minimiser le temps d'attente moyen des passagers.
- Optimiser l'utilisation de la flotte de véhicules.
- Assurer une couverture adéquate des périodes de forte affluence.
- Respecter l'ensemble des contraintes opérationnelles

## 1.3 Description du système

Notre système comprend les éléments suivants :

- Un réseau linéaire avec  $N$ -arrêts consécutifs
- Une flotte de  $M$ -bus identiques avec une capacité définie
- Des temps de parcours fixes entre arrêts successifs
- Une demande de passagers variable selon les périodes de la journée
- Un terminus principal d'où partent tous les bus

### 1.3.1 Contraintes du système

- Plage horaire de service définies entre 6h – 24h
- Temps de parcours fixes entre les arrêts
- Capacité limitée des véhicules
- Nécessité de maintenir un intervalle minimal entre les départs
- Besoin de maintenance et de repos des conducteurs

L'optimisation des horaires de bus présente plusieurs défis tels que la variabilité temporelle de la demande, la nature combinatoire du problème (NP-difficile), beaucoup de contraintes à respecter, équilibre entre coût opérationnelle et qualité du service.

## 1.4 Modélisation mathématique du problème

Pour traiter ce problème on va représenter le problème de la manière suivante :

### Ensembles et Indices

- $S$  : Nombre total d'arrêts,  $S = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ . L'arrêt 1 est celui où les bus démarrent.

- $M$  : Nombre de bus. On suppose qu'il y a  $M$  bus qui partent (potentiellement) à des horaires différents du premier arrêt.
- $i \in \{1, \dots, N\}$  : Indice des arrêts
- $b \in \{1, \dots, M\}$  : Indice des bus
- $P_i$  : Ensemble des passagers qui arrivent à l'arrêt  $i$
- $p$  : Indice des passagers, pour chaque passager  $p \in P_i$ , on dispose de l'heure (en minutes depuis minuit) de son arrivée :  $a_{i,p}$ .

### Paramètres

- $d_i$  : Durée (en minutes) du trajet entre l'arrêt  $i$  et  $i+1$
- $a_{i,p}$  : Instant d'arrivée du passager  $p$  à l'arrêt  $i$
- $[t_{\min}, t_{\max}]$  : Fenêtre temporelle de service
- $T_{i,b}$  : Heure d'arrivée du bus  $b$  à l'arrêt  $i$

### Variables de Décision

- $T_{i,b}$  : Heure de départ du bus  $b$  depuis le premier arrêt
- $W_{i,p}$  : Temps d'attente du passager  $p$  à l'arrêt  $i$

### Fonction Objectif

La fonction à minimiser représente la somme totale des temps d'attente :

$$T_{i,b} = T_{1,b} + \sum_{k=1}^{i-1} d_k$$

$$W_{i,p} = \min_{b \in \{1, \dots, M\}} \left\{ \max(0, T_{i,b} - a_{i,p}) \right\}$$

$$\sum_{p \in P_i} W_{i,p}$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{p \in P_i} W_{i,p}$$

$$\text{Minimiser } \sum_{i=1}^N \sum_{p \in P_i} \min_{b \in \{1, \dots, M\}} \left\{ \max(0, [T_{1,b} + \sum_{k=1}^{i-1} d_k] - a_{i,p}) \right\}$$

### Fonction Objectif

- Bornes temporelles :

$$T_{\min} \leq T_{1,b} \leq T_{\max}, \quad \forall b = 1, \dots, M$$

- Ordonnancement des bus :

$$T_{i,b} = T_{1,b} + \sum_{k=1}^{i-1} d_k, \quad \forall i = 2, \dots, N, \forall b$$

- Propagation des horaires :

$$T_{1,1} \leq T_{1,2} \leq \dots \leq T_{1,M}$$

## 2. IMPLEMENTATION DES METAHEURISTIQUES

Pour une implémentation de chaque métaheuristique sur la résolution de ce problème, nous allons commencer par définir les paramètres de chaque métaheuristique selon ce problème.

