



Présentation Fil rouge

Yishan Sun, Simon Kurney, Pablo Aldana, Cédric Jung, Baptiste Deconihout, Zoé Poupardin
Groupe IConique



Sommaire

- 1) Objectifs de l'ensemble et contraintes
- 2) Structure choisie pour répondre au problème
- 3) Choix des objets
- 4) Explication des algorithmes
- 5) SMA
- 6) Q-Learning
- 7) Résultats obtenus et analyses
- 8) Limites des choix faits
- 9) Conclusion générale

Gestion Projet



Méthode Tabou



Cédric
JUNG

Méthode Recuit Simulé



Zoé
POUPARDIN

Méthode Algorithme Génétique



Pablo
ALDANA



Yishan
SUN



Baptiste
DECONIHOUT



Simon
KURNEY

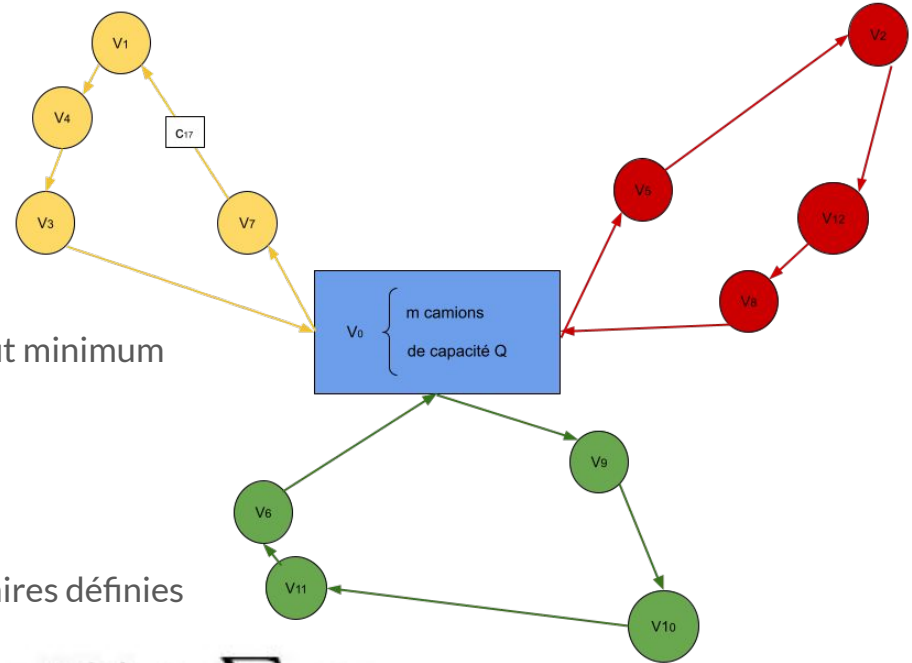
Objectif de l'ensemble

Construire des trajets pour desservir les clients pour un coût minimum

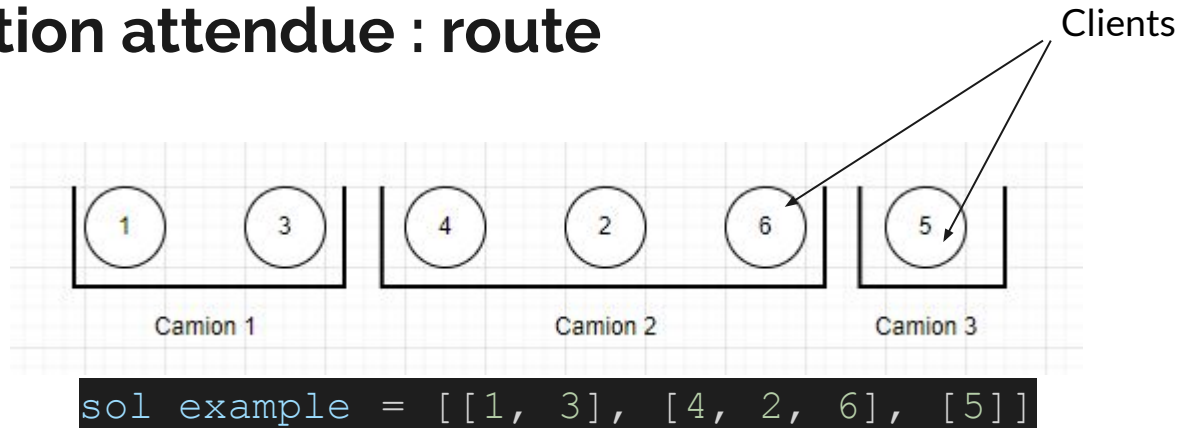
Contraintes :

- Les clients doivent être desservi dans des plages horaires définies
- Le nombre de camion n'est pas fixé

$$f(x) = \omega K(x) + \sum_{(i,j) \in E} c_{ij}$$



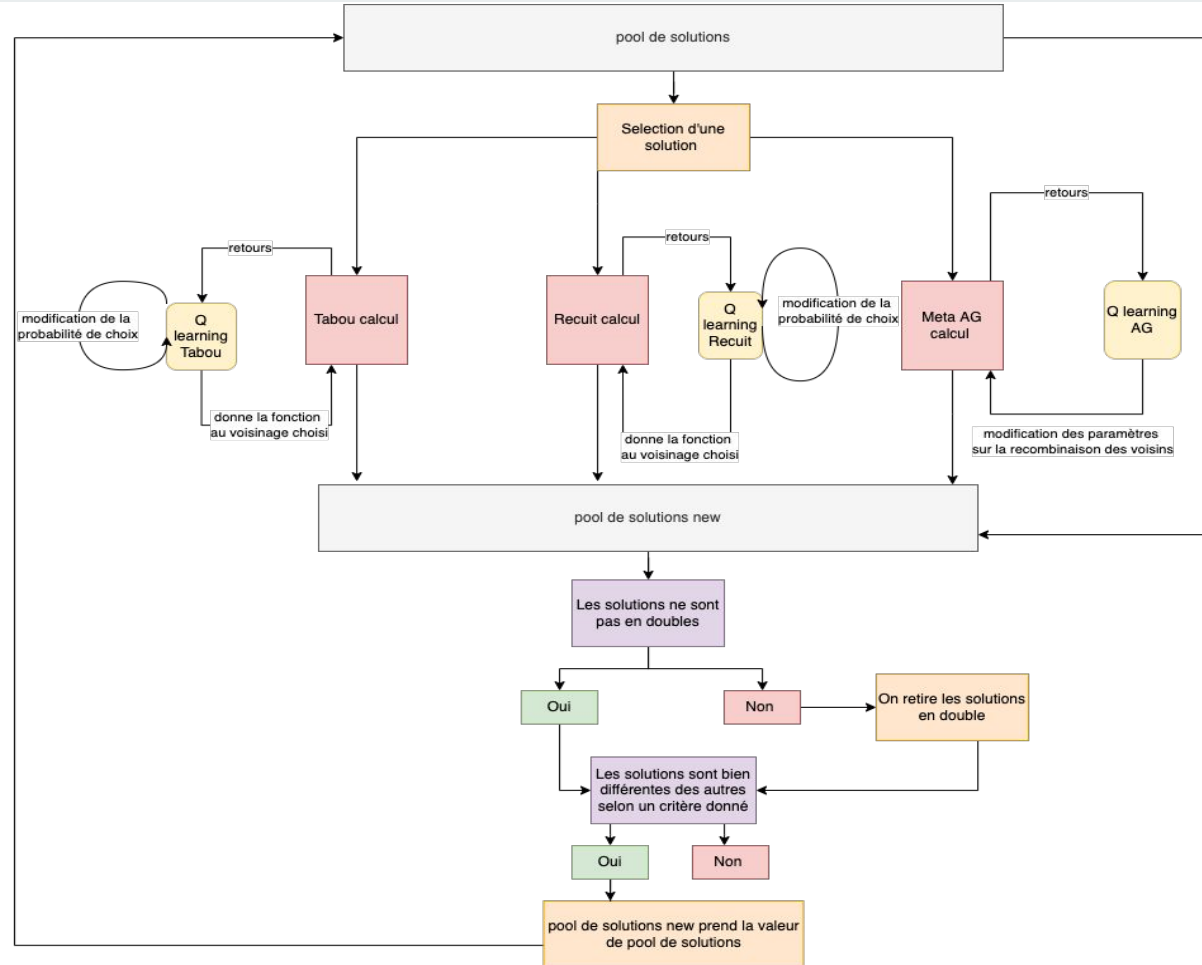
Choix de la forme de la solution attendue : route



