

# Modèle d'apprentissage unifié basé sur les GNN pour résoudre le VRP multi-attributs

Amine Jari<sup>1</sup>, Sohaib Afifi<sup>1</sup>, Rym Nesrine Guibadj<sup>2</sup>, Eric Lefevre<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Univ. Artois, UR 3926, LGI2A, F-62400 Béthune, France

<sup>2</sup> Université du Littoral Côte d'Opale, UR 4491 - LISIC, F-62228 Calais, France

7 mars 2026

## Résumé

*Ce travail présente un modèle d'apprentissage unifié pour résoudre le VRP multi-attributs. L'approche repose sur un encodeur basé sur les Graph Neural Networks pour capturer la structure du problème, ainsi que sur un décodeur autoregressif qui intègre un vecteur de contexte, un module GRU et un mécanisme d'attention spatiale afin de modéliser l'état courant et de sélectionner efficacement les clients, tout en s'appuyant sur un masque dynamique garantissant la faisabilité. Le modèle est entraîné par renforcement avec REINFORCE et baseline par rollout pour stabiliser l'apprentissage. Lors de l'inférence, un schéma multi-start et des augmentations géométriques permettent d'améliorer les performances. Les résultats montrent des performances compétitives face aux méthodes de l'état de l'art et une forte capacité de généralisation entre variantes*

## Mots-clés

Réseaux de neurones graphiques (GNN), apprentissage par renforcement (RL), modèles fondamentaux, optimisation combinatoire (OC), problème de tournées de véhicules (VRP).

## 1 Introduction

L'optimisation des tournées de véhicules est aujourd'hui un élément clé de la logistique, et le VRP, dans sa forme classique [1], a donné naissance à de nombreuses variantes intégrant des contraintes réelles : limites de capacité, fenêtres de temps, clients en backhaul, tournées ouvertes, ou encore restrictions de durée. Les travaux de Vidal et al. [5] ont montré qu'il est possible de combiner ces attributs au sein d'un cadre unique pour représenter fidèlement une grande variété de situations opérationnelles. Néanmoins, résoudre efficacement ces VRP multi-attributs reste complexe, car il s'agit de problèmes NP-difficiles.

Les approches métaheuristiques, comme la recherche à large voisinage [4], offrent d'excellentes performances, mais les méthodes d'apprentissage commencent à démontrer une capacité intéressante à généraliser plusieurs variantes de VRP. Des modèles tels que RouteFinder [7] illustrent qu'une seule architecture peut s'adapter à des configurations très différentes.

Dans ce contexte, nous proposons un cadre d'apprentis-

sage unifié capable de traiter 24 combinaisons d'attributs du VRP. Notre approche s'appuie sur un encodeur qui capture la structure spatiale et relationnelle du problème, couplé à un décodeur qui gère efficacement les contraintes grâce à un mécanisme de masquage.

## 2 Approche proposée

Dans ce travail [2], nous présentons un modèle d'apprentissage unifié, illustré dans la Figure 1, capable de résoudre plusieurs variantes du VRP multi-attributs. Notre modèle est une architecture de type encodeur/décodeur entraînée par renforcement : les informations issues des nœuds, des arêtes et des attributs globaux du problème sont intégrées dans une représentation riche qui sert ensuite à générer des tournées réalisables. L'encodeur repose sur la propagation de messages propre aux réseaux de neurones graphiques afin de capturer la structure et les contraintes du problème. Il produit des représentations vectorielles des nœuds.

Le décodeur construit ensuite les routes de manière séquentielle en combinant ces représentations avec un masque dynamique garantissant le respect des contraintes (capacité, fenêtres de temps, limites de distance, etc.). Un vecteur de contexte résume l'état courant de la tournée et un module GRU (*Gated Recurrent Unit*) conserve l'historique des décisions. Un mécanisme d'attention spatiale guide enfin la sélection du prochain client en tenant compte à la fois des représentations apprises et de la proximité géographique. L'ensemble de l'architecture est optimisé à l'aide de l'algorithme REINFORCE [6], accompagné d'un baseline par rollout afin de stabiliser l'apprentissage et d'obtenir des solutions de haute qualité.

## 3 Résultats

Pour évaluer les performances du modèle, nous générons de manière systématique des instances couvrant 24 combinaisons possibles de six attributs du VRP : la capacité, les fenêtres de temps, les tournées ouvertes, les backhauls classiques ou mixtes, ainsi que les contraintes de longueur de route. Lors de l'inférence, nous utilisons un décodeur autoregressif auquel nous associons un schéma multi-start, consistant à lancer plusieurs décodages indépendants et à conserver uniquement la meilleure solution obtenue.

