

Titre: Prise en compte des préférences du décideur pour le problème
Title: multi-objectif de tournées de soins à domicile

Auteur: Laura Musaraganyi
Author:

Date: 2019

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Musaraganyi, L. (2019). Prise en compte des préférences du décideur pour le
Citation: problème multi-objectif de tournées de soins à domicile [Mémoire de maîtrise,
Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/4024/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/4024/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Nadia Lahrichi, & Louis-Martin Rousseau
Advisors:

Programme: Maîtrise recherche en mathématiques appliquées
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Prise en compte des préférences du décideur pour le problème multi-objectif de
tournées de soins à domicile**

LAURA MUSARAGANYI

Département de mathématiques et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Mathématiques appliquées

Août 2019

© Laura Musaraganyi, 2019.

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Prise en compte des préférences du décideur pour le problème multi-objectif de
tournées de soins à domicile**

présenté par **Laura MUSARAGANYI**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Nathalie DE MARCELLIS-WARIN, présidente

Nadia LAHRICHI, membre et directrice de recherche

Louis-Martin ROUSSEAU, membre et codirecteur de recherche

Jonathan VALLÉE, membre

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, merci à mes directeurs de recherche, Nadia et Louis-Martin, pour le temps consacré à mon encadrement. Que ce soit en cours ou à travers mon projet, leurs enseignements ont été précieux.

Je tiens à exprimer ma gratitude envers tous ceux qui m'ont accueilli si chaleureusement à AlayaCare. En particulier, un grand merci à Simon, à Pierre et à Jonathan!

Mille mercis à tous ceux qui m'ont tenu compagnies au bureau du pavillon André Aisenstadt, en particulier, Qinxiao, San, Elaheh, Mustapha, Mahdis et Antoine. Merci aussi à Patrick! Je remercie Florian d'avoir pris le temps de répondre à toutes mes questions concernant son algorithme.

Enfin, je remercie ma famille et mes amis pour tous leurs mots d'encouragements. Mention spéciale à Reda, qui s'est toujours tenu au courant de l'avancement de mon travail et qui, tout comme Qinxiao, a toujours su me motiver.

RÉSUMÉ

Les services de soins à domicile regroupent un ensemble de services sociaux et médicaux dispensés à domicile plutôt que dans un établissement de santé. Ils visent, entre autres, à aider les patients à conserver leur autonomie, à améliorer leur état de santé et à maintenir leur qualité de vie. Au Canada, ce type de soins est apparu dans les années 1970 et a connu une très forte croissance ces dix dernières années. Cela peut être en partie expliqué par le vieillissement de la population, par les progrès dans les domaines de la médecine et des technologies de l'information, mais également par un nombre limité de places dans les hôpitaux et par des économies réalisées comparativement aux mêmes soins prodigués dans des instituts spécialisés. En lien avec cette évolution et d'un point de vue opérationnel, apparaît le problème d'optimisation de tournées de soins à domicile. Il consiste à déterminer les trajets (itinéraires) d'un ensemble de soignants pour chaque jour de travail sur un horizon de planification afin de répondre, le mieux possible, à la demande en soins ou en services des patients. Ce problème a fait l'objet de nombreuses recherches notamment durant cette dernière décennie. En particulier, l'aspect multi-objectif des tournées de soins à domicile constitue le point central de ce mémoire. Il s'agit d'un élément important, mais relativement peu étudié. De fait, lors de la résolution de ce problème, de nombreux critères, souvent contradictoires, sont à considérer simultanément (Ex : temps de trajet, heures supplémentaires, continuité de soins, ...) et à cela s'ajoute la difficulté que pose l'évaluation de la qualité des solutions. En effet, la notion de meilleure solution pour l'optimisation dans le cas d'un objectif unique est remplacée par celle de meilleurs compromis pour l'optimisation dans le cas d'objectifs multiples. Plus spécifiquement, ces meilleurs compromis sont des solutions pour lesquelles il est impossible d'améliorer un objectif sans en détériorer un autre.

En ce qui concerne les soins à domicile, plusieurs structures, publiques et privées, gèrent et organisent les ressources de santé. Chacune de ces structures suit sa propre politique et a ses propres priorités. Ainsi, dans cette situation, choisir la solution qui correspond le mieux à chaque utilisateur est une décision complexe. Le projet présenté dans ce mémoire a été réalisé en collaboration avec un partenaire industriel, AlayaCare. La compagnie fournit à ces structures un logiciel aidant à la gestion des ressources. Le but étant d'améliorer l'outil d'optimisation existant, basé sur une métaheuristique, afin qu'il puisse s'adapter plus aisément à la multiplicité des utilisateurs. Pour ce faire, nous avons remplacé la somme pondérée, utilisée pour évaluer les solutions, par une comparaison lexicographique reposant sur un ordre hiérarchique. Cette méthode a l'avantage d'être plus intuitive et plus simple d'utilisation pour le décideur, car elle s'affranchit de la délicate tâche qu'est l'estimation des poids attribués à

chaque objectif.

Afin d'apporter un meilleur support de décision, nous nous sommes également intéressés aux solutions alternatives suggérées au décideur. En effet, l'ordre hiérarchique établi est stricte, mais l'utilisateur peut trouver acceptable de détériorer légèrement un objectif si cela entraîne une grande amélioration pour un objectif moins bien classé. C'est pourquoi le concept de tolérance a été associé à celui de Pareto-optimalité pour offrir des solutions alternatives, à la fois proches de la meilleure solution du point de vue hiérarchique et à la fois pertinentes, car non-dominées par les solutions générées lors du processus d'optimisation. Cette méthode a été testée sur des instances provenant de notre partenaire industriel. Les résultats montrent que la meilleure solution retournée par la nouvelle méthode (selon l'ordre hiérarchique strict) est proche de celle obtenue avec la somme pondérée, mais, contrairement à celle-ci, ne requiert pas de connaissances en mathématiques ou en optimisation, ce qui présente un avantage certain dans le cadre d'une application réelle. Enfin, nous observons également l'intérêt des modifications apportées pour sélectionner les solutions alternatives, Pareto-optimales du point de vue multi-objectif et parmi lesquelles seul le décideur pourra trancher.

ABSTRACT

Home health care services offer a wide range of services in patient homes rather than in medical facilities. They serve various purposes as helping individuals cope with long-term medical conditions, illness or injury. In Canada, this type of services started developing around 1970 then quickly grew in popularity during the last decades. This is due to several factors such as aging population, medical developments, progress in information technologies, hospital congestion and reduced cost of home treatments. As a result of these changes, emerged various operational problems, including the Home Health Care Routing and Scheduling Problem (HHCRSP). The HHCRSP is interested in determining the assignment of home visits to a set of caregivers over the course of a planning horizon, and the routing of these caregiver workdays while insuring the best care possible for every patient. A large number of research were interested in solving this difficult problem but few of them tackled its multi-objective aspect. It is however an important and challenging part of the problem. In fact, in the process of assigning routes to home health care workers, schedulers consider simultaneously various conflicting criteria such as skill-set, availabilities, distance traveled, patient-worker relationship. Moreover, in multi-objective optimization, the concept of optimal solution is replaced by the concept of Pareto-optimal solutions. Finding these Pareto-optimal solutions can be a difficult task. Choosing one solution from them is very delicate and implies to express some preferences about the different possible trade-offs. As for the home health care environment, various public and private structures manage health care resources. These home health care structures have their own preferences and their own policies regarding the different objectives involved in the HHCRSP. For this project, we collaborated with the company *AlayaCare*. It offers an operations management platform for home health care agencies. We will focus in this thesis on the integration of users' preferences into *AlayaCare* optimization tool. Our work is centered around the users' perspective and especially, the method provided should be easily adaptable to their preferences. To do so, we combine a hierarchical optimization technique with a Pareto based approach. Tolerance parameters are introduced in order to display only relevant Pareto-optimal choices to the decision maker. The method is tested on instances provided by our industrial partner. The results show that the best hierarchical solution is similar to the one found with a weighted some approach. The main advantage of this method is that it does not require any optimization background and alleviates from the burden of finding the right weights. Furthermore, it provides interesting alternative solutions.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	vi
TABLE DES MATIÈRES	vii
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Méthodes d’optimisation multi-objectif	4
2.2 Problème de tournées de soins à domicile	8
CHAPITRE 3 DÉMARCHE DU TRAVAIL DE RECHERCHE	10
CHAPITRE 4 ARTICLE 1: INTEGRATION OF USER’S PREFERENCES INTO THE HOME HEALTHCARE ROUTING AND SCHEDULING MULTI-OBJECTIVE PROBLEM: A HIERARCHICAL APPROACH WITH PARETO-OPTIMAL ALTER- NATIVE SOLUTIONS	12
4.1 Authors	12
4.2 Abstract	12
4.3 Keyword	13
4.4 Introduction	13
4.5 Problem statement and resolution approach	15
4.6 Introducing a hierarchical approach	17
4.6.1 Generating solutions	17
4.6.2 Guiding the optimization process	18
4.6.3 Scenarios	21
4.7 Results	22

4.8 Conclusion	23
CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE	25
5.1 Données utilisées	25
5.2 Apports de la recherche	25
5.3 Limitations	26
CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	27
RÉFÉRENCES	29

LISTE DES TABLEAUX

Table 4.1	Classification of the specific constraints	16
Table 4.2	Scenarios for the set of instances	21
Table 4.3	Tolerance parameters	21
Table 4.4	Baseline, best hierarchical solution and alternative solutions	23

