

Proposition d'un algorithme d'optimisation multi-objectif de tournées de soins à domicile avec sectorisation

Leo Schwartz, Olivier Grunder, Amir Hajjam El Hassani

Univ. Bourgogne Franche-Comté, UTBM, NIT-O2S, 90000 Belfort, France
{leo.schwartz, olivier.grunder, amir.hajjam-el-hassani}@utbm.fr

Mots-clés : *optimisation, planification de tournées, soins infirmiers à domicile, fenêtres de temps, k-means clustering.*

1 Introduction et présentation du problème

Les services de soins infirmiers à domicile (SSIAD) ou d'aide et d'accompagnement à domicile (SAAD) fournissent des soins, de l'aide et de l'accompagnement afin de maintenir l'autonomie des personnes en situation de dépendance à leur domicile. Depuis la fin du 20ème siècle, la demande en France pour ces types de services est en forte augmentation. Ces structures s'intéressent à l'optimisation de leurs activités ce qui alimente fortement l'intérêt de la recherche dans ce domaine.

La planification des tournées est le plus souvent gérée manuellement par un planificateur. Cette tâche est très complexe notamment à cause des nombreuses contraintes à prendre en compte (disponibilité des patients, compétences spécifiques requises, temps de travail quotidien et hebdomadaire, ...) mais aussi par la périodicité quotidienne de la tâche. En conséquence, la planification des tournées du personnel est un problème multi-objectif dont le but est de minimiser le temps de travail total tout en équilibrant la charge de travail. L'objectif est de concevoir des tournées pour le personnel soignant, commençant et finissant au même centre, en visitant l'ensemble des patients tout en optimisant plusieurs critères dont la pondération peut varier, comme la distance, le temps de trajet, le retard des visites, le temps d'attente, les heures supplémentaires, etc.

Dans le domaine de l'optimisation de la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile, de nombreux travaux ont déjà été effectués. La charge de travail à minimiser dans ce problème multi-objectif peut être la durée totale des soins ou la distance totale à parcourir [1]. Plusieurs méthodes de résolution ont été explorées, comme des algorithmes mémétiques, colonies de fourmis, recherche tabou, etc. ainsi que des hybridations multiples [2].

Dans ce contexte, l'originalité de notre contribution repose sur deux points. Premièrement, nous proposons un algorithme d'optimisation multi-objectif de tournées de soins à domicile avec sectorisation. Deuxièmement, nous montrons au travers de nombreuses expérimentations que les résultats obtenus par cet algorithme sont nettement meilleurs que ceux que l'on peut obtenir avec d'autres configurations de sectorisation.

2 Modélisation, résolution du problème et conclusion

On considère un problème de planification des tournées où p employés effectuent s visites chez des patients, en respectant les fenêtres de temps de disponibilité. L'ensemble des patients et du centre représente n points correspondant aux destinations possibles des personnels pendant leurs tournées. La fitness d'une tournée est la somme de chaque critère retenu multiplié par son poids. Parmi ces critères, on retient principalement la distance parcourue (poids le plus important), l'équilibrage du temps de travail entre les employés, le respect de spécialités, ainsi que des préférences des patients, et la minimisation du retard sur les fenêtres de temps.

La première phase de la sectorisation est l'initialisation : l'objectif est d'utiliser la méthode *k-means*, sous sa variante *k-means++*, pour classifier les visites par zones géographiques (clusters). Pour un nombre k de clusters à définir, le centroïde (le vecteur des moyennes des différentes variables) du premier cluster est défini aléatoirement, comme pour le *k-means* classique, mais les autres sont choisis parmi les points restants, avec une probabilité proportionnelle au carré de la distance entre le point et le cluster le plus proche [3]. Ensuite, chaque point est attribué au cluster le plus proche, selon le critère d'agrégation choisi (méthode des barycentres, distance minimale ou maximale, méthode de Ward). Le critère de dissimilarité choisi est la distance d'itinéraire réelle, calculée entre deux points GPS. Après chaque nouvelle attribution à un cluster, le centroïde de ce dernier est mis à jour.

Une fois la classification effectuée, la phase de dimensionnement détermine le nombre d'employés nécessaires pour réaliser les tournées de chaque secteur. Pour cela, la somme des durées des visites est divisée par la durée quotidienne de travail. L'algorithme d'optimisation proposé, qui est une heuristique d'insertion basée sur le principe du Clarke & Wright, est alors appliqué. Sur la base du nombre de tournées issues de la phase de dimensionnement, les différentes visites sont insérées les unes après les autres à la position qui permet d'obtenir la meilleure fitness pour une tournée. Pour chaque cluster, l'initialisation se fait avec une visite par tournée. Ensuite, on trouve la meilleure fusion à effectuer entre deux tournées, identifiées par la meilleure fitness obtenue sur l'ensemble des fusions possibles. On applique cette opération jusqu'à ce qu'aucune fusion ne soit possible. Si le nombre de tournées est supérieur au nombre d'employés, les tournées les moins remplies sont éclatées et fusionnées aux p tournées conservées. En cas de blocage, on autorise du retard sur les visites, permettant la fusion mais pénalisant la fitness.

De nombreuses expérimentations ont été effectuées pour comparer les résultats entre une résolution avec sectorisation et une résolution sans sectorisation préalable. Les critères retenus pour évaluer la solution, et en déterminer la fitness sont la minimisation de la distance, du retard sur les visites, ainsi que les heures supplémentaires. Ensuite, de multiples sectorisations ont été réalisées, en faisant varier le nombre de clusters ainsi que les différents critères d'agrégation. Les meilleurs résultats avec sectorisation ont été obtenus en réduisant le nombre de clusters (au moins 2 tournées d'employés par cluster), et avec le critère d'agrégation *distance minimale*, qui correspond à la plus petite distance mesurée entre un point et les points d'un cluster.

On obtient avec cette méthode jusqu'à 12% de gain sur la distance à parcourir et 20% de retard en moins, par rapport à une solution non sectorisée. A contrario, le critère d'agrégation de la méthode des barycentres obtient les pires résultats avec les jeux de données testés : on note une dégradation des critères à optimiser de l'ordre de 10% par rapport aux solutions sans sectorisation.

En conclusion, ces résultats soulignent l'intérêt de procéder à une sectorisation préalable pour le problème concerné. Nous envisageons de poursuivre ces travaux en améliorant la méthode de résolution en la couplant avec une méta-heuristique de type tabou pour explorer d'autres solutions potentiellement meilleures.

References

- [1] Nicolas Jozefowicz, Frédéric Semet, and El-Ghazali Talbi. Target aiming pareto search and its application to the vehicle routing problem with route balancing. *Journal of Heuristics*, 13(5):455–469, 2007.
- [2] Jérémy Decerle, Olivier Grunder, Amir Hajjam El Hassani, Oussama Barakat. A hybrid memetic-ant colony optimization algorithm for the home health care problem with time window, synchronization and working time balancing. *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 46, Pages 171-183, ISSN 2210-6502, 2019.
- [3] Arthur, David et Vassilvitskii, Sergei. *k-means++*: the advantages of careful seeding. *ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, 2007.