Paramètres pour le calcul du coût :

1. Nombres de camions et coût des routes
2. Volumes des camions
3. Temps et fenêtre de livraison

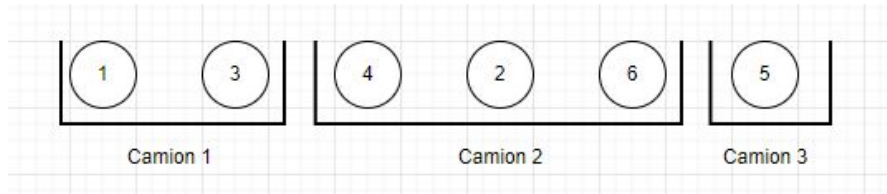
Structure choisie





Métaheuristiques

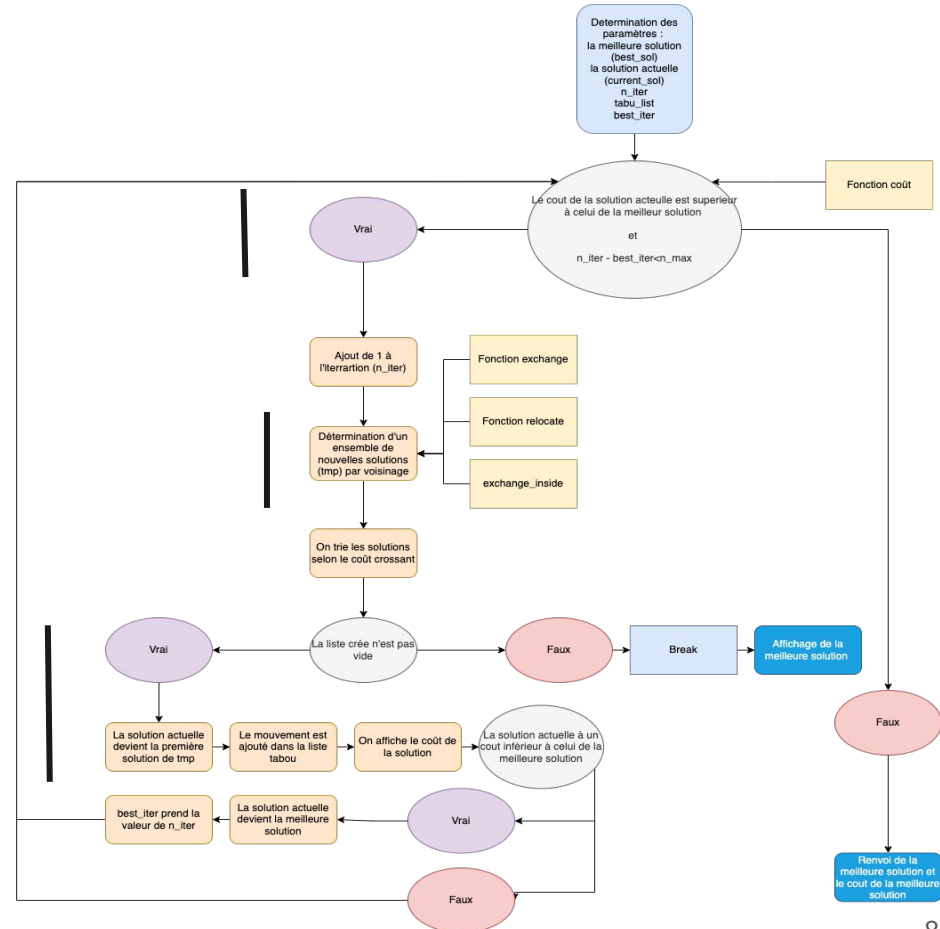
Méthode Tabou



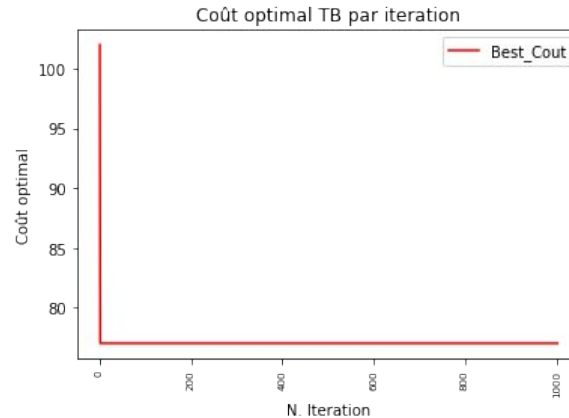
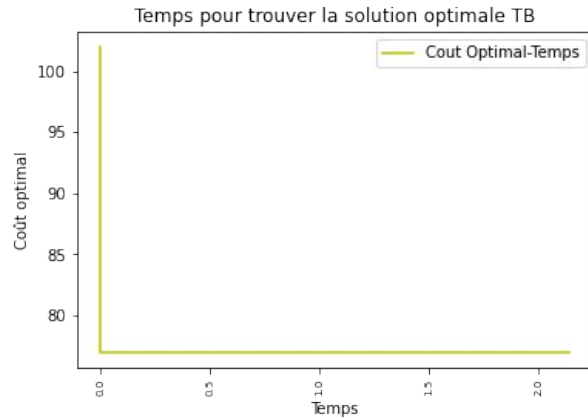
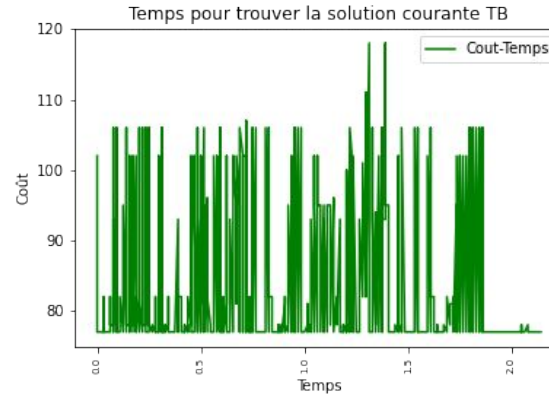
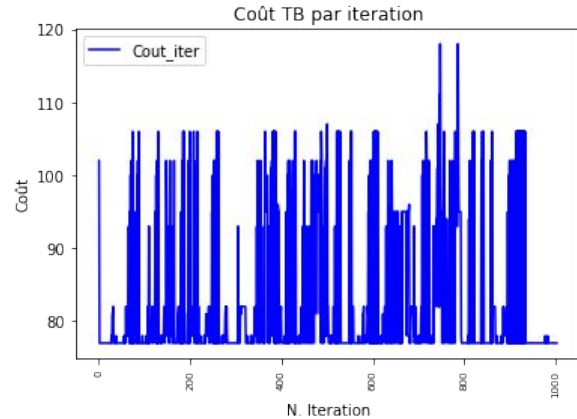
Etape 1 : Création de la nouvelle solution - Fonctions “exchange”, “relocate”, “exchange_inside”;