LISTE DES FIGURES

Figure 4.1	Example of alternative solutions from <i>AlayaCare</i> software	19
Figure 4.2	Average relative variation of best hierarchical solution from baseline .	23
Figure 4.3	Best hierarchical solution and alternative solutions - graphic representation	24

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

AHP	Analytic Hierarchy Process
ALNS	Adaptive Large Neighborhood Search
CLSC	Centre Local de Services Communautaires
GATP	Generalized Assignment Type Problem
HHCRSP	Home Health Care Routing and Scheduling Problem
LNS	Large Neighborhood Search
MDTSPTW	Multiple Depot Traveling Salesman Problem with Time Windows

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Lancés par des initiatives provinciales et fédérales, les programmes de soins de santé à domicile ont débuté au Canada dans les années 1970. En 2013, plus de 1,8 million de Canadiens ont bénéficié de services de soins à domicile financés par le gouvernement, et la majeure partie de ces services (70 %) ont été reçus par des personnes âgées de 65 ans et plus [1]. Ces programmes ont pour but d'aider les patients à conserver leur autonomie, d'améliorer leur état de santé et de maintenir leur qualité de vie. En fonction de ses besoins, le patient bénéficiera de certains soins et services à domicile. Les soins dispensés à domicile peuvent être des soins curatifs, préventifs, de réadaptation ou de soutien. Quant aux services offerts, il s'agit de services d'aide pour les activités de la vie quotidienne (hygiène personnelle, utilisation des toilettes, locomotion, alimentation, ...) et d'aide pour les activités instrumentales de la vie quotidienne (préparation de repas, entretien ménager, prise de médicaments, magasinage, transport, ...) [2]. Depuis une vingtaine d'années, ces services de soins ont connu un essor dans le contexte d'un système de soins de santé en évolution et un nombre croissant de patients sont traités dans un cadre communautaire. En effet, des progrès dans les domaines de la médecine et des technologies de l'information ont facilité le traitement des patients hors du contexte hospitalier. Par exemple, de nouvelles techniques de chirurgie ont permis de raccourcir la durée d'hospitalisation. Néanmoins, certains individus traités requièrent encore des soins de retour à leur domicile. En outre, la majorité des services de soins à domicile est dispensée aux aînés et la proportion des personnes âgées de 65 ans et plus augmente, jusqu'à atteindre 20% de la population en 2024 et 25% en 2055 au Canada, selon certaines prédictions [3]. La demande en soins à domicile devrait, par conséquent, augmenter de manière soutenue dans les années à venir.

De ce contexte spécifique naissent de nouveaux défis de gestion et d'organisation des ressources de santé. Plus particulièrement, nous nous intéressons dans ce mémoire au problème de tournées de soins à domicile. Il s'agit, pour chaque jour de travail sur un horizon de planification, d'attribuer à chaque soignant un ensemble de patients à visiter et, également, de déterminer l'ordre de ces visites en prenant en compte les contrats de travail des soignants, leurs compétences ainsi que les disponibilités et les besoins des patients. Lors de la résolution de ce problème, de nombreux critères, souvent contradictoires, sont à considérer simultanément (Ex : temps de trajet, heures supplémentaires, continuité de soins, ...). Leurs natures très diverses rendent difficile la comparaison des solutions. En effet, contrairement à l'optimisation dans le cas d'un objectif unique, on ne parle pas de solution optimale, mais plutôt de solutions Pareto-optimales ou de meilleurs compromis. Ces solutions Pareto-optimales sont

des compromis pour lesquels il est impossible d'améliorer un objectif sans en détériorer un autre. On les qualifie également de solutions non-dominées, car il n'existe pas de solution ayant de meilleures valeurs pour exactement tous les objectifs. Dans cette situation, sélectionner la solution qui satisfera le mieux le décideur, vis-à-vis de ses préférences, s'avère particulièrement délicat. D'une part, trouver les solutions Pareto-optimales n'est pas aisé. D'autre part, l'utilisateur peut avoir une idée du compromis souhaité avant la résolution du problème, mais, une fois face à l'ensemble des solutions Pareto-optimales générées, opter pour un compromis différent.

Plusieurs structures, publiques et privées, gèrent et organisent les ressources disponibles pour les services de soins à domicile. Traditionnellement, la planification des tournées se fait à la main par des employés expérimentés. Cependant, face à la complexité du problème et dans un souci de modernisation, ces structures font appel à des compagnies leur offrant un support d'aide à la décision. C'est avec une de ces compagnies que nous avons collaboré pour réaliser cette étude. Notre partenaire industriel, AlayaCare, offre une solution logicielle permettant la gestion des activités des agences de soins à domicile. À son entrée sur le marché, les logiciels dédiés étaient peu développés, le contexte légal lié au domaine de la santé dissuadant les entreprises de s'y engager. L'avantage d'AlayaCare est d'être en constante évolution que ce soit en développant de nouveaux usages de leur application tels que la télémédecine intégrée ou en améliorant les produits existants comme c'est le cas pour le projet présenté dans ce mémoire. Ses clients sont répartis dans 5 marchés principaux : *private care* (les soins financés par les patients), *Canada public* (soins financés par le gouvernement canadien), *US public* (soins financés par le gouvernement des États Unis), *AUS public* (soins financés par le gouvernement australien) et *infusion* (patients nécessitant des médicaments injectés). Ailleurs qu'au Québec, le gouvernement finance les soins de santé à domicile mais ceux-ci sont offerts par des entreprises privées. Au Québec, en revanche, les services et soins de santé à domicile sont offerts par les centres locaux de services communautaires (CLSC) et ces structures sont gérées par le gouvernement. Pour une entreprise, changer de logiciel est relativement aisé. En revanche, la vente d'un logiciel au gouvernement est un processus extrêmement long. De fait, le processus est encore en cours pour notre partenaire industriel.

Le logiciel d'AlayaCare comporte, entre autres, un module d'optimisation. Avant le début de notre projet, une somme pondérée était utilisée pour traiter l'aspect multi-objectif du problème à optimiser. Cependant, cette méthode posait plusieurs problèmes. L'un d'entre deux étant qu'il n'y avait pas de technique spécifique pour définir les poids. La pondération de chaque objectif, qui dépendait du contexte, se faisait de façon manuelle et intuitive à travers plusieurs tentatives. De plus, il est très dur, pour un utilisateur sans notions en optimisation, de traduire ses préférences uniquement par des chiffres et sans savoir comment

les critères s'influencent mutuellement. Le but de notre projet est donc d'améliorer la méta-heuristique implantée dans ce module d'optimisation, afin de permettre la prise en compte simple et efficace des préférences des utilisateurs par rapport aux objectifs à optimiser. L'outil d'optimisation pourra ainsi mieux adapter les solutions proposées, car ces utilisateurs ne partagent pas nécessairement les mêmes priorités. L'approche choisie est une méthode hiérarchique associée à une archive externe conservant des solutions alternatives, potentiellement intéressantes pour le décideur. De cette façon, l'utilisateur exprime simplement la priorité et le niveau de tolérance qu'il accorde à chaque objectif. Les paramètres de tolérance servent à limiter l'ensemble des solutions alternatives à des compromis qui peuvent intéresser le décideur.

Ce mémoire est articulé comme suit: le chapitre 2 présente les travaux de la littérature. On y décrit des études qui portent sur le problème de tournées de soins à domicile ainsi que certaines traitant des aspects multi-objectifs pour ce problème et pour des problèmes similaires. Le chapitre 3 détaille la démarche du travail de recherche. L'article dont ce mémoire fait l'objet est présenté au chapitre 4. On y retrouve toutes les précisions concernant la méthode que nous avons développée. Dans le chapitre 5, des aspects méthodologiques et des résultats en lien avec la revue de littérature sont intégrés au sein d'une discussion générale. Finalement, le chapitre 6 conclut ce mémoire à travers les apports, les limites et les améliorations possibles de notre travail.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Une revue de littérature a été réalisée afin de recenser les travaux de recherche en lien avec notre sujet. Nous nous intéresserons donc, dans un premier temps, aux approches multi-objectifs pour des problèmes similaires au problème de tournées de soins à domicile tels que les problèmes de tournées de véhicules et les problèmes de planification. Ces approches seront divisées en deux parties d'après les termes employés dans Collette et al. [4], les méthodes a priori et les méthodes a posteriori, bien qu'il arrive que les deux concepts se combinent. Puis nous présentons les articles de recherche traitant du problème de tournées de soins à domicile de manière générale. En particulier, nous insisterons sur la façon dont l'aspect multi-objectif a été abordé dans ces travaux. Toutes les méthodes présentées reposent sur des métaheuristiques et recherchent une ou plusieurs solutions Pareto-optimales. Lors de l'exploration de l'espace de recherche, trouver les solutions Pareto-optimales n'est pas garanti. Le nombre supposé de solutions appartenant au front de Pareto réel est parfois utilisé comme mesure de qualité des algorithmes [5].

