

# Réduction de l'espace de recherche dans un VNS via l'utilisation de machine learning pour des problèmes de VRP

Flavien Lucas<sup>1</sup>, Romain Billot<sup>2</sup>, Marc Sevaux<sup>1</sup>, Kenneth Sörensen<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Université Bretagne Sud, Lab-STICC, UMR 6285, CNRS, Lorient, France  
`{flavien.lucas,marc.sevaux}@univ-ubs.fr`

<sup>2</sup> IMT Atlantique, Lab-STICC, UMR 6285, CNRS, Brest, France  
`{flavien.lucas,romain.billot}@imt-atlantique.fr`

<sup>3</sup> University of Antwerp, Department of Engineering Management, ANT/OR Group, Belgium  
`kenneth.sorensen@uantwerpen.be`

**Mots-clés :** *Machine learning, tournées de véhicules, méta-heuristiques, sélection de voisinage*

## 1 Introduction

Après plus de 60 ans de recherches, les problèmes de tournées de véhicules sont encore au centre de l'attention de nombreux chercheurs en optimisation. L'amélioration soudaine des techniques de machine learning ces dernières années a entraîné un regain d'intérêt pour des méthodes de résolution mêlant ces deux domaines scientifiques [2]. Dans ce papier, nous détaillerons comment le machine learning peut améliorer les méthodes de recherches locales, avant et pendant la résolution de problèmes de tournées de véhicules.

## 2 Quelles sont les caractéristiques d'une bonne solution ?

Les travaux de F. Arnold et K. Sörensen ont permis d'identifier 10 traits pouvant caractériser une solution (profondeur et largeur moyenne des tournées, variation du nombre de clients par véhicules, etc.) [1]. En étudiant ces traits, il est possible d'identifier des règles de décision, fondées sur des approches de machine learning, liant la qualité d'une solution et la valeur de ses caractéristiques. Grâce à ces règles, il est possible d'identifier les zones de l'espace des caractéristiques qui semblent contenir majoritairement des solutions de bonne qualité. Ces zones sont définies comme *prometteuses*. A l'opposé, les zone contenant majoritairement des solutions de mauvaise qualité seront définies comme *non prometteuses*.

Ces zones ouvrent de nouvelles possibilités. En effet, lors d'une recherche locale, le seul critère utilisé pour obtenir une meilleure solution est le gain en terme de fonction objectif. Désormais il est également possible de minimiser la distance avec la zone prometteuse la plus proche.