Etape 2 : Les listes trouvées peuvent-elles correspondre à des solutions? - Fonction “acceptable” (vis-à-vis de la capacité des camions, et de la liste tabou)

Etape 3 : La solution trouvée est-elle meilleure que la meilleure solution d’après le critère coût? - Fonction “coût”



Courbes et Tableaux sans capacité



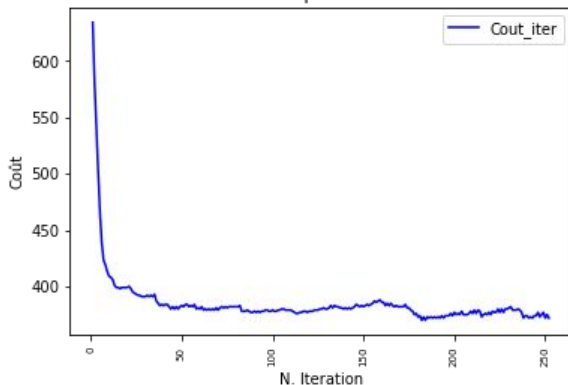
Solution initiale : $[[1, 2, 5], [4, 3]]$,

Solution : $[[1, 5], [4], [2, 3], []]$

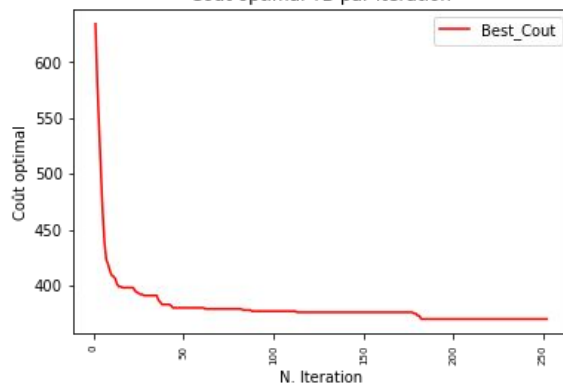
Coût : 77

Courbes et Tableaux avec capacité

Coût TB par iteration



Coût optimal TB par iteration



Fonction **filter_on_capacities** :

Ne garde que les solutions qui répondent à une capacité maximale de chaque camion pour chaque route.

Exemple :

Nombre de clients : 51

Poids : $\omega=5$ pour le calcul du coût

Nombre d'itération maximum : 100

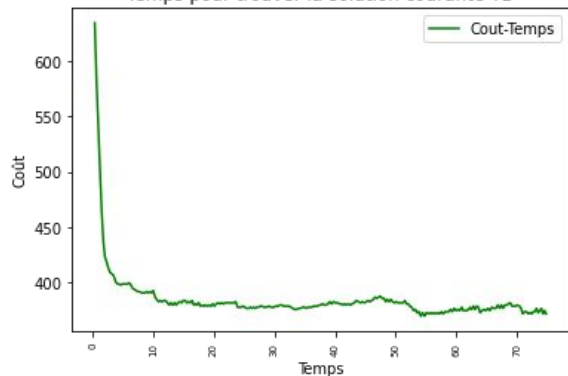
Facteur d'aspiration : 3

Capacité maximale des camion : 100,

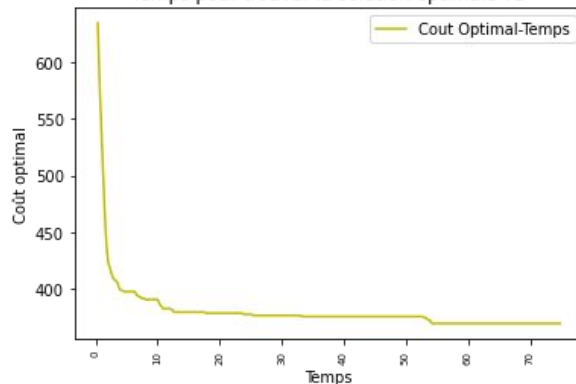
Taille de demande client : 1,

Coût obtenu : 370

Temps pour trouver la solution courante TB

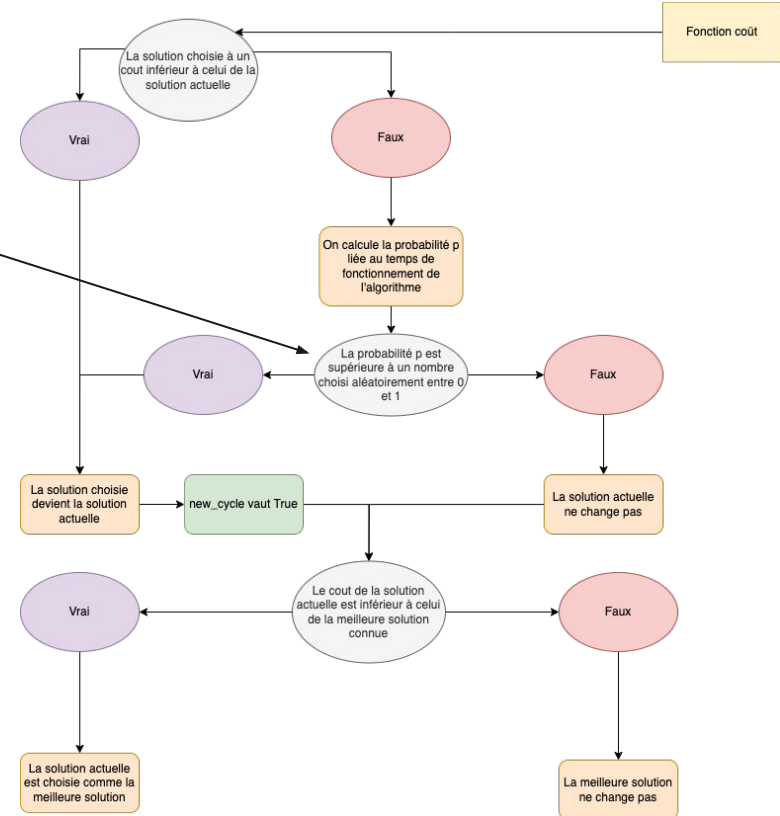
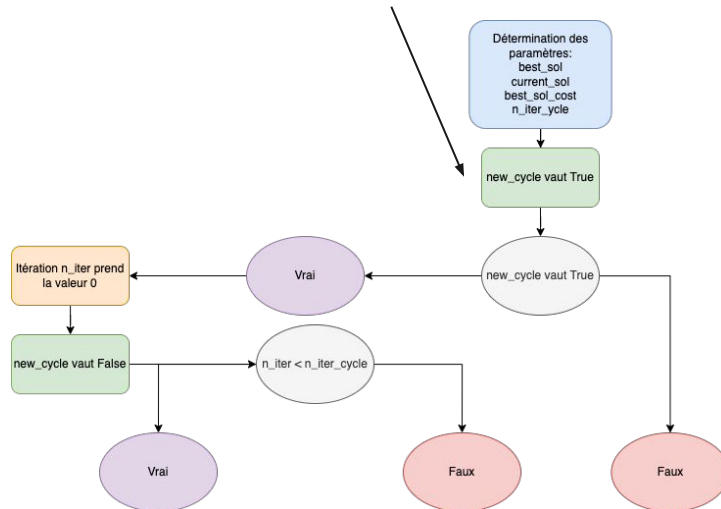


Temps pour trouver la solution optimale TB



Méthode Recuit simulé

- Méthode similaire à celle de Tabou;
- Accepte de garder une solution qui n'est pas meilleure que la précédente : à maximum locale;
- Probabilité liée au temps de recherche de la solution.