2.1 Méthodes d'optimisation multi-objectif

D'après Collette et al. [4] les méthodes à préférence a priori sont des méthodes pour lesquelles le décideur définit le compromis qu'il souhaite atteindre avant l'exécution du processus d'optimisation. Cette catégorie de méthode regroupe la majeure partie des méthodes par agrégation. En ce qui concerne le problème de tournées de soins à domicile et les problèmes qui lui sont comparables, tels que les problèmes de tournée de véhicules ou les problèmes de planification, trois principales méthodes sont appliquées :

- La méthode de somme pondérée : il s'agit d'une méthode dans laquelle les objectifs sont agrégés en une seule fonction objectif par l'intermédiaire de poids. Si cela n'est pas précisé, il faut considérer que le choix des poids ne reflète pas un ordre hiérarchique strict. Cette approche est souvent utilisée et donne, généralement, de bons résultats. En théorie cette méthode permet de représenter des relations entre les objectifs de façon plus complexe qu'un ordre rigide. D'importantes difficultés se posent toutefois, pour des applications réelles, lorsqu'il incombe aux utilisateurs de choisir eux-mêmes la pondération de chaque critère. En effet, dans la majorité des cas, l'étendue des liens entre les objectifs n'est que peu connue et, pour un utilisateur sans connaissances en optimisation, la pondération des objectifs s'avère souvent arbitraire, nuisant ainsi à l'efficacité du modèle. En outre, dans les situations où des objectifs sont contradic-

toires, une mauvaise pondération peut entraîner des valeurs extrêmes pour ces objectifs (ex : certains prennent leur valeur maximale quand d'autres tombent à 0) au lieu d'atteindre un équilibre. Il est également possible de normaliser les objectifs. De fait, cela permet d'avoir des objectifs adimensionnels et comparables. Toutefois, cette procédure n'est pas robuste lorsque certains objectifs peuvent prendre des valeurs nulles comme c'est le cas dans notre projet.

- La méthode hiérarchique : dans les cas où cette méthode est utilisée, il existe un ordre de priorité strict entre les objectifs. L'évaluation des solutions peut se faire à travers une comparaison lexicographique ou par l'utilisation d'une somme pondérée, pour laquelle les poids sont définis de manière à ce qu'un objectif avec une certaine priorité ne soit pas dégradé par les objectifs de plus faible priorité.
- La méthode de programmation par buts (*goal programming*) : pour chaque objectif, une valeur à atteindre est définie. Il s'agit d'une façon différente, pour l'utilisateur, d'exprimer ses préférences par rapport à une solution idéale espérée. La qualité des solutions est déterminée par la "distance" de chaque objectif à ce but. Si un ordre de priorité des critères est établi, une comparaison lexicographique sera utilisée. Sinon, les "distances" seront agrégées dans une somme pondérée. Néanmoins, pour que cette méthode soit efficace, il faut que les buts définis soient raisonnables, c'est-à-dire que, pour chacun d'entre eux, les valeurs visées soient potentiellement atteignables individuellement.

La majorité des travaux auxquels nous nous intéressons et qui font appel à ces méthodes résolvent des problèmes de planification du personnel infirmier (*nurse scheduling problem*). Morizawa et al. [6] et Saji et al. [7] ont choisi une approche hiérarchique. Dans Morizawa et al. [6], il s'agit d'optimiser l'horaire des infirmières. Dans leur cas, les objectifs ne proviennent pas directement de contraintes relaxées. Ils visent, entre autres, à maximiser le nombre de tâches prioritaires à réaliser, à maximiser les enchaînements de quart standards, à éviter au maximum les affectations de quarts favorisant des conflits entre les infirmières et à regrouper le plus possible les jours de congé de chaque infirmière. Saji et al. [7] ont également construit un modèle pour résoudre un problème de planification d'horaire d'infirmières. Les objectifs à minimiser découlent de la relaxation de certaines contraintes. Ces contraintes concernent notamment l'équilibrage du manque et du surplus de main d'œuvre, la succession des jours travaillés et des jours de repos, la satisfaction de la demande en soin ainsi que les préférences spécifiques des infirmières.

Oughalime et al. [8] et Ferland et al. [9] résolvent également des problèmes d'horaire d'infirmière et ont opté pour une méthode de programmation par buts. Cette approche est intéressante lorsque l'ordre de grandeur des objectifs est connu. Oughalime et al. [8], les objectifs

à minimiser sont issus de la relaxation de certaines contraintes concernant la structure de l'horaire (nombre de jours travaillés, enchaînement de quarts à éviter, ...). Ils sont classés en fonction des préférences des infirmières. Ferland et al. [9] résout également un problème de planification d'horaires d'infirmières modélisé sous la forme d'un GATP (*Generalized Assignment Type Problem*).

Bien qu'une méthode de type programmation par buts soit plus adaptée aux préférences des utilisateurs, elle est souvent plus difficile à mettre en œuvre car elle requiert une bonne estimation des buts. Pour cela, il faut donc soit des calculs d'estimation en amont du processus d'optimisation, soit une bonne connaissance du problème et des solutions réalisables.

Parmi les travaux mentionnés précédemment [6–9], seul Morizawa et al. [6] utilise une somme pondérée pour son approche hiérarchique, les autres ayant choisi une comparaison lexicographique. Cela s'explique notamment par le fait qu'une comparaison lexicographique est plus aisément implémentée car elle s'affranchit du choix de la pondération.

Dans Jafari et al. [10], la procédure *analytic hierarchy process* (AHP) a été choisie pour définir les poids de la somme pondérée. Néanmoins, elle nécessite des interactions répétées avec l'utilisateur, ce qui peut être, dans certains cas, prohibitifs. Elle implique de construire une matrice donnant les comparaisons relatives de chaque critère à l'aide d'une échelle d'importance. Bien que le choix des poids soit plus guidé, cette procédure requiert tout de même que l'utilisateur soit cohérent lorsqu'il attribue des intensités d'importances aux différents critères.

Drechsler et al. [11] présentent une approche intéressante à examiner. Cette approche commence par la description d'un concept de base selon lequel, lors de la comparaison de deux solutions, on ne s'intéresse plus directement à la valeur de chacun des objectifs, mais plutôt au nombre d'objectifs pour lesquelles chaque solution est la meilleure. Ce concept est ensuite affiné par l'ajout de niveau de priorités combinés ou non avec des paramètres de tolérances. Les paramètres de tolérances ont été introduits pour éviter des situations où une majorité des objectifs prennent de très bonnes valeurs au détriment d'un ou plusieurs objectifs, qui se trouvent fortement détériorés. Sauf dans le cas d'un ordre hiérarchique strict, on préférera une solution plus équilibrée dans ce cas de figure.

Pour toutes ces approches, une solution unique est retournée. Elle représente le meilleur compromis estimé préalablement au lancement de la méthode d'optimisation.

D'après Collette et al. [4] les méthodes de préférence a posteriori visent à chercher un ensemble de solutions bien distribuées à travers l'espace des solutions. Dans la plupart de ces méthodes, il s'agira de générer le front de Pareto ou une approximation de celui-ci. Cet ensemble sera, par la suite, proposé au décideur qui, en examinant toutes les solutions, choisira

celle qu'il considère être le meilleur compromis. On retrouve ces méthodes aussi bien dans des travaux dédiés aux problèmes de tournées de véhicules [12–16] que dans des travaux consacrés aux problèmes de planification [17, 18].

Dans Hsu et al. [14], un algorithme génétique est utilisé pour produire un ensemble des solutions Pareto-optimales à l'aide d'opérateurs modifiés de façon à prendre en compte des éléments propre à l'optimisation multi-objectif. Un mécanisme de classement de Pareto (*Pareto ranking scheme*) a par exemple été employé dans l'opérateur de sélection. Les solutions sont classées par un processus récursif. Les solutions de rang 0 sont les solutions Pareto optimales. Puis, pour tout entier k supérieur à 0, les solutions de rang k sont les solutions non dominées de l'ensemble total des solutions privé des solutions de rang strictement inférieur à k . Avec une logique similaire, Ke et al. [13] proposent des opérateurs améliorés pour la méta-heuristique *Large Neighborhood Search* (LNS) s'appuyant sur les travaux de Schaus et al. [12]. Ghoseiri et al. [16] s'intéressent, pour leur part, à un problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps. Les deux objectifs sont de minimiser la distance totale parcourue par les véhicules et minimiser le nombre total de véhicules utilisés. Leur méthode s'appuie sur la combinaison des méthodes de programmation par buts et de classement de Pareto qui permet encore de maintenir l'indépendance de chaque critère.

Ces méthodes ont l'avantage de donner plus de pouvoir au décideur qui dispose alors d'un vaste choix. Cependant, l'une des plus grandes difficultés rencontrées s'avère de construire un ensemble de solutions bien réparties. D'autre part, la construction de cet ensemble peut requérir un temps d'exécution très long. De plus, dépendamment de la structure du problème et du nombre d'objectifs considérés, la surface de compromis générée peut contenir une quantité très importante de solutions.

Il est possible de restreindre l'ensemble final afin de proposer un ensemble réduit ou une seule solution à l'utilisateur. C'est ce qui a été fait dans Guo et al. [18] et dans Song et al. [15]. Pour Guo et al. [18], il s'agit dans un premier temps de diminuer le nombre de solutions grâce à des mesures de comparaisons calculées en post optimisation par rapport aux valeurs de l'ensemble des compromis puis d'en extraire une unique solution considérée comme la plus convenable suivant différentes stratégies qui dépendent de la situation. Song et al. [15] s'intéressent aux routes Pareto optimales dans le contexte du cyclisme urbain. Trois critères sont considérés pour comparer les routes : la distance parcourue, la planéité et le confort. Afin de ne garder qu'un nombre restreint de solution significatives, les solutions Pareto optimales sont regroupées en clusters et l'ensemble retourné comporte une solution représentative de chaque cluster. La sélection des solutions se fait de manière à obtenir un ensemble réduit mais reflétant la diversité de l'ensemble au complet.

