



HAL
open science

Contribution à l'optimisation de la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile

Jérémy Decerle

► **To cite this version:**

Jérémy Decerle. Contribution à l'optimisation de la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile. Ingénierie assistée par ordinateur. Université Bourgogne Franche-Comté, 2018. Français. NNT : 2018UBFCA033 . tel-02077673

HAL Id: tel-02077673

<https://theses.hal.science/tel-02077673>

Submitted on 23 Mar 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT DE L'ÉTABLISSEMENT UNIVERSITÉ BOURGOGNE FRANCHE-COMTÉ
PRÉPARÉE À L'UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE DE BELFORT-MONTBÉLIARD

École doctorale n°37
Sciences Pour l'Ingénieur et Microtechniques

Doctorat d'Informatique

par

JÉRÉMY DECERLE

**Contribution à l'optimisation de la planification des tournées de soins pour
l'hospitalisation à domicile**

Thèse présentée et soutenue à Belfort, le 6 décembre 2018

Composition du Jury :

DI MASCOLO MARIA	Directrice de recherche CNRS, G-SCOP, Grenoble	Rapporteuse
MONTEIRO THIBAUD	Professeur des universités, INSA Lyon	Rapporteur
NORRE SYLVIE	Professeur des universités, Université Clermont Auvergne	Présidente du jury
ROBERT STEPHAN	Professeur, HEIG-VD	Examineur
GRUNDER OLIVIER	Maître de conférences HDR, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard	Directeur de thèse
HAJJAM EL HASSANI AMIR	Maître de conférences HDR, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard	Codirecteur de thèse
BARAKAT OUSSAMA	Maître de conférences, Université de Franche-Comté	Codirecteur de thèse

Titre : Contribution à l'optimisation de la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile

Mots-clés : Hospitalisation à domicile, Planification, Optimisation de tournées, Évaluation des performances, Aide à la décision, Recherche opérationnelle

Résumé :

Cette thèse porte sur la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile. Sous l'impulsion des différentes politiques publiques de santé mises en place en France, la demande des patients de recevoir leur traitement dans un environnement familial et sécurisant n'a cessé de croître. Faisant apparaître de nouvelles problématiques d'organisation au sein des établissements d'hospitalisation à domicile, notre travail porte sur l'optimisation de la planification des tournées de soins en considérant des contraintes médicales, logistiques et économiques. Dans un premier temps, nous étudions la planification des tournées de soins hospitaliers à domicile en portant un intérêt particulier aux contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation des visites. En rendant ces contraintes souples, nous apportons plus de flexibilité à la modélisation du problème en définissant individuellement les souhaits des patients pour recevoir leurs soins afin d'améliorer la qualité de la planification obtenue et la satisfaction des patients. Dans un second temps, nous intégrons

à notre modélisation l'équilibrage de la charge de travail du personnel soignant. Cet aspect ne doit en effet pas être négligé afin d'obtenir une certaine équité et s'assurer de l'applicabilité de notre solution. Par la suite, nous étudions le problème sous sa forme multi-objectif. La hiérarchisation des objectifs pouvant se révéler déroutante pour les décideurs, nous proposons un algorithme mémétique multi-objectif afin d'obtenir un ensemble de solutions représentant différents compromis entre les objectifs. Enfin, la dernière partie de cette thèse s'intéresse à la planification des tournées de soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centre de soins. La dispersion géographique des patients sur le territoire pouvant entraîner l'ouverture de nouveaux centres de soins, l'affectation des soignants aux centres de soins devient un nouvel aspect à optimiser. Pour chaque problématique, des expériences sont réalisées afin d'évaluer la qualité de nos méthodes de résolution sur des instances de la littérature.

