

Modélisation et résolution d'un VRP-PDMTW avec dépôts stochastiques et demandes hétérogènes

Gildas YE¹, Stéphane BONNEVAY¹

Université Claude Bernard Lyon 1, France

`gildas.ye@etu.univ-lyon1.fr`, `stephane.bonnevay@univ-lyon1.fr`

Mots-clés : *problème de tournées de véhicules, optimisation combinatoire, Apprentissage par renforcement.*

1 Introduction

Il existe de nombreuses variantes du "Vehicle Routing Problem" (VRP); ces variantes sont définies par les différentes contraintes spécifiques aux problèmes à traiter. Nous proposons ici de présenter une nouvelle variante du « Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery and Multiple Time Windows » (VRPPDMTW) avec des contraintes imposant un choix stochastique des lieux de dépôts ainsi que des demandes hétérogènes. À cela s'ajoutent les contraintes classiques telles que les contraintes de fenêtrage de temps multiple ou de priorité qui complexifient davantage la résolution de cette nouvelle variante.

2 Problématique

Ce travail a été réalisé au sein de l'entreprise "My Little Pressing" qui, pour l'essentiel de son activité, récupère des objets de différents types chez ses clients et leurs relivre après réparation ou nettoyage. L'entreprise réalise aussi quelques prestations directement au domicile des clients. L'organisation des tournées quotidiennes est rendue difficile par le fait que les lieux de dépôt des objets ne sont pas fixés en début de tournée; le choix doit être fait de manière probabiliste (probabilités qui peuvent évoluer dynamiquement au cours de la journée) parmi un ensemble de prestataires. Cette probabilité dépend par exemple de la charge actuelle du prestataire qui évolue au cours de la journée, du lien commercial entre l'entreprise et le prestataire qui peut imposer des quantités minimales journalières ou des dépôts à privilégier. De plus, la diversité des types d'objets récupérés chez les clients (vêtements, chaussures, tapis, ...) mais aussi la diversité des actions réalisées sur ces objets (pressing, cordonnerie, blanchisserie, couture, ...) rend la construction de la tournée non triviale. En effet, lors d'une tournée, l'entreprise récupère différents types d'objets qu'il faut gérer de manière adaptée en fonction du type et de l'action associée.

Le choix stochastique des lieux de dépôt au cours de la tournée est la principale difficulté rencontrée lors de la construction des tournées de l'entreprise car ce n'est pas une contrainte classique dans un problème de tournées de véhicules. Cette contrainte impose donc une nouvelle modélisation qui doit également prendre en compte toutes les autres contraintes spécifiques à l'activité de l'entreprise.

3 Contributions

Nous avons traité ce problème de deux manières différentes : avec la programmation linéaire en nombres entiers et l'apprentissage par renforcement.

Nous avons tout d'abord proposé une modélisation sous forme d'un programme linéaire en nombres entiers qui intègre toutes les contraintes de l'entreprise. L'objectif était, à la fois de proposer une modélisation mathématique du problème, mais aussi d'apporter une solution sur des petits jeux de données. La modélisation est basée sur les différentes formulations classiques issues de la littérature du VRP [4], intégrant du Pickup et du Delivery [5], avec les contraintes de fenêtrage de temps multiple [1], et adaptée à toutes les autres contraintes spécifiques à l'entreprise. Concernant l'hétérogénéité des objets, il a fallu associer à chaque type d'objet une catégorie et gérer les quantités transportées en fonction des catégories. Pour la partie liée au choix stochastique, nous avons adapté ce qui est proposé par Sun [6] sur la priorisation des prestataires. Cette modélisation a été validée grâce à une implémentation en Python qui a permis de démontrer la viabilité et la robustesse du modèle pour des instances de petite taille.

Toutefois, face aux défis posés par des jeux de données de plus grande taille, nous avons travaillé sur une adaptation d'un modèle d'apprentissage par renforcement profond. Nous avons utilisé une architecture à base de Transformer dotés d'attention, proposée par Li [3, 2], que nous avons personnalisée pour prendre en compte toutes les contraintes de notre problème. Pour ce faire, nous avons adapté et développé des nouvelles couches d'attention. Notre modèle apprend les stratégies d'affectation des véhicules et le choix des clients à visiter grâce à l'interaction avec l'environnement (connaissances des positions des véhicules et des clients ainsi que leurs demandes). Un véhicule est récompensé en fonction de la qualité de ses décisions, comme la distance parcourue et le respect des contraintes spécifiques au problème. Nous avons pu observer des performances très satisfaisantes du modèle adapté sur des instances classiques du VRP, ces performances ont dépassé celles des techniques conventionnelles basées sur des heuristiques et des méta-heuristiques, démontrant ainsi le potentiel de notre approche.

Références

- [1] Daniela Favaretto, Elena Moretti, and Paola Pellegrini. "Ant colony system for a VRP with multiple time windows and multiple visits." *Journal of Interdisciplinary Mathematics* 10.2 (2007) : 263–284.
- [2] Jingwen Li et al. "Deep Reinforcement Learning for Solving the Heterogeneous Capacitated Vehicle Routing Problem." *IEEE Transactions on Cybernetics* 52.12 (2022) : 13572–13585.
- [3] Jingwen Li et al. "Heterogeneous Attentions for Solving Pickup and Delivery Problem via Deep Reinforcement Learning." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.3 (2022) : 2306–2315.
- [4] R. V. Kulkarni and P. R. Bhave. "Integer programming formulations of vehicle routing problems." *European Journal of Operational Research* 20.1 (1985) : 58–67.
- [5] Stephen L. Smith et al. "Dynamic Vehicle Routing with Priority Classes of Stochastic Demands." *SIAM Journal on Control and Optimization* 48.5 (2010) : 3224–3245.
- [6] Wei Sun, Yang Yu, and Junwei Wang. "Heterogeneous vehicle pickup and delivery problems : Formulation and exact solution." *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review* 125 (2019) : 181–202.