2.2 Problème de tournées de soins à domicile

Le problème de tournées de soins à domicile a récemment fait l'objet de nombreuses recherches si bien que deux revues complètes sont disponibles sur le sujet [19, 20]. Il est principalement considéré comme une extension du problème tournées de véhicule auquel s'ajoutent de nombreuses contraintes dont certaines sont spécifiques au domaine de la santé, complexifiant grandement sa résolution. D'après Cissé et al. [20], il existe une très grande variété de modèles pour ce problème qui peuvent être séparés en deux types de formulation, celles sous la forme de problème de tournées de véhicules ou sous la forme d'extension de celui-ci et celles de type *set partitioning problem*. Ces formulations incluent très souvent plusieurs objectifs à optimiser simultanément, tels que le temps de déplacement des soignants, les heures supplémentaires travaillées ou encore la continuité des soins. La continuité des soins est un critère important dans le domaine de la santé. Une fois la relation établie entre un patient et un soignant, ce critère tend à maintenir voire à renforcer cette relation afin permettre d'améliorer la qualité des soins. Toutefois, certains des objectifs pris en compte sont contradictoires. C'est le cas notamment, du temps de trajet et des objectifs liés à la continuité des soins. Assurer une meilleure continuité de soins implique souvent de rallonger le temps de trajet des soignants. Cependant, dans une très grande majorité des cas, l'utilisation d'une somme pondérée a été choisie pour évaluer les solutions [19–22]. Bien qu'en pratique, ce choix donne de bons résultats, il peut être remis en question notamment lorsque les unités de mesure des objectifs agrégés sont différentes. Quelques études se distinguent néanmoins pour avoir tenté d'autres approches.

Dans Braekers et al. [23] l'utilisation de la somme pondérée a été écartée pour deux raisons. D'abord, du fait de la difficulté d'attribuer de bons poids aux objectifs. Ensuite, du fait du manque de flexibilité une fois tous les paramètres établis. Par conséquent, dans cette étude, une approche permettant de générer l'ensemble de solutions Pareto-optimales est implémentée.

Duque et al. [24] et Martinez et al. [25] ont, pour leur part, privilégié des méthodes à deux phases leur permettant d'obtenir une solution en accord avec un ordre de priorité pré-établi pour leurs problèmes à bi-objectifs. Ainsi, dans Duque et al. [24], le principal objectif concerne les préférences des patients et des soignants tandis que le second objectif se réfère au temps de trajet des soignants. De même, dans Martinez et al. [25], il importe d'abord d'assurer la meilleure continuité de soins possible puis de minimiser le temps de trajet et d'attente des employés.

En résumé, différentes techniques multi-objectifs ont été appliquées pour résoudre des pro-

blèmes proches du problème de tournées de soins à domicile. Ces techniques peuvent prendre en compte l'expression de préférences en amont (méthode a priori) ou en aval du processus d'optimisation (méthodes à posteriori). Les méthodes a priori sont utilisées principalement pour résoudre des problèmes d'horaires d'infirmières tandis que les méthodes a posteriori sont également adoptées pour résoudre des problèmes de tournées de véhicules. En ce qui concerne le problème de tournées de soins à domicile, une majorité des problèmes sont résolus en faisant appel à une somme pondérée. Dans le contexte de notre application réelle, le recours à une méthode de Pareto uniquement comme c'est le cas dans Braekers et al. [23] n'a pas été retenu car le processus de génération du front de Pareto est trop long. Les méthodes à deux phases [24, 25] ne sont pas adaptées à notre cas pratique car nous considérons plus de trois objectifs simultanément. En conséquence, nous avons combiné différentes approches traditionnelles utilisées dans des problèmes similaires (classement hiérarchique, comparaison lexicographique, ensemble de solutions presque Pareto optimales) afin de traiter notre problème lié à une application réelle.

CHAPITRE 3 DÉMARCHE DU TRAVAIL DE RECHERCHE

Le but principale de notre projet est d'intégrer la prise en compte des préférences des utilisateurs lors de la résolution du problème de tournées de soins à domicile.

Afin de répondre à la problématique principale, plusieurs exigences ont été définies:

- La nouvelle méthode doit être facilement appréhendable par le décideur et simple d'utilisation.
- Le travail de recherche doit être cohérent avec les notions d'optimisation multi-objectif.
- Les résultats obtenus doivent être satisfaisants et en accord avec la problématique.

Dans le cadre de la démarche suivie, il a tout d'abord fallu observer la structure du problème et déterminer parmi les objectifs considérés quels sont ceux qui s'opposent (Ex: continuité de soins et temps de transport ou continuité de soins et heures supplémentaires). La méthode de la somme pondérée initialement implantée posait plusieurs problèmes. Il n'y avait pas une technique spécifique pour définir les poids. La pondération de chaque objectif se faisait de manière manuelle et intuitive par essai-erreur. De plus, elle dépend du contexte donc, d'une instance à une autre, tout est à recommencer. Il a été un moment envisagé de maintenir une somme pondérée pour l'évaluation des solutions. Nous avons tenté, au début du projet, de définir les poids automatiquement - en estimant les ordres de grandeur et en normalisant les critères. Cependant, les efforts fournis pour estimer les ordres de grandeur de chacun de ces objectifs, pour normaliser la fonctions objectif et pour déterminer les poids de chaque critère, n'étaient pas à la hauteur des résultats obtenus. La facilité à estimer les ordres de grandeur était grandement liée à la taille et à la complexité des instances. La normalisation de la fonction objectif dépendait de l'estimation des ordres de grandeur et ne s'avérait pas pratique en raison de plusieurs objectifs qui pouvait atteindre une valeur nulle. Enfin, en théorie, l'un des avantages que présente la somme pondérée est de permettre de représenter plusieurs nuances de préférence à condition de choisir les poids correctement. En pratique, les tentatives de détermination automatique des poids n'ont pas apporté de résultats concluants. L'automatisation de la pondération n'était pas robuste pour notre application.

La méthode de programmation par buts apporte un niveau de personnalisation supplémentaire par rapport à la méthode hiérarchique, à travers l'établissement du but à atteindre pour chaque objectif. Néanmoins, cette étape est également difficile à réaliser. Les cibles dépendent du contexte et peuvent s'avérer particulièrement complexes à estimer pour un utilisateur sans connaissances en optimisation.

Finalement, notre choix s'est porté sur une méthode hiérarchique avec comparaison lexico-

graphique. Les préférences sont plus faciles à exprimer et il n'y a pas besoin d'estimer les poids associés à chaque objectif. Cependant, la rigidité de l'ordre hiérarchique amenait à ne pas considérer des solutions potentiellement intéressantes. Afin d'y remédier, nous avons fait appel à une archive externe dans laquelle sont conservées les solutions non-dominées, générées lors de la résolution du problème. Enfin, dû à la taille importante de l'archive externe, des paramètres de tolérances ont été introduits. Exprimés en pourcentages ou en valeurs absolues, ils représentent ce que l'utilisateur est prêt à détériorer pour chaque objectif afin d'en améliorer un autre. Cela permet de cibler les solutions alternatives autour de l'ordre de priorité du décideur. Ainsi, les solutions retournées par notre méthode sont d'une part, la meilleure solution au sens de l'ordonnancement hiérarchique strict des objectifs et d'autre part, des solutions non-dominées présentant des compromis différents, mais toutefois proches des préférences exprimées.

Enfin, notre méthode repose à la fois sur des concepts d'optimisation a priori et a posteriori dans la mesure où l'utilisateur exprime en amont ses préférences, à travers un classement des objectifs, et car plusieurs solutions lui sont proposées à la fin du processus.

**CHAPITRE 4 ARTICLE 1: INTEGRATION OF USER'S PREFERENCES
INTO THE HOME HEALTHCARE ROUTING AND SCHEDULING
MULTI-OBJECTIVE
PROBLEM: A HIERARCHICAL APPROACH WITH PARETO-OPTIMAL
ALTERNATIVE SOLUTIONS**

4.1 Authors

Laura Musaraganyi, Simon Germain, Nadia Lahrichi and Louis-Martin Rousseau

Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'Entreprise, la logistique et le transport, CIRRELT, Montréal, Québec H3T 1J4, Canada.

Département de mathématiques et de génie Industriel, Polytechnique Montréal, Montréal, Québec H3C 3A7, Canada.

AlayaCare Labs Montréal, Québec H2W 2R2, Canada

Fourth International Conference on Health Care Systems Engineering (HCSE 2019)

4.2 Abstract

Home health care structures provide medical and paramedical services in patient homes rather than in facilities, such as hospitals. From these activities emerge various operational problems including the Home Health Care Routing and Scheduling Problem (HHCRSP). In this paper we are especially interested in the multi-objective aspect of the HHCRSP. In fact, while assigning patient visits to caregivers, multiple conflicting criteria must be simultaneously considered in order to find the best trade-off. However the evaluation of these trade-offs depends greatly on the decision maker's judgment, which includes a diverse range of home health care structures. This implies that in order for a decision tool to be adopted by the largest number it must be able to adapt to its user's preferences. In this paper, we present a method that takes into account the decision maker's priorities, within the context of an automatic scheduling assistant. The algorithm, based on a heuristic, uses a hierarchical approach to find the best multi-objective solution according to strict priorities. It also suggests near-equivalent Pareto-optimal solutions, selected by means of tolerance parameters, to provide the user with relevant alternative choices.

4.3 Keyword

Home Health Care, Multi-Objective Optimization, Scheduling Optimization, Routing Problem, Heuristic, User's Preferences.