## 3 Élimination de voisinage en pré-traitement

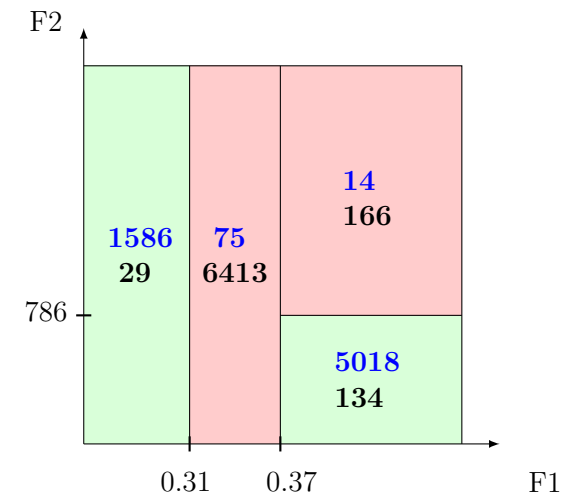
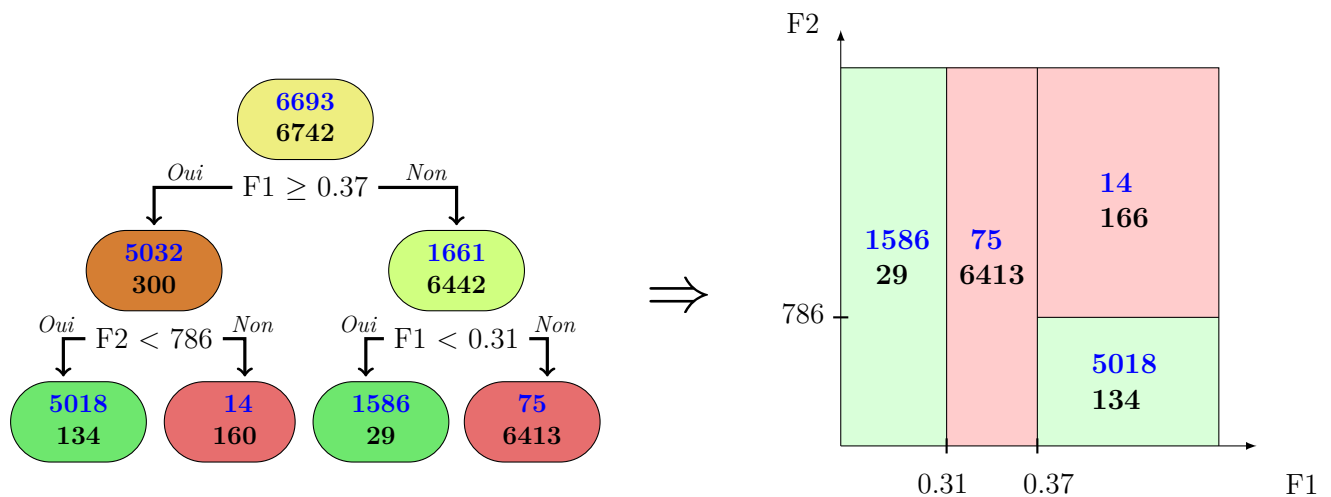
Lors de l'utilisation de méta-heuristiques à recherches locales, telle que le VNS, il est important de bien choisir les voisinages à utiliser. En effet, des voisinages peu nombreux, ou trop simples seront bloqués sur des minima locaux de piètre qualité. Inversement, des voisinages trop nombreux, ou trop complexes ont un temps de calcul conséquent. Le choix du voisinage peut donc s'avérer crucial pour obtenir des solutions de bonne qualité en un temps raisonnable. Étudier à l'avance les effets de chaque sous-ensemble de voisinage disponible sur plusieurs groupes d'instances permet de déterminer le bon sous-ensemble de voisinages à utiliser pour une instance donnée.

## 4 Features-Guided VNS

La création de voisinages fondés sur l'utilisation des caractéristiques des solutions permet de changer l'architecture des méta-heuristiques. Ainsi, une méta-heuristique de type VNS, pourra utiliser à la fois des recherches locales basées sur la diminution du coût des solutions, et sur la minimisation de la distance envers la zone prometteuse la plus proche. Cette technique, que l'on nommera *Features-Guided VNS* alterne donc les phases d'exploration (pour la création et mise à jour des règles de décision) et exploitation (recherche des minima locaux dans les zones prometteuses).

## 5 Résultats préliminaires

Des tests ont été effectués sur 3000 instances. Des solutions ont été calculées par un solveur. Les deux tiers de ces solutions ont été utilisées pour créer des règles, via l'utilisation d'arbres de décisions (Figure 1), les solutions restantes servant à tester l'efficacité de ces règles. Ces règles permettent de définir les zones prometteuses (en vert sur la figure 2) et les zones non prometteuses (en rouge sur la figure 2). La qualité de prédiction de ces règles va être vérifiée grâce à l'utilisation des solutions tests. En moyenne, 95% des solutions de test de bonne qualité se trouvent effectivement dans les zones prometteuses. De plus, en moyenne 60% des solutions se trouvant en zone prometteuse sont de bonne qualité.



Les nombres en **bleu** représentent la quantité de solutions de bonnes qualité, et les nombres en **noir** représentent la quantité de solution de bonnes qualité.

## Références

- [1] F. Arnold and K. Sörensen. What makes a VRP solution good ? The generation of problem-specific knowledge for heuristics. *Computers & Operations Research*, 2019.
- [2] Yoshua Bengio, Andrea Lodi, and Antoine Prouvost. Machine learning for combinatorial optimization : a methodological tour d'horizon. *arXiv preprint arXiv :1811.06128*, 2018.