Title: Contribution à l'optimisation de la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile

Keywords: Home health care, Planning, Routing optimization, Evaluation of performances, Decision-making, Operations research

Abstract:

This thesis deals with the planning of care routes for home health care. Under the impulse of the various public health policies put in place in France, the demand for patients to receive their treatment in a familiar and safe environment has steadily increased. Revealing new organizational problems in home health care structures, our work focuses on optimizing care routes planning by considering medical, logistical and economic constraints. As a first step, we study the planning of home health care routes with a particular focus on time window and synchronization constraints. By relaxing these constraints, we bring more flexibility to problem modeling by individually defining the wishes of patients to receive their treatment in order to improve the quality of patient planning and patient satisfaction. In a second step, we integrate in our modeling the workload balancing of the caregivers.

This aspect must not be neglected in order to obtain fairness and ensure the applicability of our planning. Subsequently, we study the problem in its multi-objective form. The prioritization of objectives may be confusing for the decision makers, we propose a memetic algorithm for multi-objective optimization in order to obtain a set of solutions representing various trade-offs between the objectives. Finally, the last part of this thesis focuses on the assignment of visits and caregivers to home health care centers in a multi-center configuration. The geographical dispersion of patients on the territory may lead to the opening of new centers, the assignment of caregivers to home health care centers is becoming a new aspect to optimize. For each problem, experiments are carried out in order to evaluate the quality of our solving methods on instances of the literature.

SOMMAIRE

1	Introduction générale	1
2	L'hospitalisation à domicile (HAD) en France	5
2.1	Introduction	5
2.2	Le système de santé en France	6
2.2.1	Les établissements de santé	6
2.2.2	Les alternatives à l'hospitalisation classique	7
2.3	L'hospitalisation à domicile en France	9
2.3.1	Définition et principes généraux de l'HAD	9
2.3.2	Historique de l'HAD	11
2.3.3	Structure et organisation des établissements d'HAD	15
2.4	Prise en charge d'un patient en HAD	18
2.5	L'organisation des activités en HAD	20
2.6	Positionnement de l'HAD dans l'offre de soins	21
2.7	Conclusion	23
3	La planification des soins hospitaliers à domicile dans la littérature	25
3.1	Introduction	25
3.2	État de l'art	26
3.2.1	Problème du voyageur de commerce	26
3.2.2	Problèmes de tournées de véhicules	27
3.2.3	Problèmes de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile	32
3.3	Positionnement de notre travail	44
3.4	Conclusion	45
4	Planification des soins hospitaliers à domicile avec contraintes de fenêtres de temps et synchronisation	47
4.1	Introduction	47
4.2	Description du problème	48
4.3	Modélisation mathématique	49

4.3.1	Notations générales	49
4.3.2	Contraintes souples	50
4.3.3	Formulation mathématique	52
4.4	Algorithme mémétique	55
4.4.1	Génération de la population initiale	56
4.4.2	Sélection, croisement et mutation	57
4.4.3	Recherche locale	62
4.5	Résultats expérimentaux	63
4.5.1	Instances de test	63
4.5.2	Paramétrage des expériences	65
4.5.3	Résultats obtenus	67
4.6	Conclusion	71
5	Équilibrage de la charge de travail du personnel soignant	75
5.1	Introduction	75
5.2	Description du problème et définition de la charge de travail	76
5.3	Modélisation mathématique	77
5.3.1	Équilibrage de la charge de travail	77
5.3.2	Formulation mathématique	79
5.4	Méthodes de résolution	80
5.4.1	Algorithme de colonies de fourmis	80
5.4.2	Algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis	82
5.5	Résultats expérimentaux	84
5.5.1	Instances de test	84
5.5.2	Paramétrage des expériences	85
5.5.3	Résultats obtenus	87
5.6	Impact de la charge de travail	90
5.7	Conclusion	97
6	Résolution multi-objectif de la planification des soins hospitaliers à domicile	99
6.1	Introduction	99
6.2	Optimisation multi-objectif évolutionnaire	101
6.3	Prise en compte des souhaits des décideurs, patients et personnels soignants	102
6.3.1	Description du problème	102
6.3.2	Modélisation mathématique	103