4.4 Introduction

Home health care services offer a wide range of services such as helping individuals cope with long-term medical conditions, illness or injury. While the patient remains in the comfort of their own home, the administrators see a decrease in hospital congestion, which also reduces costs [26]. For these reasons, and due to multiple factors (e.g. aging population, chronic diseases,...), this type of service quickly grew in popularity. Most of home health care providers operate a fleet of mobile care workers that travel from place to place providing care to patients under the company supervision. In this situation, at an operational level, arises the Home Health Care Routing and Scheduling Problem (HHCRSP). The HHCRSP is interested in determining the assignment of home visits to a set of caregivers over the course of a planning horizon, and the routing of these caregiver workdays. In our application, we consider time windows and time-dependent travel issues, as well as constraints on caregivers' skills, patient requirements, and specific caregiver contracts/union rules e.g. work time limits. The home health care context also comes with an important concern, which is the continuity of care. In fact, once a patient-caregiver relationship is established, there are strong benefits to maintain that match.

In the process of assigning routes to home health care workers, schedulers consider simultaneously various conflicting criteria (worker skill-set, availability / time of day, distance traveled, patient-worker relations, ...) and try to make the best schedule possible, minimizing time spent in the car and maximizing time with patients, while also limiting costs for the home health care service provider. In this paper, we present a method tackling the challenging task of finding the right balance between these contradictory criteria. In particular, our work is centered around the users' perspective as, for a method to be beneficial to a large number of different home health care structures, it has to be easily adaptable to their preferences. To do so, we combine a hierarchical optimization technique with a Pareto based approach. Tolerance parameters are introduced in order to display only relevant Pareto-optimal choices to the decision maker. For this project, we collaborated with the company *AlayaCare*. It offers a cloud-based platform (SaaS) for home health care service providers to improve their efficiency in their different tasks. We are especially interested in *AlayaCare*'s Schedule Optimizer. It is an optimization tool built to provide full daily schedules for every care worker

over a given period. We will focus on a significant overhaul of the Schedule Optimizer that is the integration of users' preferences. In fact, our industrial partner has to deal with a considerable number of home health care structures with their own characteristics and their own policies. To address this issue, the proposed method contributes to a much better decision making experience for the end-users as it offers priority-oriented solutions and a varied choice of alternative solutions.

A growing interest in home health care over the last few decades has given rise to a number of publications dealing the HHCRSP. Two complete reviews on the HHCRSP are available [19, 20]. As mentioned in *Cissé et al.* [20], although the HHCRSP has gained popularity in recent years, few research has focused on tackling its multi-objective aspect. However, multi-objective resolution methods can help home health care schedulers find the best trade-off according to their experience and knowledge of home health care environments. In addition, an optimization method able to adapt to the user and provide good decision support have a higher probability to be used effectively. Nevertheless, solving the HHCRSP is usually done by using a multi-objective weighted sum model [20–22]. While it does definitely work, we found a significant problem when the algorithm was faced with real users (the schedulers in the HHCS). Translating the intuitions of human beings into weights to allocate the importance in the objective function ended up to be a challenging task. Every scheduler wanted to have slightly different weights, and even with full control of them, they were often unsatisfied with the results. Regarding the estimation of the weights for each objective, the analytic hierarchy process (AHP) method, proposed by Saaty [27] has been considered. It was used, for example, in *Jafari et al.* [10] in order to maximize nurses' preferences. However, in this application the process would need to be repeated several times and this would imply an unnecessary burden for the end-user.

More generally, many models solving nurse scheduling problems use a hierarchical or goal programming approach [6–9] whereas the Pareto-based approach is often used in vehicle routing problems [13–16] and also in some scheduling problems [17, 18]. Therefore it seems natural to combine both approaches to solve the HHCRSP. Furthermore, *Drechsler et al.* [11] introduced an idea of ϵ -limit to avoid considering solutions with excessive values for less preferred objectives.

This paper is outlined as follows : in section 4.5, we describe our formulation of the HH-CRSP, in particular the constraints and the objectives that are considered as well as the resolution approach. Then section 4.6 focuses on how different multi-objective techniques have been combined to better adapt to the user preferences. Especially, 4.6.1 presents how multi-objective aspects were handled during the generation of solutions and 4.6.2 tackles the

issue of choosing the most suitable solution regarding user priorities and selecting alternative solutions. Results are discussed in section 4.7 and finally, we offer our conclusion.

4.5 Problem statement and resolution approach

The HHCRSP can be modeled in a few different ways [20]. We chose the approach of the multiple depot traveling salesman problem with time windows (MDTSPWTW). In addition to the classical routing and assignment constraints, constraints specific to the home health care context are taken into account :

- *Planning horizon* : Period over which the routing and scheduling decisions are made. The planning horizon considered in this application is one or two weeks.
- *Continuity of care (patient–nurse loyalty)* : For the patient, it involves consistency and trust in the experience of care. For caregivers, it is related to collecting sufficient information and knowledge about the patient in order to give the best possible care.
- *Time windows* : Time interval in which the patient can receive care. It is linked to patient availability and to the type of care that needs to be provided (e.g medication intake). Only hard time windows were considered.
- *Preferences* : They are divided into hard constraints (if a patient rejects a particular caregiver) and soft constraints (preferences related to the caregiver’s gender or language skills). The optional preferences were not considered in this application, although the algorithm is able to support these constraints.
- *Time-dependent travel times* : For real-world applications such as this one, it is essential to include the time-dependent aspects in travel times as they change considerably over the course of the day.
- *Work time* : Can be a soft or a hard constraint. When it is set as a soft constraint, overtime work refers to working hours exceeding those specified in union rules or work contracts ; and under-time work refers to working hours missing to meet those specified in union rules or work contracts.
- *Qualifications/ skills* : To satisfy a patient’s need, the caregiver’s qualifications must match the patient’s care requirements.

More details about these constraints are given in Table 4.1. To facilitate comparisons with other home health care models we used terms from *Cissé et al.* [20].

Within these constraints, the goal is to minimize the following objectives :

- *Unscheduled visits* : A service that corresponds to a specific care type that needs to be provided to a patient. It is composed of one or several visits that have to be carried out.

Table 4.1 Classification of the specific constraints

Constraints	Type of constraint	Related to
Planning horizon	Temporal	HHC structure
Continuity of care	Assignment	
Time windows	Temporal	Patients
Preferences	Assignment	
Time-dependent travel times	Geographic	
Worktime	Temporal	Caregivers
Qualifications/ skills	Assignment	

In the context of this application, all the visits cannot always be scheduled, therefore the constraint related to scheduling visits has been relaxed.

- *Travel Time* : Total travel time over all caregivers and over the planning horizon. It is expressed in minutes.
- *Wait Time* : Sometimes a caregiver has to wait for a patient to be available. This objective corresponds to the total waiting time over all caregivers and over the planning horizon. It is expressed in minutes.
- *Assigned Nurses* : Continuity of care measured within a single care type.
- *Loyalty* : Continuity of care measured across care types.
- *Daily Overtime* : Total working hours exceeding a daily limit. It is expressed in minutes.
- *Daily Under-Time* : Total working hours missing to meet a daily limit. It is expressed in minutes.
- *Weekly Overtime* : Total working hours exceeding a weekly limit. It is expressed in minutes.
- *Weekly Under-Time* : Total working hours missing to meet a weekly limit. It is expressed in minutes.
- *Used Nurses* : Number of caregivers serving all patients.

As mentioned previously, these objectives are conflicting. More specifically, scheduling a visit often increases all the other objectives. Trying to minimize the travel time can deteriorate the continuity of care. Reducing the number of caregivers serving all patients potentially increases the overtime.

The HHCRSP, is solvable to optimality [28]. However, the complexity of the problem leads to scalability issues [29, 30]. To bypass this obstacle, methods based on heuristics or meta-heuristics have been developed [19]. Some use a mix of heuristic and Mixed Integer Linear

Programming [21, 22], while others rely only on heuristic [31]. In this work, the solution developed is based around an Adaptive Large Neighbourhood Search (ALNS). Extension of the Large Neighborhood Search, this method destroys parts of the current solution through *destroy operators* then recreates a new solution with *repair operators* as shown in procedure 1. It allows for the exploration of promising areas more easily than with the use of local search heuristics.

4.6 Introducing a hierarchical approach

4.6.1 Generating solutions

During the problem resolution, the method used to generate the solutions can influence their quality, especially with regards to how they conform to a certain order of priority. This is particularly true for the ALNS method. In fact, some ALNS operators rely on a cost function (e.g. a weighted sum) to remove or insert visits; meaning that in our case, the definition of the cost function should be easily adaptable to different preference orders. Most of the operators used in our application are the same as those described in *Grenouilleau et al.* [21], namely, *WorstRemoval*, *RandomRemoval*, *ServiceRemoval* and *FlexibleAvailRemoval* for the destroy procedure and *Greedy Heuristic*, *Regret - 2* and *Regret - 3* to repair the solution. Two other repair operators are applied :

- *TightVisitInsertion* : The visits are ordered in increasing order of tightness i.e.

$$\frac{\text{NumberOfAvailableDays}}{\text{NumberOfVisitsToSchedule}} \times \frac{\text{TimeWindowLength}}{\text{VisitDuration}}$$

Then, a greedy allocation method is called to insert the visits at the lowest-cost position.

- *WorkTimeRoutesInsertion* : The unscheduled visits are ordered in decreasing order of their average feasible routes' congestion. Then, a greedy allocation method is called to insert the visits at the lowest-cost position.

