

Comparaison de trois algorithmes évolutionnaires Pareto pour le DARP multicritère

Rémy Chevrier¹, Arnaud Liefoghe², Laetitia Jourdan²

¹ Université de Lille Nord de France - F-59000 Lille, INRETS, ESTAS, F-59650 Villeneuve d'Ascq
remy.chevrier@inrets.fr

² LIFL, INRIA Lille Nord Europe, 40 avenue Halley, F-59650 Villeneuve d'Ascq
{arnaud.liefoghe,laetitia.jourdan}@lifl.fr

Mots-Clés : *Transport, Dial a Ride Problem, Algorithme évolutionnaire, Multicritère.*

1 Introduction

Le transport à la demande (TAD) est un service de transport public collectif à mi-chemin entre le taxi et le bus, activé seulement à la demande et offrant aux usagers une haute qualité de service qui se traduit notamment par la possibilité de choisir les points de départ et de destination ainsi que les horaires de prise en charge. C'est une application du *Dial-a-Ride Problem* (DARP) pour lequel existe un ensemble de travaux [2]. À la différence de ces méthodes, nous proposons une optimisation multicritère basée sur une approche Pareto. Nous exploitons notre modélisation sur les instances de Chevrier [1] pour évaluer trois algorithmes évolutionnaires avec approche Pareto (NSGA-II [3], IBEA [5], SPEA2 [6]) sur un DARP avec fenêtres de temps (DARP *with Time Windows*) pour lequel trois objectifs concurrents sont évalués.

2 Définition du problème et modélisation

Compte tenu d'un ensemble R de demandes de transport $r \in R$ caractérisées par : les points de départ r^+ et de destination r^- ; l'horaire de prise en charge souhaité h_{r^+} , nous souhaitons formuler des tournées parachevant trois objectifs. Ceux-ci sont antagonistes et minimisent : le nombre de véhicules (objectif économique φ_1) ; les temps de parcours (objectif environnemental φ_2) ; les retards (qualité de service φ_3). Afin de mutualiser les déplacements des usagers et faciliter les détours, nous introduisons une relaxation k_r sur les temps de parcours $t_{r^+ \rightarrow r^-}$ pour définir les temps relâchés $t'_{r^+ \rightarrow r^-}$ tels que $t'_{r^+ \rightarrow r^-} = k_r \cdot t_{r^+ \rightarrow r^-}$. Ainsi l'acheminement des clients doit être réalisé entre l'horaire théorique $h_{r^-} = h_{r^+} + t_{r^+ \rightarrow r^-}$ et l'horaire maximal d'arrivée $h'_{r^-} = h_{r^+} + t'_{r^+ \rightarrow r^-}$. Pour compléter cette tolérance aux retards, nous introduisons des fenêtres de temps pour faciliter les regroupements des usagers lors de leur prise en charge. Ainsi une fenêtre de temps tw en un point r^+ est proportionnelle à la durée théorique de parcours vers r^- : $tw_{r^+} = k_w \cdot t_{r^+ \rightarrow r^-}$, avec k_w le coefficient de temps alloué à la fenêtre.

L'encodage génétique que nous proposons consiste à associer un gène par véhicule. Chaque gène est un vecteur de points dont l'ordre indique l'itinéraire du véhicule. Ainsi, dans un problème où

$R = \{r_A, r_B, r_C, r_D\}$, le gène/séquence (A, B, A, C, B, C) indique l'itinéraire suivant $(r_{A+}, r_{B+}, r_{A-}, r_{C+}, r_{B-}, r_{C-})$. Le nombre de gènes correspond au nombre de véhicules de la solution considérée. Les mécanismes de sélection et de renouvellement des populations sont propres aux algorithmes utilisés pour l'évaluation. En revanche, nous proposons un mécanisme de croisement aléatoire qui recombine des éléments de gènes de même niveau. La mutation appliquée aléatoirement opère un 2-OPT sur une séquence de points.

3 Évaluation des performances et résultats

Le modèle a été implémenté à l'aide de ParadisEO-MOEO [4]. Deux ensembles d'instances sont utilisés, l'un avec des instances totalement aléatoires et un autre avec des instances réalistes construites à l'aide de modèle géographique [1]. Les taux de croisement et de mutation sont fixés respectivement à $x_r = 0.9$ et $m_r = 0.5$. Pour chaque instance, 20 exécutions (10 minutes chacune) sont réalisées pour chaque algorithme. Grâce à l'indicateur de différence d'hypervolume (I_H^-) nous traçons les courbes moyennes issues de données normalisées pour comparer les performances des algorithmes (Fig. 1). Il résulte des courbes tracées que IBEA est plus performant que NSGA-II et SPEA2 sur des cas concrets d'utilisation.

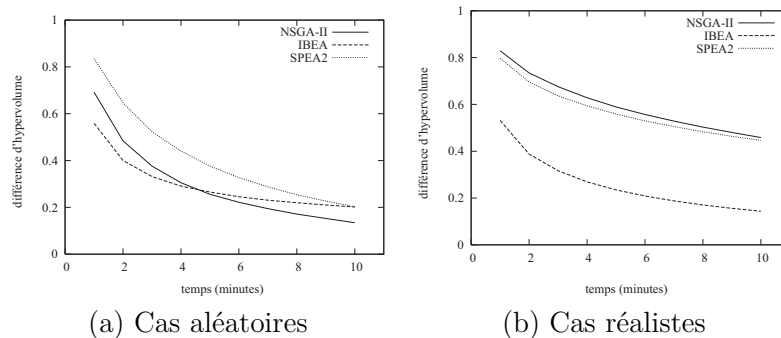


FIG. 1 – Évolution moyenne de la qualité des solutions pour 20 exécutions par instance (10 instances aléatoires et 10 instances réalistes, 10 minutes par exécution).

Références

- [1] R. Chevrier. *Optimization of demand responsive transport in polarized territories*. PhD thesis, UMR ESPACE (CNRS 6012), University of Avignon (France), november 2008. 244 p.
- [2] J.-F. Cordeau and G. Laporte. The dial-a-ride problem : Models and algorithms. *Annals of Operations Research*, 153(1) :29–46, 2007.
- [3] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, and T. Meyarivan. *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI*, volume 1917/2000, chapter A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization : NSGA-II, pages 849–858. Springer, Berlin/Heidelberg, 2000.
- [4] A. Liefooghe, L. Jourdan, and E.-G. Talbi. A unified model for evolutionary multiobjective optimization and its implementation in a general purpose software framework : ParadisEO-MOEO. Research Report RR-6906, INRIA, 2009.
- [5] E. Zitzler and S. Künzli. *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN VIII*, volume 3242/2004, chapter Indicator-Based Selection in Multiobjective Search, pages 832–842. Springer, Berlin/Heidelberg, 2004.
- [6] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. SPEA2 : Improving the strength pareto evolutionary algorithm. Technical Report 103, Computer Engineering and Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich, Switzerland, 2001.