### 2.1 Paramétrages du problème

#### 2.1.1- Recuit Simulé

##### Paramètres

- Température initiale : 170000
- Taux de refroidissement : 0,05
- Itérations par température : 50
- Seuil de température : 1000

##### Mécanisme

- Génération de voisins par modification aléatoire des horaires.
- Fonction d'acceptation basée sur l'amélioration et la température.
- Refroidissement progressif pour converger vers l'optimum.

#### 2.1.2- Algorithme Génétique

##### Paramètres

- Nombre de générations : 100
- Taille de la population : 10
- Taux de croisement : 0,7
- Taux de mutation : 0,1
- Taux de sélection : 0,8

##### Mécanisme

- Chromosome constitué des horaires.
- Sélection élitiste des meilleurs individus.
- Croisement à un point aléatoire avec vérification de validité.
- Mutation par modification aléatoire des horaires.

#### 2.1.3- Recherche Tabou

##### Paramètres

- Taille de la liste taboue : 8
- Critère d'arrêt : 100 itérations
- Critère d'aspiration : amélioration de la meilleure solution

##### Mécanisme

- Voisinage par échange d'horaires entre bus
- Liste taboue des mouvements récents
- Critère d'aspiration pour solutions prometteuses

#### 2.1.4- Ant Colony Optimization

##### **Paramètres**

- Nombre de fourmis : 20
- Nombre d'itérations : 100
- Facteur de phéromone : 3
- Facteur de visibilité : 1
- Taux d'évaporation : 0,1

##### **Mécanisme**

- Construction de solutions par dépôt de phéromones
- Mise à jour des traces selon la qualité des solutions
- Évaporation progressive des phéromones

#### 2.1.5- Particle Swarm Optimization

##### **Paramètres**

- Nombre de particule : 100
- Nombre d'itérations : 100
- Facteur d'inertie : 0,6
- Facteur cognitif : 1,5
- Facteur social : 1

##### **Mécanisme**

- Mise à jour des positions et vitesses.
- Influence des meilleures positions locales et globales.
- Convergence vers les zones prometteuses.

### 3. RÉSULTATS ET COMPARAISON

#### 3.1 Configurations des tests

- Instance de test : Avec 1000 passagers (instance\_1) et 80 trajets
- Plage horaire de : 6h – 24h

#### 3.2 Résultat sous 3 itérations

**Algorithme génétique :**

Itération	Temps d'attente obtenus (en min)
1	14,9
2	14,7
3	14,7

- Amélioration constante de la performance
- Convergence rapide vers une solution optimisée
- Réduction effective du nombre de bus

**Recuit Simulé :**

Itération	Temps d'attente obtenus (en min)
1	17,7
2	17,3
3	17,2

- Diminution progressive des solutions acceptées
- Convergence régulière vers l'optimum
- Temps de calcul équilibré

**Recherche Taboue :**

Itération	Temps d'attente obtenus (en min)
1	15,4
2	15,0
3	14,8

- Bonne exploration de l'espace des solutions
- Évitement efficace des optima locaux
- Compromis exploration/exploitation



**Optimisation par colonies de fourmis :**

Itération	Temps d'attente obtenus (en min)
1	15,6
2	14,4
3	15,4

- Adaptation progressive via les traces de phéromones
- Exploration collective efficace
- Bonne gestion des contraintes temporelles

**Optimisation par essaim particulaire :**

Itération	Temps d'attente obtenus (en min)
1	13,05
2	12,85
3	12,75

- Convergence rapide grâce à la mémoire collective
- Bonne adaptation aux changements
- Exploration équilibrée de l'espace

Des résultats plus détaillés des tests sont disponibles dans le dossier nommé tests associé à ce rapport. Il contient des informations plus exhaustives sur la métrique des tests, notamment les temps de calcul (principale donnée computationnelle) et le nombre de véhicules requis pour l'exécution du plan proposé. Ce dossier de tests comporte différentes instances de tests très variées que ce soit sur la quantité de la demande à traiter, que le nombre de trajets à proposer.

```
Genetic Algorithm.
| ██████████ | 100.00% Done | Time: 43.78s | 19 mins 11 secs
Optimization completed ✅!
The average waiting time is estimated to 0 hours 19 minutes and 11 second
s.
It takes 80 journeys satisfied by 9 vehicles.
```