Courbes et Tableaux avec capacité

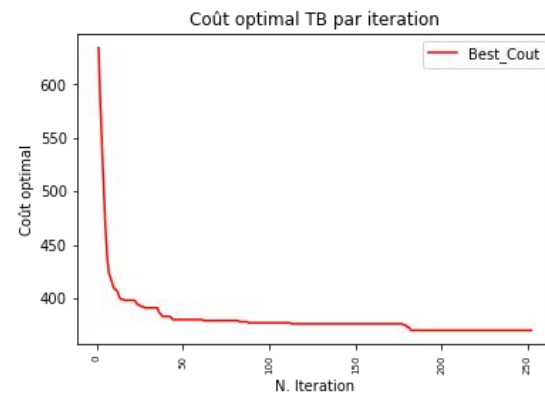
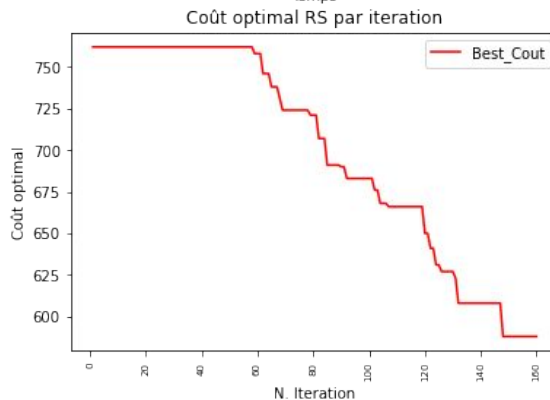
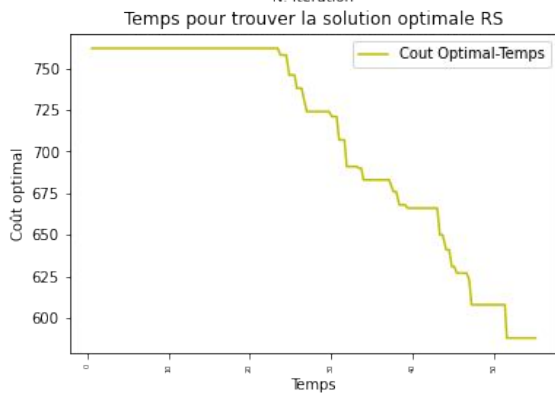
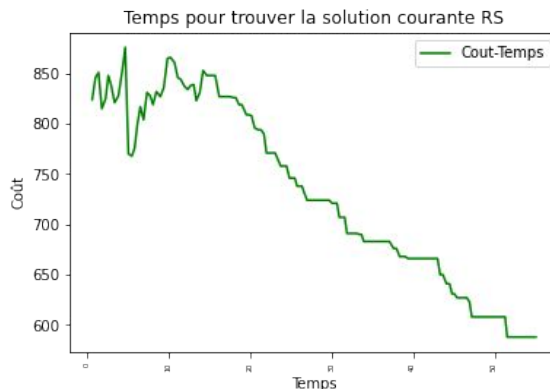
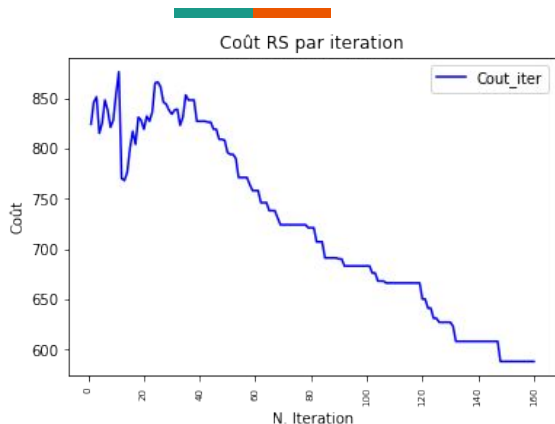
Exemple (même que précédemment)

Nombre de clients : 51

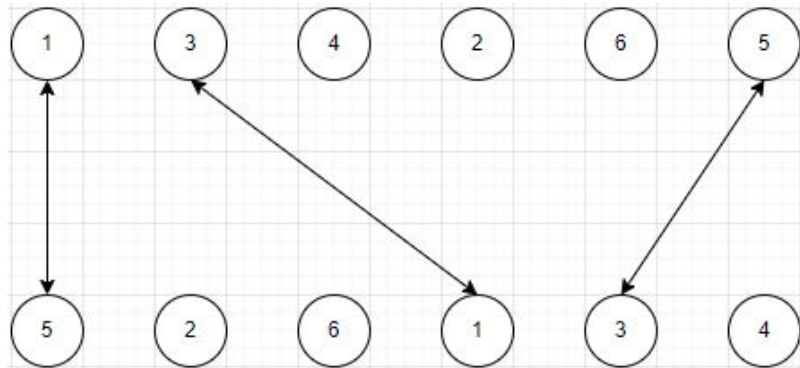
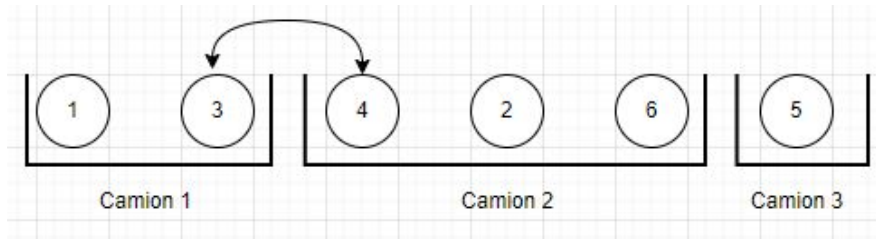
Poids : $\omega=5$ pour le calcul du coût

Nombre d'itération maximum : 100

Facteur d'aspiration : 3



Méthode Algorithme génétique



Etape 0 : Définir un codage du problème

Étape 1 : $t:=0$, créer une population initiale de N individus $P(0) = x_1, x_2, \dots, x_N$

Etape 2 : Evaluation

- Calculer la force $F(x_i)$ de chaque individu $x_i, i=1 \dots N$

Etape 3 : Sélection

- Sélectionner N individus de $P(t)$ et les ranger dans un ensemble $S(t)$. Un même individu de $P(t)$ peut apparaître plusieurs fois dans $S(t)$

Etape 4 : Recombinaison Grouper les individus de $S(t)$ par paire, puis, pour chaque paire d'individus :

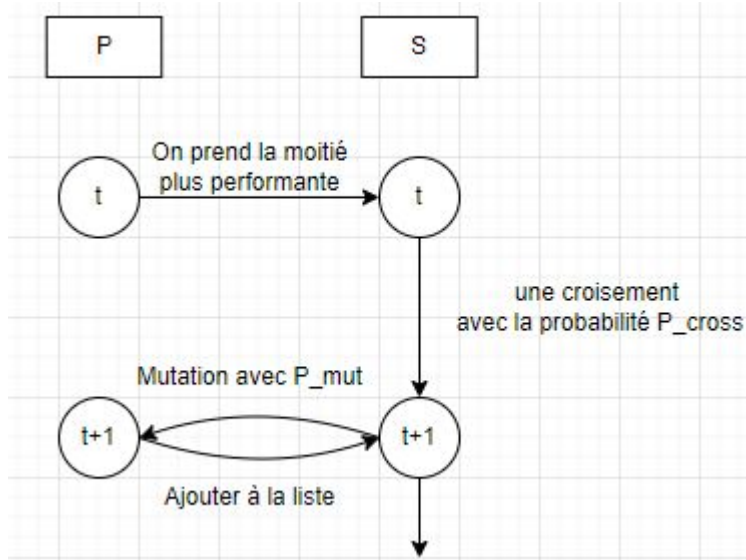
- avec la probabilité P_{cross} , appliquer le croisement à la paire et recopier la progéniture dans $S(t+1)$ (la paire d'individus est éliminée, elle est remplacée par sa progéniture),
- avec la probabilité $1-P_{\text{cross}}$, recopier la paire d'individus dans $S(t+1)$