6.3.3	Méthodes de résolution	105
6.3.4	Résultats expérimentaux	110
6.4	Analyse du compromis entre les objectifs	116
6.5	Conclusion	119
7	Affectation des visites et personnels soignants aux centres de soins d'une structure d'hospitalisation à domicile	123
7.1	Introduction	123
7.2	Description du problème d'affectation et de planification	125
7.3	Modélisation mathématique	125
7.3.1	Notations générales	126
7.3.2	Formulation mathématique	127
7.4	Méthode de résolution	129
7.4.1	Affectation des visites	130
7.4.2	Affectation des personnels soignants	132
7.4.3	Planification des tournées	133
7.4.4	Amélioration de la faisabilité des solutions	134
7.5	Relaxation Lagrangienne	135
7.5.1	Problème dual Lagrangien	135
7.5.2	Mise à jour des multiplicateurs Lagrangiens	135
7.6	Résultats expérimentaux	136
7.6.1	Instances et paramètres d'expériences	136
7.6.2	Résultats expérimentaux	137
7.7	Conclusion	143
8	Conclusion générale et perspectives	147
	Bibliographie	151
	Table des figures	161
	Liste des tables	163
	Liste des définitions	167
I	Annexes	169
A	Linéarisation du modèle mathématique	171

A.1	Contraintes souples de fenêtres de temps	172
A.2	Contraintes souples de visites synchronisées	173
A.3	Contraintes d'équilibrage de la charge de travail	174

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Sujet à une perpétuelle remise en question, le système de santé en France est en permanente évolution. Riche d'une grande diversité et complexité des structures de soins, il est aujourd'hui considéré comme l'un des plus performants par l'Organisation Mondiale de la Santé. Bien que fortement lié au développement de l'hôpital, des alternatives à l'hospitalisation classique ont émergé grâce aux progrès techniques, thérapeutiques et organisationnels.

L'une de ces alternatives, l'hospitalisation à domicile (HAD), est apparue il y a un peu plus de cinquante ans en France. Initialement prévu pour désengorger les hôpitaux d'une partie des patients, ce mode de prise en charge en plein développement est de plus en plus demandé par les patients. De part son fonctionnement, l'hospitalisation à domicile favorise le maintien dans un cadre familial et sécurisant tout en permettant la coopération entre les professionnels de santé.

Depuis 2005, on constate une augmentation du nombre de patients pris en charge de 160 % en France en hospitalisation à domicile. Cette forte et récente augmentation de l'activité des structures d'hospitalisation à domicile a fait émerger de nouvelles problématiques, en particulier au niveau opérationnel. Le plus souvent effectuée manuellement par un infirmier coordinateur, la planification des tournées du personnel soignant est devenue une tâche complexe, chronophage et source d'erreurs. Devant combiner aussi bien des considérations médicales que logistiques, cette planification est également rendue fastidieuse de part sa périodicité quotidienne et le grand nombre de solutions possibles.

Dans le même temps, une nouvelle discipline nommée « recherche opérationnelle » s'est démocratisée, à mi-chemin entre mathématique et informatique. Faisant partie des techniques d'aide à la décision, cette discipline est appliquée à un grand nombre de domaines notamment celui du transport. En particulier, les problèmes de tournées de véhicules ont reçu une grande attention de la part de la communauté scientifique au vue de la vaste littérature à ce sujet.

Dès lors, la recherche opérationnelle s'est présentée comme un outil permettant de répondre aux nouvelles contraintes des structures d'hospitalisation à domicile. Dans ce cadre, les méthodes appliquées avec succès dans le domaine industriel pour évaluer et améliorer les performances peuvent être appliquées au cas des structures d'hospitalisation à domicile à condition de prendre en compte les spécificités liées à ces systèmes, notamment la préservation, voire l'amélioration, de la qualité des soins.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet OptimHaD financé par la région Franche-