Figure 1: Métrique de l'algorithme génétique - 500 usagers - 80 trajets

On y trouve également un graphique montrant l'évolution du temps d'attente moyen en fonction des générations à l'exemple de la capture d'écran ci-dessous associée à la métrique plus haut :

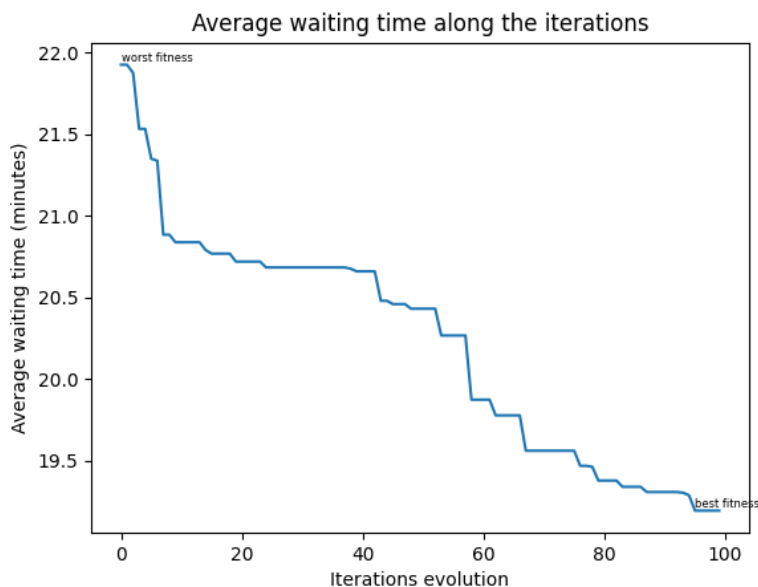


Figure 2: Algorithme génétique - 500 usagers - 80 trajets

### 3.3 Analyse comparative

#### Performance Moyenne :

Algorithme	Temps moyen	Meilleur temps obtenus
AG	14,76	14,7
RS	17,40	17,2
RT	15,06	14,8
ACO	15,13	14,4
PSO	12,88	12,75

- AG** : Meilleure performance globale mais complexité paramétrique
- RS** : Implémentation simple, résultats satisfaisants
- RT** : Bon compromis performance/complexité
- ACO** : Robuste aux variations de demande
- PSO** : Exploration efficace et parallélisable

## 4. CONCLUSIONS

Ce projet a permis d'explorer et de comparer cinq approches métaheuristiques différentes pour l'optimisation des horaires de bus urbains. Notre étude s'est concentrée sur la minimisation du temps d'attente des passagers, un critère crucial pour la qualité du service de transport public.

L'implémentation et l'analyse comparative des algorithmes ont révélé que le PSO et l'Algorithme Génétique offre les meilleures performances avec un temps d'attente moyen de 12.8 et 14.7 minutes. La Recherche Taboue et l'Optimisation par Colonies de Fourmis démontrent également une efficacité remarquable, atteignant des temps moyens de 15 minutes. Le Recuit Simulé bien que moins performants, présentent des avantages spécifiques en termes de simplicité d'implémentation et d'adaptabilité.

Les résultats obtenus confirment la pertinence des approches métaheuristiques pour ce type de problème d'optimisation combinatoire. Chaque méthode présente ses propres forces : l'AG et PSO excellent dans l'optimisation globale, le RS offre une implémentation accessible, la RT permet un bon compromis performance-complexité, l'ACO montre une robustesse aux variations, et le PSO démontre un potentiel de parallélisation intéressant.

Pour les développements futurs, plusieurs axes d'amélioration se dessinent. L'hybridation des différentes métaheuristiques pourrait permettre de combiner leurs avantages respectifs. L'intégration de mécanismes d'autoadaptation des paramètres optimiserait l'efficacité des algorithmes. L'extension du modèle pour prendre en compte des contraintes supplémentaires, comme la gestion des correspondances ou les perturbations en temps réel, renforcerait la pertinence pratique des solutions proposées.

Ce travail constitue une base solide pour l'optimisation des systèmes de transport urbain et ouvre la voie à des applications concrètes dans la gestion des réseaux de bus. Les performances obtenues démontrent la viabilité de ces approches pour améliorer significativement la qualité du service tout en optimisant l'utilisation des ressources disponibles.