Pour chaque individu de $S(t+1)$:

- avec la probabilité P_{mut} , appliquer la mutation à l'individu le recopier dans $P(t+1)$
- avec la probabilité $1-P_{\text{mut}}$, recopier l'individu dans $P(t+1)$
- Etape

5 : Incrémenter t et reprendre à l'étape 2 jusqu'à un critère d'arrêt

Méthode Algorithme génétique



Etape 0 : Définir un codage du problème

Étape 1 : $t:=0$, créer une population initiale de N individus $P(0) = x_1, x_2, \dots, x_N$

Etape 2 : Evaluation

- Calculer la force $F(x_i)$ de chaque individu $x_i, i=1 \dots N$

Etape 3 : Sélection

- Sélectionner N individus de $P(t)$ et les ranger dans un ensemble $S(t)$. Un même individu de $P(t)$ peut apparaître plusieurs fois dans $S(t)$

Etape 4 : Recombinaison Grouper les individus de $S(t)$ par paire, puis, pour chaque paire d'individus :

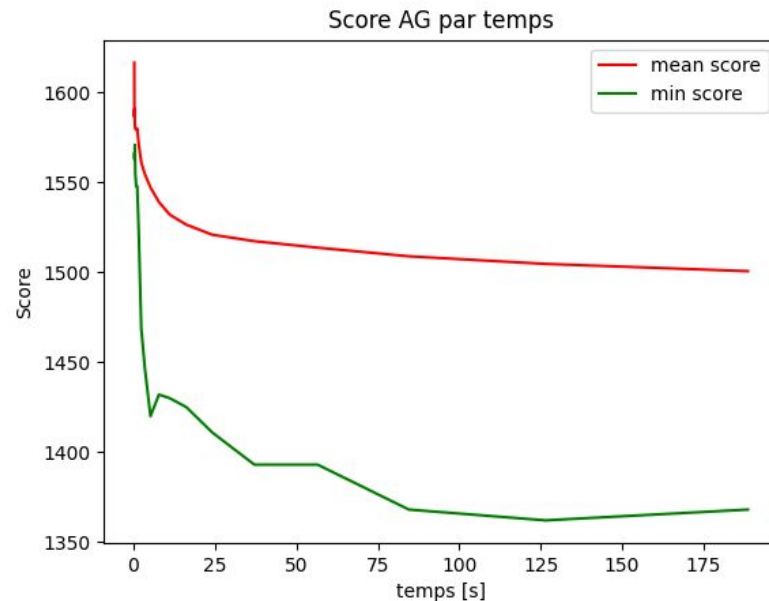
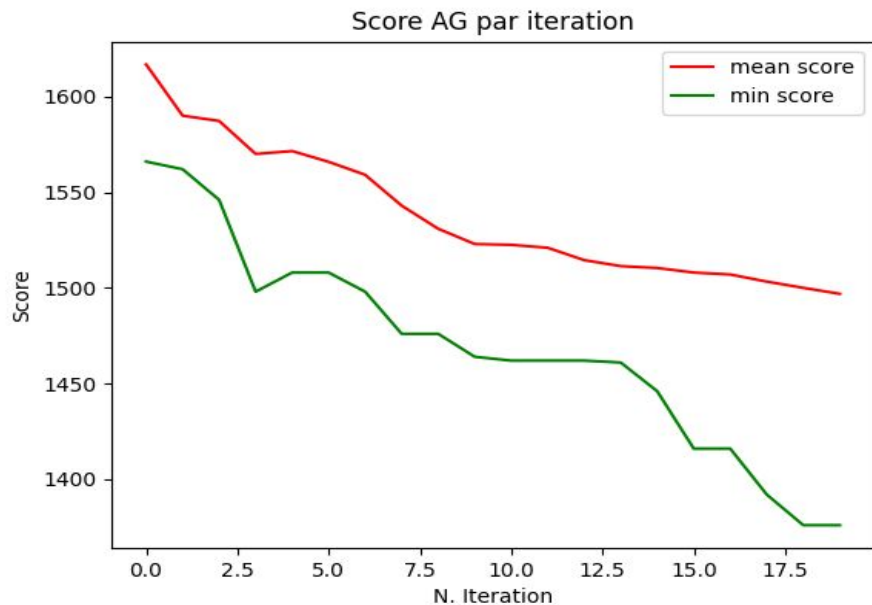
- avec la probabilité P_{cross} , appliquer le croisement à la paire et recopier la progéniture dans $S(t+1)$ (la paire d'individus est éliminée, elle est remplacée par sa progéniture),
- avec la probabilité $1-P_{cross}$, recopier la paire d'individus dans $S(t+1)$

Pour chaque individu de $S(t+1)$:

- avec la probabilité P_{mut} , appliquer la mutation à l'individu le recopier dans $P(t+1)$
- avec la probabilité $1-P_{mut}$, recopier l'individu dans $P(t+1)$
- Etape

