Projet : Métaheuristique multi-objectifs

Optimisation multi-objectifs des chaînes de montage de RENAULT

Oryan RAMPON, Corentin Pelhâtre, Mathis Ocquident, Leonard Thaddeus, Adrien Cassaigue, Xavier Pillet



UNIVERSITÉ DE NANTES

M2 Informatique ORO

5 novembre 2019



Introduction

- Introduction
- 2 Pseudo-code
- Solution initiale
- 4 Recherche locale
- Conclusion

- Introduction
- 2 Pseudo-code
- Solution initiale
- Recherche locale
- Conclusion

Introduction

Heuristique vainqueur du challenge ROADEF :

- 3 objectifs, 1 contrainte
- Very Large Neighborhood Search ILP & Local search
- VFLS Performant sur les problèmes de grandes instances

- Introduction
- 2 Pseudo-code
- Solution initiale
- Recherche locale
- Conclusion

I) Pseudo-code

```
Very Fast Local Search (VFLS)
Require: TEMPS_MAX
  Calcul d'une séquence initiale (glouton)
  while TEMPS_MAX n'est pas encore atteint do
    Choisir une transformation et des positions où l'appliquer
    if la transformation est bonne then
      Mise-à-jour de la séquence courante par cette transformation
    end if
  end while
  return Séquence courante
```

- Introduction
- 2 Pseudo-code
- Solution initiale
- 4 Recherche locale
- Conclusion

II) Solution initiale

Deux cas possibles:

- On cherche à minimiser le nombre de violations de contraintes prioritaitres

 Greedy EP
- On cherche à minimiser le nombre de purges ⇒ Greedy RAF (qui renvoie une solution optimale pour cet objectif)

II) Solution initiale

Greedy EP:

On construit la première séquence itérativement en ajoutant le véhicule qui maximise la somme suivante

$$\sum_{i} \frac{P_{i}}{Q_{i}} \times \frac{N_{i}(\prod) - N_{i}(\pi_{j})}{|\prod| - |\pi_{j}|}$$

tout en respectant la contrainte PAINT-LIMIT

II) Solution initiale

```
Greedy RAF
  Ajout d'un premier véhicule
  while Tous les véhicules ne sont pas insérés do
    while PAINT-LIMIT n'est pas encore atteint do
      On choisit un véhicule de même couleur maximisant la somme
      d'utilisation dynamique des ratios
    end while
    On effectue une purge
  end while
  return Séquence courante
```

- Introduction
- 2 Pseudo-code
- Solution initiale
- 4 Recherche locale
- Conclusion

III) Recherche locale

Trois étapes :

- Choix d'une position
- Choix d'un mouvement
- Évaluation

III) Recherche locale : choix d'une position

Variants	Description			
Generic	Pick two positions k and l randomly.			
Similar	Pick two positions k and l such that the corresponding vehicles share some options.			
Consecutive	Pick a position k randomly and set $l = k + 1$.			
Violation	Pick a position k where a violation appears and choose l randomly.			
Denominator	Pick a position k and an option i randomly and set $l = k + Q_i$.			
Same color	Pick two positions k and l such that the corresponding vehicles have the same color.			
Border block one	Pick a position k at the beginning or at the ending of a sequence of vehicles having the same color. Choose l randomly.			
Border block two	Pick the positions k and l at the beginning or at the ending of a sequence of vehicles having the same color.			
Violation same color	Pick a position k where a violation appears and choose l such that the corresponding vehicle has the same color than the one at position k .			

III) Recherche locale: mouvements

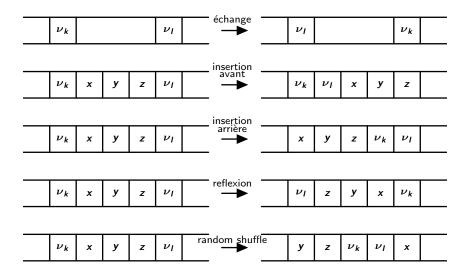


FIGURE – Les cinq mouvements de recherche locale

III) Recherche locale : routines d'optimisation

Objectives	Phase 1	Phase 2	Phase 3	Phase 4
EP/ENP/RAF	Greedy EP	60% OptA	25% OptA	15% OptB
EP/RAF/ENP	Greedy EP	60% OptA	25% OptB	$15\%~\mathrm{OptC}$
EP/RAF	Greedy EP	50% OptA	$50\%~\mathrm{OptB}$	-
RAF/EP/ENP	Greedy RAF	80% OptC	$20\%~\mathrm{OptC}$	-
RAF/EP	Greedy RAF	$100\%~\mathrm{OptC}$	=	=

FIGURE – séquences d'optimisation selon l'ordre des objectifs

- Opt A: diminue les violations sur les ratios (EP/ENP,RAF)
- Opt B : construit des blocs de couleur (EP/ENP,RAF).
- Opt C: diminue les violations sur les ratios en conservant les blocs de couleur (RAF, EP/ENP).