Some of these operators use a cost function to destroy or repair solutions (e.g when comparing the potential insertions of a visit). The creation of the initial solution also requires a cost function as it is the same procedure as in *Grenouilleau et al.* [21], following a lowest-cost insertion logic. The idea of a weighted sum was kept to compute the costs, but the objectives were transformed with this upper-bound approach, as follows :

$$\forall i, \tilde{F}_i = \begin{cases} \frac{F_i}{F_i^{max}} & \text{if } F_i^{max} \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Where \tilde{F}_i is non-dimensional and ≤ 1 . Next, the weights are set in such a way that, if the objectives 1, ..., n are ranked in order of priority, 1 being the most preferred, then $w_i = 5 \times w_{i+1}$.

Algorithm 1: Generate ALNS Solution

Input: Initial solution S_i

Destroy part of the solution S_i ;

Repair & create a new solution S_{i+1} ;

Output: Next solution S_{i+1}

We will not go into more detail about the ALNS, more information can be found in [31–33]. Any suitable heuristic that generates valid solutions could be used.

4.6.2 Guiding the optimization process

In order to guide the optimization process and handle the multiple objectives, a hierarchical approach is proposed. This can be achieved through defining the weights so that they do not interfere one with the other or through using a lexicographic comparison. In this application, a lexicographic comparison is used to compare solutions according to a hierarchical order, set by the user, as shown in procedure 2. This approach has the advantage of being easily understandable and intuitive for the end-user. It is simpler to sort one's priorities rather than weighting them one against the other.

Algorithm 2: Update Best Solution

Input: Solution S , current best solution S^*

if $S \leq S^*$ (*as per hierarchical order*) **then**

 | Set $S^* = S$

end

Output: \emptyset

In traditional scalarized multi-objective methods, the model will select one solution and others will be discarded. However, some of the rejected solutions may still be interesting.

The existing algorithm was already offering alternative choices that were the previous best weighted-sum solutions found during the search process. Figure 4.1 shows an example of choices suggested to the user when a new service needs to be scheduled. We can see that option 6 offers the least travel time but comes with a substantial number of conflicts. Option 7 requires an extra 14 minutes of travel time and an extra caregiver compared to option 6, but with much less conflict. Although option 8 brings an extra 11 minutes of travel time to the user and has the same number of conflicts as option 7, it assigns only one caregiver to the service, leading to better continuity of care.

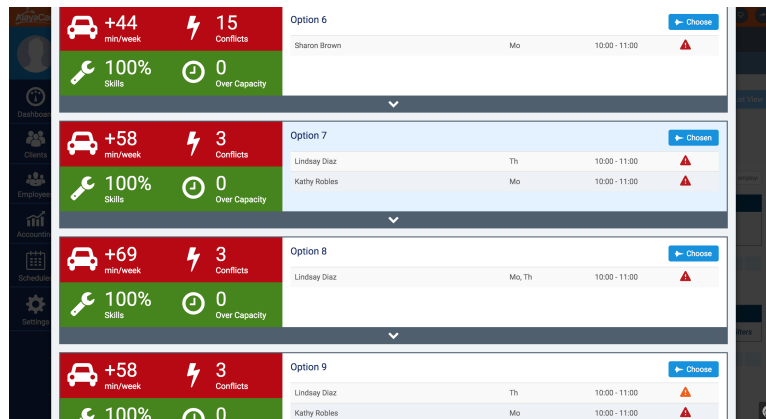


Figure 4.1 Example of alternative solutions from *AlayaCare* software

Besides the fact that some potentially interesting solutions were not considered, there was no guarantee for the suggested solutions not to be dominated by others. To address this issue, the concept of Pareto front is introduced. The idea is to record, in a list, all the near Pareto-optimal solutions generated during the search process, even if they are not the best according to the hierarchical order. The list is dynamically updated as shown in procedure 3.

Algorithm 3: Update Pareto List

Input: Solution S , current Pareto list \mathbb{P}

```

if  $S$  non-dominated in  $\mathbb{P}$  then
  | for  $S_i$  in  $\mathbb{P}$  do
  | | if  $S$  dominates  $S_i$  in  $\mathbb{P}$  then
  | | | Remove  $S_i$  from  $\mathbb{P}$  ;
  | | end
  | end
  | Add  $S$  to  $\mathbb{P}$  ;
end

```

Output: \emptyset

Nevertheless, due to the number of objectives, the size of the approximate Pareto front could potentially be very large. Thus, as we only want to provide the user with relevant solutions, a procedure is applied after the search process to prune the Pareto list. To do so, the user is asked to set some tolerance parameters so that only the interesting solutions, near-equivalent to the best hierarchical solution, are displayed (see procedure 4). In fact, an experienced user could look at the set of near-equivalent solutions and decide that the trade-off between the different criteria is better on some solutions than others. More formally :

Let F_1, F_2, \dots, F_n be the objective functions and $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ their associated tolerance. Let \mathbb{P} be the set of Pareto-optimal solutions and S^* be the best hierarchical solution. The solution $S_i \in \mathbb{P}$ will be considered as near-equivalent to S^* if and only if :

$$\forall k \in \{1, \dots, n\}, F_k(S_i) \leq \begin{cases} F_k(S^*) + \epsilon_i, & \text{if } \epsilon_i \text{ expressed in absolute value} \\ F_k(S^*) \times (1 + \epsilon_i), & \text{if } \epsilon_i \text{ expressed in percentage} \end{cases}$$

Algorithm 4: Define ϵ -Neighbourhood

Input: Solution S , current Pareto list \mathbb{P}

```

for  $S_i$  in  $\mathbb{P}$  do
  | if  $S_i$   $\epsilon$ -nondominated by  $S$  then
  | | Add  $S_i$  to  $\mathbb{P}^*$  ;
  | end
end

```

Output: \mathbb{P}^*

The global process is summarized in algorithm 5.

Algorithm 5: Main procedure

Generate Solution S_0 ;
while *Stopping criteria not reached (e.g. time)* **do**
 Generate ALNS Solution ;
 Update Best Solution ;
 Update Pareto List ;
end
Define ϵ -Neighbourhood ;
Output: Best Solution S^* and its ϵ -Neighbourhood \mathbb{P}^*

4.6.3 Scenarios

In order to evaluate our method, we considered only the first 6 objectives in section 4.5 because, due to the young age of its optimization tool, our industrial partner was not able to provide us with more complex and realistic instances. Then, we looked at 4 different priority rankings believed to be the most probable scheduler's choices. The scenarios are displayed in table 4.2. The tolerance parameters are the same for all the tests and are shown in table 4.3.

Table 4.2 Scenarios for the set of instances

Criteria	Scenario 1		Scenario 2		Scenario 3		Scenario 4	
	Order	Weights	Order	Weights	Order	Weights	Order	Weights
Unscheduled Visits	1	10000	1	10000	1	10000	1	1000000
Travel Time	2	15	3	1	3	1	3	10
Wait Time	5	1	5	1	5	1	5	1
Assigned Nurses	3	10	2	200	4	5	4	10
Loyalty	4	5	4	5	2	200	-	-
Daily Overtime	-	-	-	-	-	-	2	1000

Table 4.3 Tolerance parameters

Criteria	ϵ Tolerance
Unscheduled Visits	2
Travel Time	$\max(200, 15\% \text{ of } F_{TravelTime})$
Wait Time	$\max(200, 15\% \text{ of } F_{WaitTime})$
Assigned Nurses	$\max(10, 10\% \text{ of } F_{AssignedNurses})$
Loyalty	$\max(30, 10\% \text{ of } F_{Loyalty})$
Daily Overtime	$\max(50, 5\% \text{ of } F_{DailyOvertime})$

4.7 Results

We ran our algorithm against the current weighted sum used in *AlayaCare* software. The tests were performed using instances provided by our industrial partner. We had a set of 8 instances from the same home health care structure, divided equally into instances with tight time-window and instances with large time-window. An additional instance was generated to show examples of alternative solutions and how changing criteria order can affect the solutions proposed by the method.

All the instances of the set had between 311 and 340 visits to schedule and between 11 and 16 caregivers available. The planning horizon is a week and overtime is not allowed. The algorithm was run during 600 seconds. The results for the 3 scenarios are expressed as average relative variation from the best weighted sum solution and shown in figure 4.2. The trends are quite similar for both types of instances and for the two first scenarios. The average variation from the weighted sum baseline remains between -14% and 6% for the number of unscheduled visits and between -1%, and 6% for the travel time and the loyalty objectives. For the third scenario, the number of unscheduled visits is about 10% higher in the hierarchical solutions than in the weighted sum solutions for both types of instances. The new method is able to greatly decrease the number of assigned nurses, around -30% for the three scenarios and for both types of instances. It is, therefore, able to improve the continuity of care. This improvement is done at the expense of the waiting time (it deteriorates, on average, up to 37%) which is not surprising given the fact that this objective is ranked last in all scenarios.