5 : Incrémenter t et reprendre à l'étape 2 jusqu'à un critère d'arrêt

Méthode Algorithme génétique

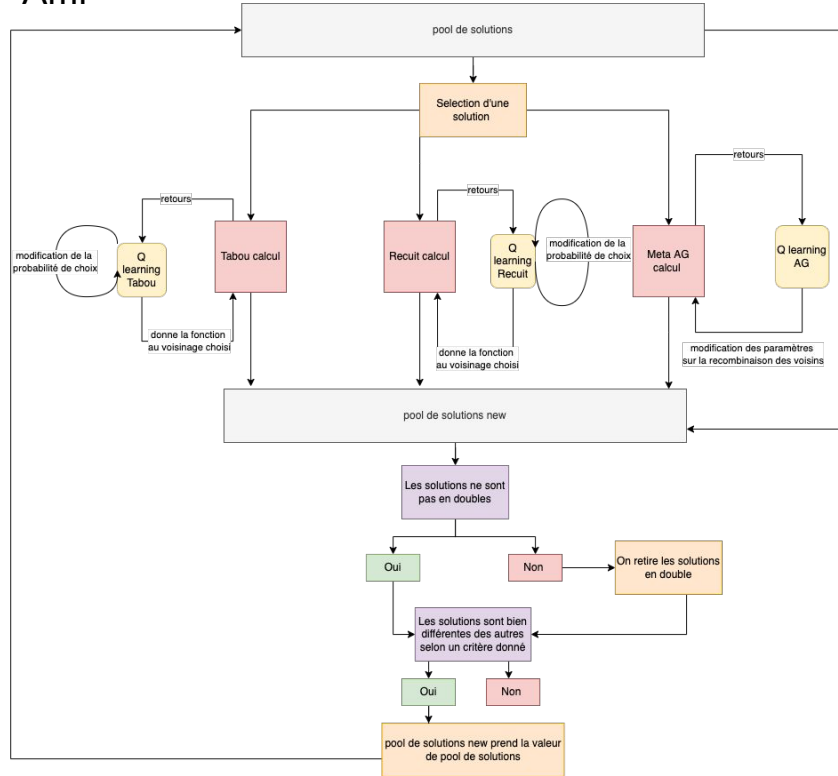




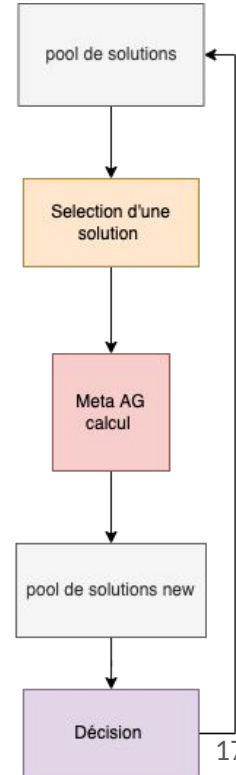
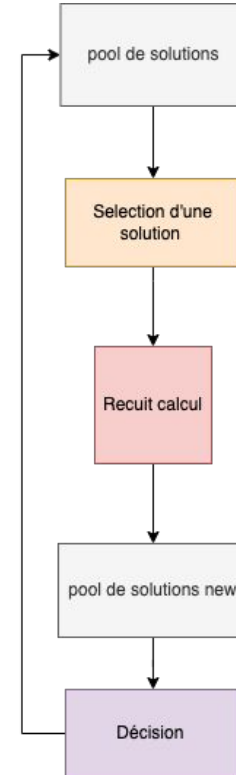
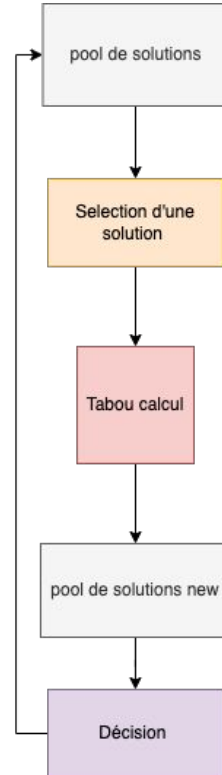
Systeme Multi-Agent



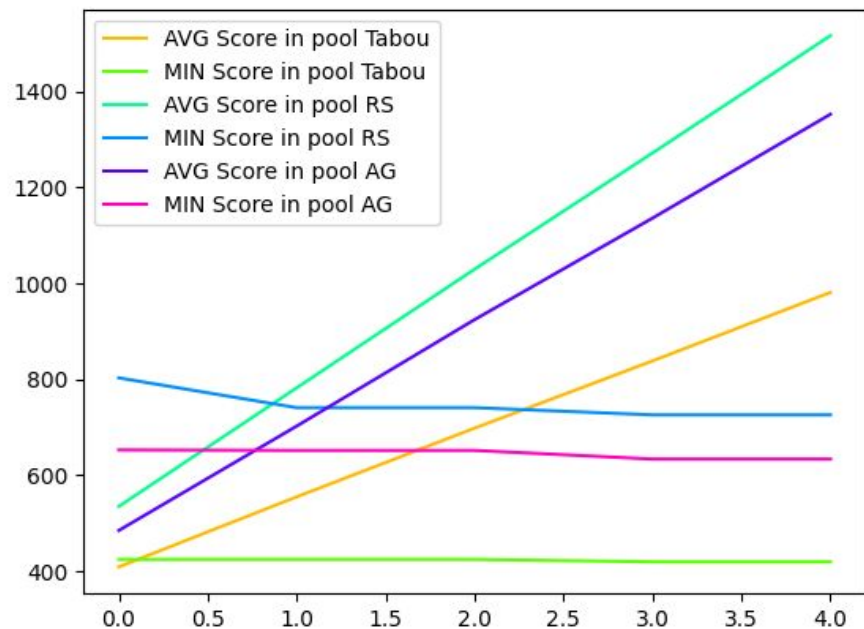
Interaction Ennemi - Ami



Ennemi



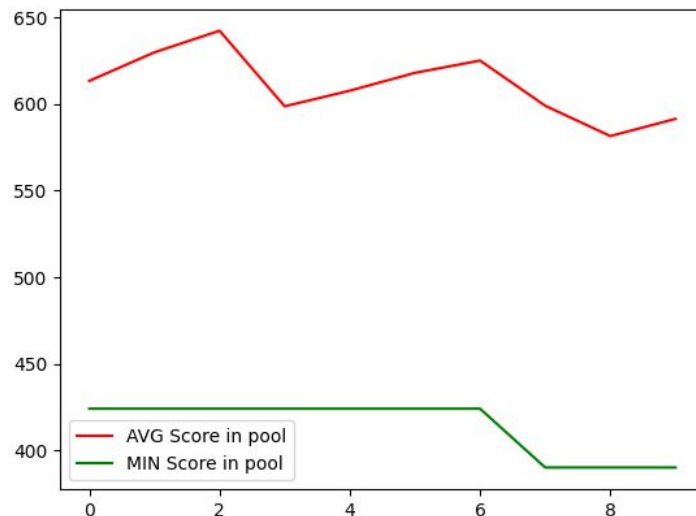
Résultat



Approche Ennemie



Volume pour chaque client: 3
Nombre de clients: 50
Coût associé au nombre de camion: 5



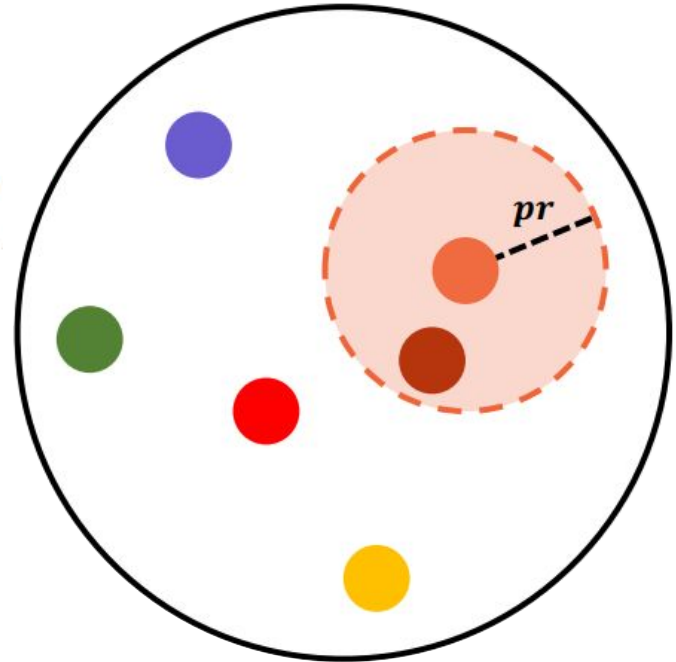
Approche Collaborative



Distance de solution pool

$$g(\phi_i) = \sum_{j=1}^P \phi(\lambda_{ij}) \quad \text{où} \quad \phi(\lambda_{ij}) = \begin{cases} 1 - \frac{\lambda_{ij}}{pr} & \text{si } \lambda_{ij} \leq pr \\ 0 & \text{si } \lambda_{ij} > pr \end{cases}$$

Comparaison entre deux solutions: Nombre d'arrêts en commun.