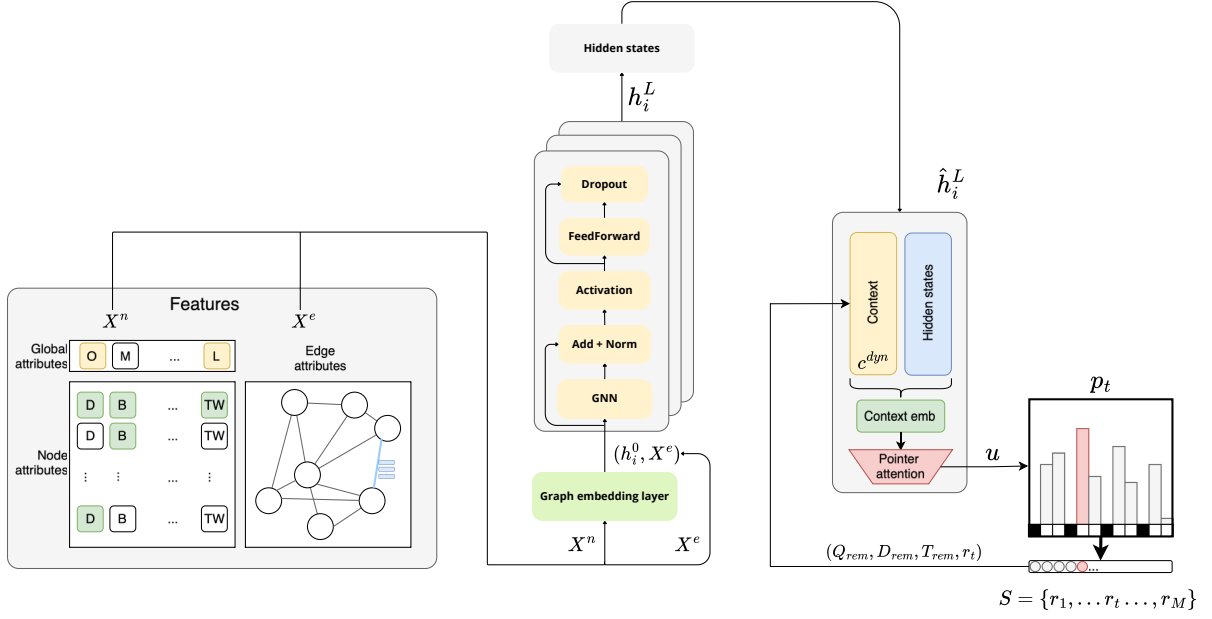


FIGURE 1 – Architecture générale du modèle proposé.

Nous évaluons ensuite 1024 instances tests par variante pour des tailles d’instances égales à 25, 50 et 100 clients. Pour renforcer la robustesse du modèle, nous intégrons des augmentations géométriques basées sur les transformations Dihedral-8, complétées par des translations uniformes et un léger redimensionnement. Nous comparons les performances du modèle à deux méthodes de l’état de l’art : HGS-PyVRP [5], un algorithme génétique hybride, et un modèle d’apprentissage par renforcement utilisant une attention multi-têtes [3].

Sur la quasi-totalité des variantes et des tailles d’instances, notre approche unifiée surpasse le modèle à base d’attention et atteint des résultats comparables, voire supérieurs, à HGS-PyVRP pour les problèmes de petite et moyenne taille, tout en restant compétitive sur les instances plus grandes ou plus contraintes. Ces résultats montrent que le modèle constitue une approche de résolution à la fois scalable et généralisable pour le VRP multi-attributs, sans nécessiter d’ajustements spécifiques à chaque variante.

## Références

- [1] George B Dantzig and John H Ramser. Truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1) :80–91, 1959.
- [2] Amine Jari, Sohaib Afifi, Rym Nesrine Guibadj, and Eric Lefevre. G-UniRouting : A Graph-Based Unified Neural Model for Solving Multi-Attribute Vehicle Routing Problems . In *2025 IEEE 37th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (IC-TAI)*, pages 491–498, Los Alamitos, CA, USA, November 2025. IEEE Computer Society.
- [3] Wouter Kool, Herke van Hoof, and Max Welling. Attention, learn to solve routing problems ! In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2019.

*nal Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2019.

- [4] David Pisinger and Stefan Ropke. A general heuristic for vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, 34(8) :2403–2435, 2007.
- [5] Thibaut Vidal, Teodor Gabriel Crainic, Michel Gendreau, and Christian Prins. A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time-windows. *Computers Operations Research*, 40(1) :475–489, 2013.
- [6] Ronald J. Williams. Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning. *Machine Learning*, 8 :229–256, 1992.
- [7] Han Yuan, Ziyang Zhang, Shiji Zhang, Jingren Zhou, Jinyang Zhou, and Yiming Yu. Routefinder : Towards foundation models for vehicle routing problems. In *International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2024.