III) Recherche locale : routines d'optimisation

Transformations	Variants	OptA	OptB	OptC
	Generic	66%	18%	-
	Similar	2%	-	-
	Consecutive	2%	4%	5%
Swap	Same color	-	8%	25%
	Border block two	-	10%	5%
	Violation	2%	2%	-
	Violation same color	-	1%	5%
Insertion	Generic	8%	-	-
	Denominator	8%	-	-
	Same color	-	30%	12%
	Border block one	-	8%	12%
	Generic	7%	-	-
Reflection	Denominator	4%	-	-
	Same color	-	8%	10%
	Border block one	-	6%	10%
	Border block two	-	4%	15%
Shuffle	Generic	1%	1%	1%

 $\label{eq:Figure} Figure - Composition \ des \ routines \ d'optimisation$

III) Recherche locale : évaluation suite à un mouvement

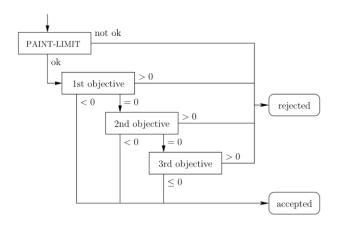


FIGURE - Évaluation d'une transformation

III) Recherche locale : faire une évaluation efficace

L'opération la plus critique en terme de temps de calcul est l'évaluation d'une nouvelle solution.

Pour être rapide on veut éviter de devoir parcourir toute la séquence pour évaluer une transformation.

Mise en place de structures de données pour accélérer l'évaluation.

III) Recherche locale : faire une évaluation efficace

Structure de données utilisée pour l'évaluation de RAF (couleurs)

Dans chaque voiture on stock son indice de début et de fin de bloc de couleur :

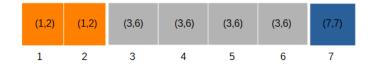


FIGURE – Exemple d'une séquence de véhicules stockant les indices de début et de fin de son block de couleur

Permet d'évaluer RAF et de vérifier la contrainte PAINT-LIMIT en O(1)

III) Recherche locale : faire une évaluation efficace

Structure de données utilisée pour l'évaluation de EP et ENP (contraintes de ratio)

Pour chaque option, on stock ses violations sur chacune de ses fenêtres :

1	0	0	1	0	1	1	1	0	0
-1	-1	-1	0	0	0	1	2	2	1

FIGURE – Exemple d'une contrainte de ratio 2/5 pour une option

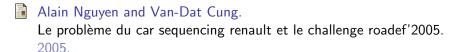
- Première ligne : le masque de l'option d'une séquence de véhicule (1 si le véhicule a l'option, 0 sinon).
- Deuxième ligne : la contrainte de ratio. On fait passer une fenêtre glissante de taille 5 sur le masque et on calcule sum(fenêtre) – 2.

- Introduction
- 2 Pseudo-code
- Solution initiale
- Recherche locale
- Conclusion

Conclusion

- Greedy EP semble inefficace
- Tuning non réalisé

Références I



Bertrand Estellon, Frédéric Gardi, and Karim Nouioua.

Two local search approaches for solving real-life car sequencing problems.

European Journal of Operational Research, 191(3):928–944, 2008.

C Ribeiro, D Aloise, T Noronha, C Rocha, and S Urrutia.

A hybrid heuristic for a real-life car sequencing problem with multiple requirements.

In Proceedings of the 18th Mini Euro Conference on Variable Neighborhood Search. Tenerife, Spain, 2005.

Références II



Matthias Prandtstetter and Günther Raidl.

A variable neihborhood search approach for solving the car sequencing problem.

na, 2005.



Jens Gottlieb, Markus Puchta, and Christine Solnon.

A study of greedy, local search, and ant colony optimization approaches for car sequencing problems.

In Workshops on Applications of Evolutionary Computation, pages 246–257. Springer, 2003.

Projet : Métaheuristique multi-objectifs

Optimisation multi-objectifs des chaînes de montage de RENAULT

Oryan RAMPON, Corentin Pelhâtre, Mathis Ocquident, Leonard Thaddeus, Adrien Cassaigue, Xavier Pillet



UNIVERSITÉ DE NANTES

M2 Informatique ORO

5 novembre 2019