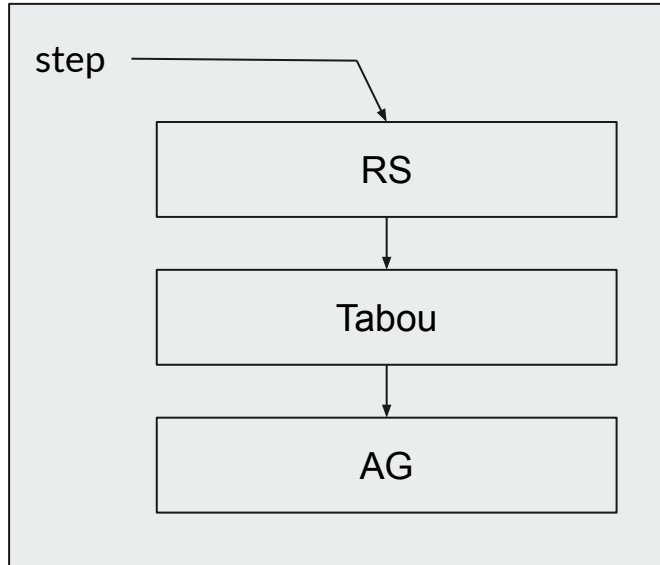
Modification du scheduler de MESA

20



Avant

RandomActivation

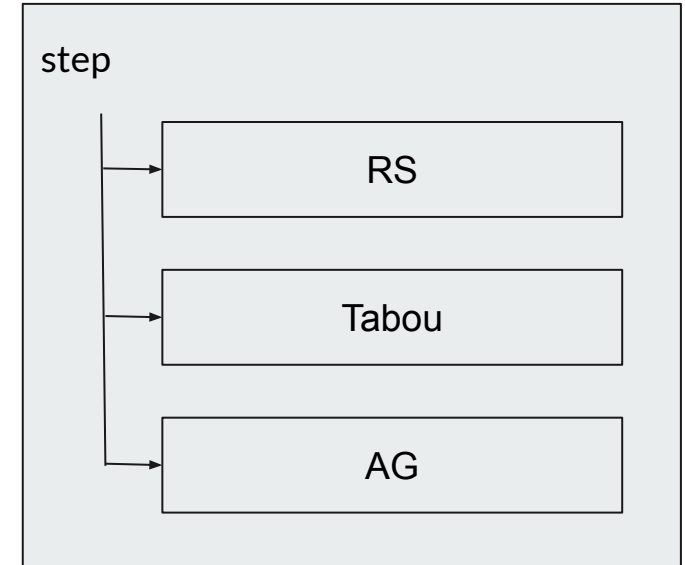


Utilisation d'un seul coeur du processeur



Après

MultiProcessActivation



Utilisation de 3 coeurs du processeur en simultan 

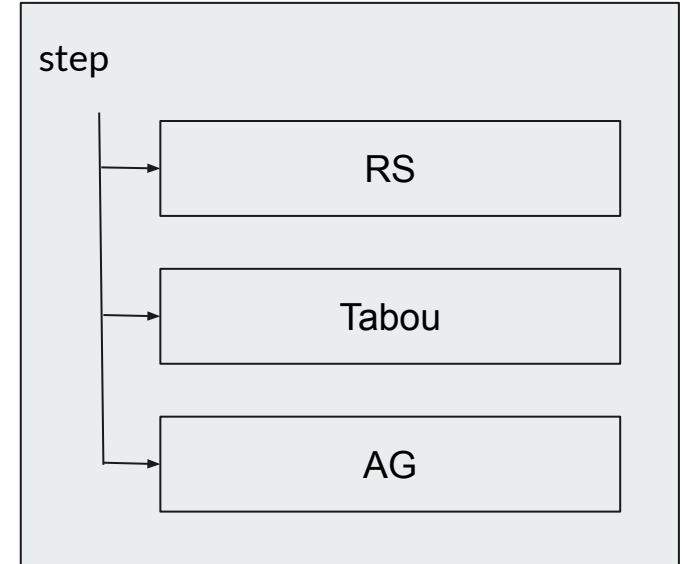
Modification du scheduler de MESA



```
S 0.0 1.1 0:01.53 | python3 big_example.py
S 0.0 0.7 0:00.00 |   python3 big_example.py
S 0.0 0.7 0:00.00 |     python3 big_example.py
R 97.8 0.8 0:02.43 |   python3 big_example.py
R 97.8 0.7 0:02.43 |     python3 big_example.py
R 100. 0.9 0:02.49 |     python3 big_example.py
S 1.9 0.9 0:00.05 |     python3 big_example.py
```

Utilisation de 3 cœurs du processeur en simultané

MultiProcessActivation





QLearning

QLearning Tabou - Recuit simulé



8 façons de modifier les voisins:

-intra_route_swap,

-intra_route_shift,

-two_intra_route_swap,

-two_intra_route_shift,

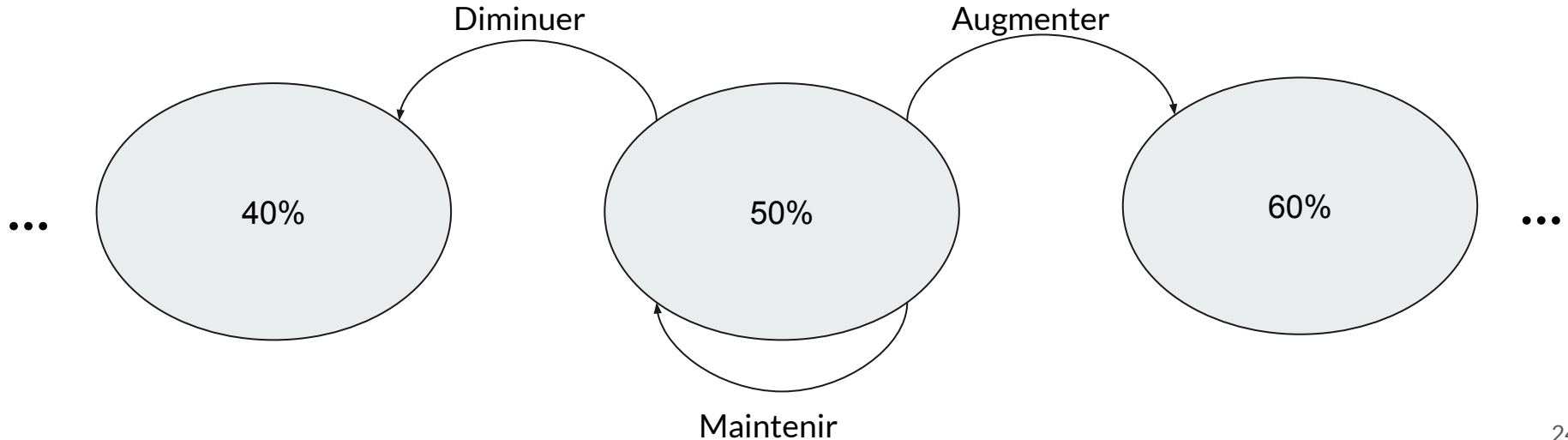
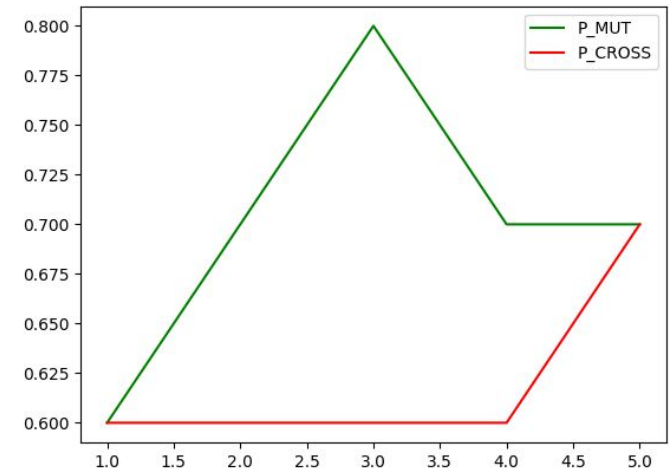
- del_small_route_w_capacity,
- del_random_route_w_capacity
- inter_route_swap_w_capacity
- inter_route_shift_w_capacity