To present examples of alternative solutions, an instance of 7 nurses, 217 visits to schedule and 2 weeks planning horizon has been generated. The CPU time is 600 seconds. As a result, 12 alternative solutions were kept in the pruned Pareto list but for the sake of simplicity only two are presented in Table 4.4. In this example, we can see that the new method is able to schedule one additional visit with less total travel time and similar values for the objectives. assigned nurses, and wait time compared to the weighted sum solution but with twice as much daily overtime. Regarding the alternative solutions, the alternative solution 1 is quite similar to the baseline with around 30 more minutes of overtime and 200 less minutes of travel time. The alternative solution 2 offers to increase the number of unscheduled visits by 2 and the travel time by approximately 180 minutes in order to save almost 300 minutes of overtime. These different trade-offs suggested by the new method are represented in figure 4.3 where we can see that the best hierarchical and the second alternative solution are two extremes, one with the lowest number of unscheduled visits and the other the least daily overtime. As for alternative solution 1, it sits between the two other solutions as a compromise. In this situation, only the decision makers are able to choose the right solution from their experience

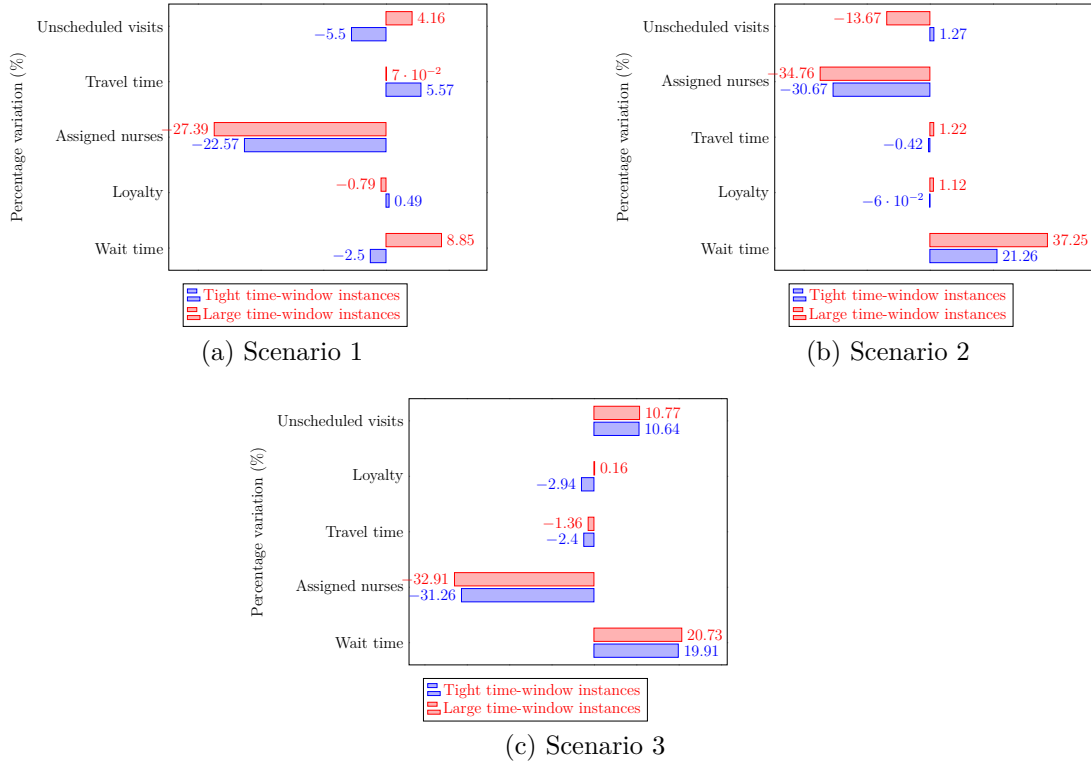


Figure 4.2 Average relative variation of best hierarchical solution from baseline

and their knowledge.

Table 4.4 Baseline, best hierarchical solution and alternative solutions

Order	Objectives	Weighted Sum Baseline	Best Hierarchical Solution	Alternative Solution 1	Alternative Solution 2
1	Unscheduled Visits	2	1	2	3
2	Daily Overtime (min)	142	354	176	65
3	Travel Time (min)	4394	4299	4205	4478
4	Assigned Nurses	99	112	99	105
5	Wait Time (min)	311	317	315	310

4.8 Conclusion

Our industrial partner *AlayaCare* is offering a scheduling tool in the home health care industry and has to deal with a significant amount of home health care service providers, each of which has different priorities. The ease of use of this technique and the speed at which the system provides an interesting set of solutions were important factors when choosing to develop and implement this method. In fact, the users are now relieved from the difficult task of setting weights to their priorities and this was achieved without degrading the quality of the

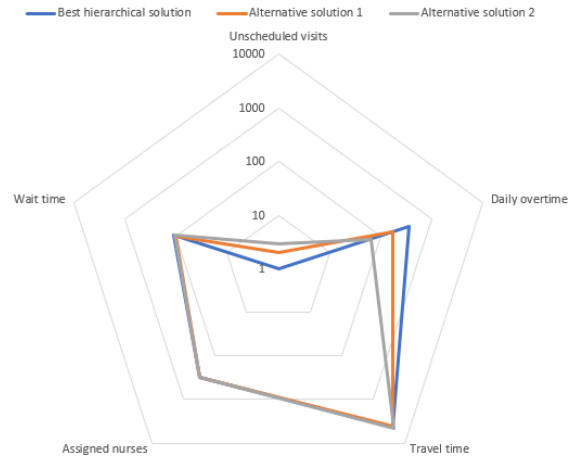


Figure 4.3 Best hierarchical solution and alternative solutions - graphic representation

proposed solution. With this technique, we bring a method based around existing algorithms to provide a set of interesting alternatives to a solution. This algorithm can be tweaked in many ways to be adapted to various problems dealing with multi-objective criteria. In particular, the algorithm that generates solutions should be adapted to fit the context of the problem. Further studies could be conducted using machine learning techniques to best predict the user choice (e.g. preferences for a certain type of solution).

CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE

Dans ce chapitre, nous apportons quelques compléments concernant les données utilisées pour tester notre méthode ainsi que les bénéfices apportés en pratique lors de la résolution du problème de tournées de soins à domicile. Nous ajouterons également les limitations que présente notre approche.

5.1 Données utilisées

Durant notre projet, nous avons collaboré avec la compagnie AlayaCare. Ce partenaire industriel nous a ainsi fourni des données réalistes. Pour chaque instance, l’horizon de planification est d’une semaine, ce qui correspond à la période privilégiée dans le cas d’un remaniement complet des tournées des soignants. Cependant, le module d’optimisation de leur logiciel étant peu utilisé à ce jour, nous ne disposons pas d’un nombre important d’instances. C’est pourquoi notre approche, orientée sur l’expérience du décideur, pourrait favoriser l’utilisation du module d’optimisation et permettre de collecter plus de données utiles à une amélioration ultérieure de celui-ci.

5.2 Apports de la recherche

Les résultats obtenus sur les instances générées ne montrent pas une nette amélioration des valeurs des objectifs par rapport à l’utilisation de la somme pondérée. Toutefois, le choix d’un ordonnancement hiérarchique des critères, associé à des paramètres de tolérances, nous a permis de simplifier l’expression des préférences du décideur. La prise en main de l’algorithme est par conséquent, plus simple et plus intuitive. L’introduction de paramètres de tolérance aide à compenser la rigidité de l’ordre hiérarchique. Cette tolérance, définie par l’utilisateur, donne la possibilité de réduire la taille du front de Pareto approximé, le restreignant à un ensemble de solutions qui représentent des compromis intéressants pour l’utilisateur. Du fait de ces changements, l’utilisateur dispose d’une meilleure assistance dans la prise de décision. Plus globalement, notre travail de recherche se propose d’explorer un aspect relativement négligé du problème de tournées de soins à domicile. En effet, bien que de nombreuses études se soient penchées sur le problème, à notre connaissance, seules trois d’entre elles ont adopté des approches autres que la somme pondérée.

Par ailleurs, la méthode que nous avons développée est une méthode de traitement multi-objectif découplée de la méthode d’optimisation [4]. Cela signifie qu’elle ne nécessite pas une

méthode d'optimisation spécifique pour générer les solutions. Par conséquent, il s'agit d'un modèle générique, qui pourrait potentiellement être appliqué à la résolution d'autres types de problèmes.

5.3 Limitations

La première limitation que nous mentionnerons concerne le classement hiérarchique. Une certaine rigidité, inhérente à la méthode hiérarchique, persiste, bien qu'elle soit amoindrie par les efforts réalisés pour y pallier. Par exemple, dépendamment de la politique de chaque agence, l'objectif associé aux heures supplémentaires et celui associé aux durées cumulées des trajets peuvent avoir des importances équivalentes ou l'un des deux peut légèrement prévaloir sur l'autre. Ce type de préférences ne peut être correctement traduit par une hiérarchisation des objectifs.

La seconde limitation se rapporte aux paramètres de tolérances. Ceux-ci ne sont pas fixés automatiquement et doivent donc être entrés par l'utilisateur. Même si leur valeurs (en pourcentage ou absolu) sont plus faciles à estimer pour l'utilisateur que les poids d'une somme pondérée, elles requièrent quand même un peu d'essai-erreur afin d'arriver à une situation adéquate. De fait, si ces paramètres sont trop faibles, on élimine quelques solutions potentiellement intéressantes voire l'entièreté des solutions alternatives. Au contraire, si ces paramètres sont trop larges, l'utilisateur va probablement avoir trop de solutions à considérer au moment de faire son choix.

Enfin, nos tests ont été réalisés dans le cadre de remaniement complet de la planification des visites car il s'agit du cas du figure le plus pertinent pour notre recherche. Néanmoins, en pratique, ce remaniement n'est pas réalisé car il impliquerait un changement trop brusque pour les patients et les soignants. Ainsi, le module d'optimisation est principalement utilisé pour insérer un nombre réduit de visites au sein d'horaires existants. Dans ce contexte, notre méthode fonctionne toujours mais sa contribution par rapport à la méthode de somme pondérée est moins grande.

CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Ce mémoire présente une méthode permettant la prise en compte des préférences de l'utilisateur lors de la résolution de problème multi-objectif de tournées de soins à domicile. Il s'insère dans le contexte d'une augmentation soutenue de la demande en soins de santé à domicile. Tout au long de cette recherche, nous avons collaboré avec un partenaire industriel, AlayaCare. Notre mission est de mettre à profit les concepts d'optimisation multi-objectif afin d'améliorer l'outil d'optimisation existant. La méthode employée, avant le début de ce projet, pour traduire les préférences des utilisateurs relativement à chaque critère était une somme pondérée. Cette méthode posait de nombreux problèmes. La détermination des poids attribués aux objectifs se faisait de manière itérative à travers plusieurs tentatives. L'exercice que représentait la pondération des poids s'avère être difficile et fatigant pour l'utilisateur, particulièrement quand celui-ci n'est pas à l'aise avec certains concepts mathématiques et d'optimisation. Le but de notre projet est donc de permettre une meilleure utilisation du module d'optimisation par une expression plus simple et plus intuitive des priorités du décideur. La nouvelle méthode se doit d'être facilement adaptable du fait du contexte applicatif de notre projet. En effet, notre partenaire industriel fournit son logiciel à une variété d'agences et la capacité de son module d'optimisation à s'ajuster à chaque client contribue à sa compétitivité. Plus généralement, ces améliorations du module d'optimisation favorisent son utilisation et par conséquent une meilleure gestion des ressources de soins de santé à domicile. Pour répondre à ces enjeux nous avons choisi une approche d'optimisation hiérarchique combinée à un ensemble regroupant les solutions Pareto-optimales trouvées durant l'exécution de l'algorithme. Ensuite, l'introduction de paramètres de tolérance, définis par l'utilisateur, permet de restreindre cet ensemble de solutions alternatives à un ensemble de compromis intéressants pour l'utilisateur.

Les résultats obtenus sur les instances fournies par AlayaCare montrent que les solutions proposées par la nouvelle méthode sont similaires à celles trouvées à l'aide d'une somme pondérée (lorsque les poids sont définis correctement). Bien qu'il n'y ait pas d'amélioration significative au niveau des valeurs des objectifs, l'apport des modifications apportées réside dans le fait qu'à résultats comparables, notre méthode est plus simple et plus facilement appréhendable par l'utilisateur et les solutions alternatives proposées sont mieux ajustées aux préférences de celui-ci.

Cependant, quelques limitations persistent. Il existe toujours une certaine rigidité associée au classement hiérarchique, même si elle est atténuée par l'ensemble de solutions alternatives. Le choix des paramètres de tolérance se fait manuellement ce qui requiert un peu de tâtonnement.

Enfin, concernant les cas d'utilisation du module d'optimisation, il s'agit de cas d'insertions de quelques visites plutôt que du remaniement complet des horaires. Dans ce contexte, les apports de notre recherche sont encore réels, mais moins importants. Par ailleurs, il serait intéressant, une fois un nombre plus important de données collectées, d'utiliser l'apprentissage machine pour pouvoir proposer en premier lieu dans la liste de solutions alternatives, les solutions les plus susceptibles d'être choisies par le décideur ou encore pour pouvoir déterminer automatiquement, en fonction des habitudes de l'utilisateur et des caractéristiques de chaque instance, les valeurs les plus adéquates pour les paramètres de tolérance.

RÉFÉRENCES

- [1] C. H. C. Association *et al.*, “Portraits of home care in canada 2013,” *Canadian Home Care Association. March*, 2013.
- [2] N. Lahrichi, L.-M. Rousseau et W.-J. van Hoeve, “Residential care,” *Handbook of Healthcare Analytics : Theoretical Minimum for Conducting 21st Century Research on Healthcare Operations*, 2018.
- [3] Statistics Canada. Demography Division., “Annual demographic estimates, Canada, provinces and territories.” 2018. [En ligne]. Disponible : <https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/91-215-x/2018002/sec2-eng.htm>
- [4] Y. Collette et P. Siarry, *Optimisation multiobjectif*. Editions Eyrolles, 2002.
- [5] K.-Z. Gao *et al.*, “Pareto-based grouping discrete harmony search algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling,” *Information Sciences*, vol. 289, p. 76–90, 2014.
- [6] K. Morizawa et N. Hirabayashi, “A heuristic approach for nurse scheduling under two- and three-shifts workers mixed situation,” *DEStech Transactions on Engineering and Technology Research*, n°. icpr, 2017.
- [7] Y. Saji, M. E. Riffi et B. Ahiod, “Multi-objective ant colony optimization algorithm to solve a nurse scheduling problem,” *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 3, n°. 8, 2013.
- [8] A. Oughalime, W. R. Ismail et L. C. Yeun, “A tabu search approach to the nurse scheduling problem,” dans *2008 International Symposium on Information Technology*, vol. 1. IEEE, 2008, p. 1–7.
- [9] J. A. Ferland *et al.*, “Generalized assignment type goal programming problem : Application to nurse scheduling,” *Journal of Heuristics*, vol. 7, n°. 4, p. 391–413, 2001.
- [10] H. Jafari et N. Salmasi, “Maximizing the nurses’ preferences in nurse scheduling problem : mathematical modeling and a meta-heuristic algorithm,” *Journal of Industrial Engineering International*, vol. 11, n°. 3, p. 439–458, 2015.
- [11] N. Drechsler, A. Sülflow et R. Drechsler, “Incorporating user preferences in many-objective optimization using relation ε -preferred,” *Natural Computing*, vol. 14, n°. 3, p. 469–483, 2015.
- [12] P. Schaus et R. Hartert, “Multi-objective large neighborhood search,” dans *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. Springer, 2013, p. 611–627.

- [13] L. Ke et L. Zhai, “A multiobjective large neighborhood search for a vehicle routing problem,” dans *International Conference in Swarm Intelligence*. Springer, 2014, p. 301–308.
- [14] W.-H. Hsu et T.-C. Chiang, “A multiobjective evolutionary algorithm with enhanced reproduction operators for the vehicle routing problem with time windows,” dans *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, 2012, p. 1–8.
- [15] Q. Song *et al.*, “Exploring pareto routes in multi-criteria urban bicycle routing,” dans *17th international IEEE conference on intelligent transportation systems (ITSC)*. IEEE, 2014, p. 1781–1787.
- [16] K. Ghoseiri et S. F. Ghannadpour, “Multi-objective vehicle routing problem with time windows using goal programming and genetic algorithm,” *Applied Soft Computing*, vol. 10, n^o. 4, p. 1096–1107, 2010.
- [17] E. K. Burke, J. Li et R. Qu, “A pareto-based search methodology for multi-objective nurse scheduling,” *Annals of Operations Research*, vol. 196, n^o. 1, p. 91–109, 2012.
- [18] Z. Guo *et al.*, “Modeling and pareto optimization of multi-objective order scheduling problems in production planning,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 64, n^o. 4, p. 972–986, 2013.
- [19] C. Fikar et P. Hirsch, “Home health care routing and scheduling : A review,” *Computers & Operations Research*, vol. 77, p. 86–95, 2017.
- [20] M. Cissé *et al.*, “Or problems related to home health care : A review of relevant routing and scheduling problems,” *Operations Research for Health Care*, vol. 13, p. 1–22, 2017.
- [21] F. Grenouilleau *et al.*, “A set partitioning heuristic for the home health care routing and scheduling problem,” *European Journal of Operational Research*, vol. 275, n^o. 1, p. 295–303, 2019.
- [22] J. Decerle *et al.*, “A general model for the home health care routing and scheduling problem with route balancing,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, n^o. 1, p. 14 662–14 667, 2017.
- [23] K. Braekers *et al.*, “A bi-objective home care scheduling problem : Analyzing the trade-off between costs and client inconvenience,” *European Journal of Operational Research*, vol. 248, n^o. 2, p. 428–443, 2016.
- [24] P. M. Duque *et al.*, “Home care service planning. the case of landelijke thuiszorg,” *European Journal of Operational Research*, vol. 243, n^o. 1, p. 292–301, 2015.
- [25] C. Martinez, M.-L. Espinouse et M. Di Mascolo, “Continuity of care in home services : a client-centered heuristic for the home health care routing and scheduling problem,” dans

- 2018 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*. IEEE, 2018, p. 1045–1050.
- [26] C. H. Association *et al.*, *Home care in Canada : From the margins to the mainstream*. Canadian Healthcare Association, 2009.
- [27] T. L. Saaty, “How to make a decision : the analytic hierarchy process,” *European journal of operational research*, vol. 48, n^o. 1, p. 9–26, 1990.
- [28] R. W. Hall *et al.*, *Handbook of healthcare system scheduling*. Springer, 2012.
- [29] V. Borsani *et al.*, “A home care scheduling model for human resources,” dans *2006 International conference on service systems and service management*, vol. 1. IEEE, 2006, p. 449–454.
- [30] A. Torres-Ramos *et al.*, “Mathematical model for the home health care routing and scheduling problem with multiple treatments and time windows,” dans *Proceedings of the 1st International Conference on Mathematical Methods & Computational Techniques in Science & Engineering*, n^o. s 140, 2014, p. 145.
- [31] G. M. Ribeiro et G. Laporte, “An adaptive large neighborhood search heuristic for the cumulative capacitated vehicle routing problem,” *Computers & operations research*, vol. 39, n^o. 3, p. 728–735, 2012.
- [32] D. Aksen *et al.*, “An adaptive large neighborhood search algorithm for a selective and periodic inventory routing problem,” *European Journal of Operational Research*, vol. 239, n^o. 2, p. 413–426, 2014.
- [33] S. Ropke et D. Pisinger, “An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows,” *Transportation science*, vol. 40, n^o. 4, p. 455–472, 2006.