Prise en compte de la capacité

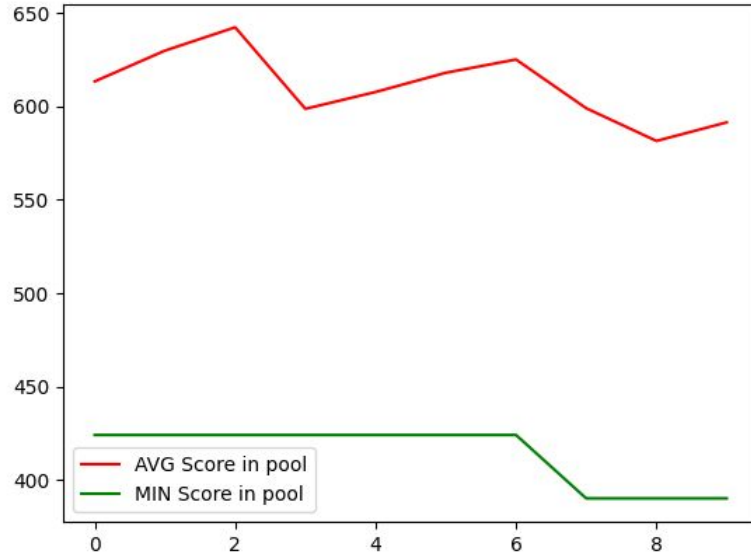
QLearning Algorithme génétique



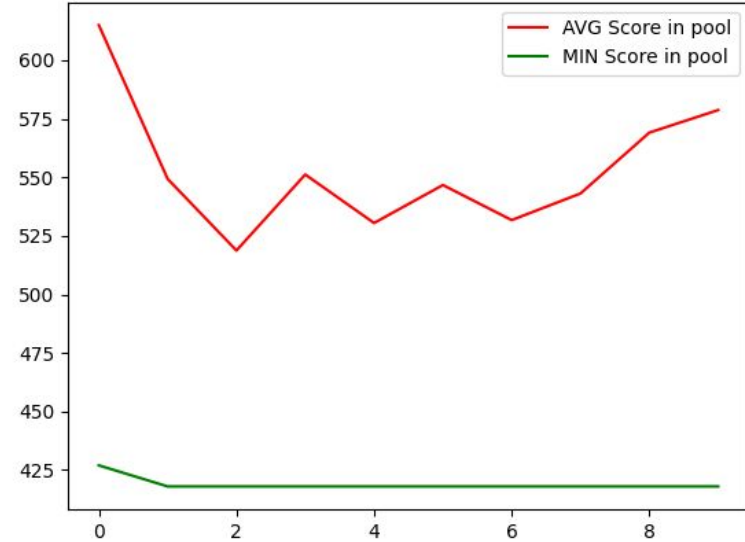
Probabilité mutation et cross



Résultats



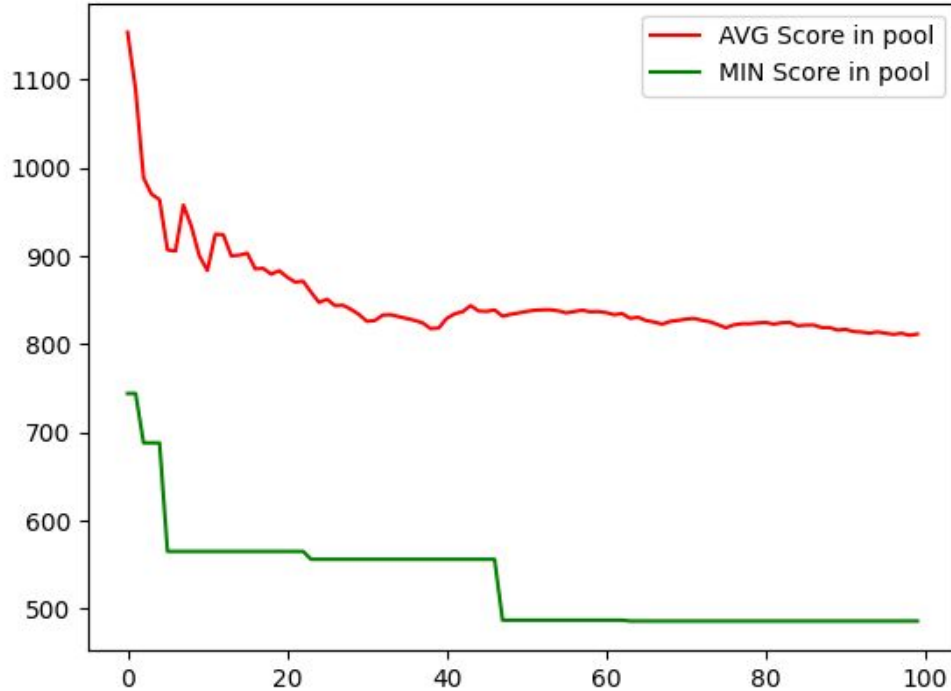
Sans QLearning



Avec QLearning

Volume pour chaque client: 3
Nombre de clients: 50
Coût associé au nombre de camion: 5

Résultats finaux



Volume pour chaque client: de 1 à 3
(aléatoirement)
Nombre de clients: 50
Coût associé au nombre de camion: 100
Avec Q-Learning

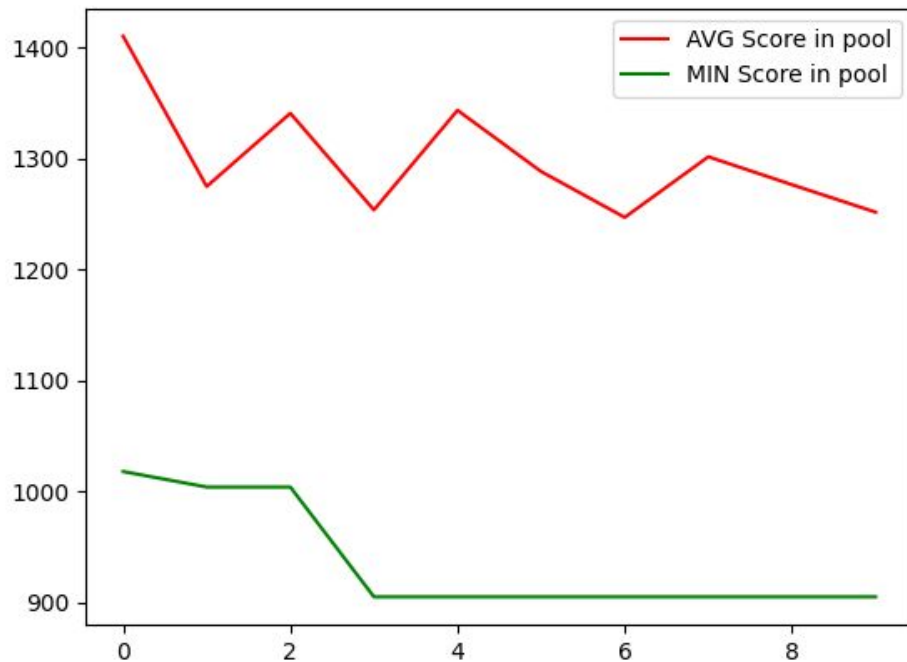


Limites du modèle

- Dans notre système nous avons des camions qui avaient une capacité constante: **prendre en compte des camions de capacité différente**
- **Le temps d'exécutions des algorithmes** aurait pu être amélioré même si on a amélioré le scheduler pour faire du travail multicore

Conclusion

Résultats finaux avec Q-learning



Volume pour chaque client: de 1 à 10
(aléatoirement)
Nombre de clients: 50
Coût associé au nombre de camion: 100
Avec Q-Learning