Comté. Ce projet vise à développer une plateforme globale et unifiée pour optimiser l'organisation des structures de soins hospitaliers à domicile. Les travaux menés doivent aider les décideurs à optimiser leurs planifications et fonctionnements opérationnels et ainsi prendre les meilleures décisions. Par rapport aux travaux existants de la littérature à ce sujet, nous avons porté un intérêt particulier à la modélisation du problème afin d'être la plus flexible possible et de pouvoir s'adapter à chaque cas d'application. En effet, la plupart des modèles proposés dans la littérature sont très rigides, peu ou pas paramétrables, ce qui les rend difficilement applicables dans la réalité. Dans nos travaux, nous avons souhaité repositionner le décideur au cœur de la planification en lui laissant la possibilité de définir plus précisément les souhaits des patients, la synchronisation des visites, la notion de charge de travail ou encore l'affectation des soignants aux centres de soins.

Dans le même esprit, nous avons également travaillé sur la modélisation sous sa forme multi-objectif du problème de planification des tournées de soins hospitaliers à domicile afin de laisser libre-choix aux décideurs en leur proposant plusieurs solutions correspondant à différents compromis entre les objectifs, au lieu de leur imposer une seule solution.

Ce manuscrit est composé de six chapitres. Le chapitre 2 constitue une présentation de l'hospitalisation à domicile en France. Le système de santé français est décrit en détaillant les divers établissements du secteur hospitalier qui le compose et les différentes alternatives à l'hospitalisation classique. Un historique de l'HAD est présenté afin de retracer son développement et l'apparition de certains principes généraux permettant de mieux définir son cahier des charges. Par la suite, le déroulement de la prise en charge d'un patient en HAD est présenté ce qui nous permet également de détailler les acteurs et l'organisation des activités nécessaires à la prise en charge. Nous terminons le chapitre par l'analyse du positionnement de l'HAD dans l'offre de soins et ses perspectives de développement dans le paysage sanitaire français.

Le chapitre 3 donne un état de l'art des problématiques étudiées concernant la planification des soins hospitaliers à domicile. Nous nous intéressons tout d'abord au problème du voyageur de commerce puis aux nombreuses variantes des problèmes de tournées de véhicules. L'accent est ensuite porté sur les spécificités liées à la planification des tournées de soins pour l'hospitalisation à domicile. Nous nous focalisons sur l'ensemble des objectifs, contraintes et méthodes de résolution pris en compte par les travaux de la littérature. Les contraintes sont notamment réparties en trois catégories selon qu'elles concernent la structure d'HAD, le patient ou le personnel soignant. Enfin, nous situons nos travaux présentés dans cette thèse vis-à-vis de la littérature existante.

Le chapitre 4 aborde la première problématique de planification des soins hospitaliers à domicile de cette thèse. Dans ce chapitre, nous portons un intérêt particulier aux contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation en les relâchant afin de les rendre souples. Cette variante permet de donner plus de flexibilité à notre modélisation en renseignant plus précisément les contraintes temporelles de chaque patient. De même, la synchronisation des visites est rendue moins rigide en autorisant de faibles écarts entre les temps d'arrivée des soignants. Un algorithme mémétique est présenté dans ce chapitre pour la résolution du problème. Les performances de l'algorithme sont comparées avec le solveur commercial Gurobi et des résultats de la littérature sur deux variantes du problème de planification, en considérant des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation aussi bien souples que strictes.

Le chapitre 5 s'intéresse à une autre problématique rencontrée lors de la planification

des soins hospitaliers à domicile : l'équilibrage de la charge de travail. En effet, cet aspect ne doit pas être négligé afin d'obtenir une certaine équité entre tous les soignants et s'assurer de l'applicabilité de la planification. Une définition paramétrable de la charge de travail est proposée afin de s'adapter au cas d'application. Afin de mener à bien les expériences, un algorithme hybride d'optimisation mémétique-colonies de fourmis est présenté et expérimenté sur des instances de la littérature. Les expériences permettent d'étudier l'impact de la définition et de l'importance donnée dans la fonction objectif à la charge de travail sur la qualité de la solution obtenue pour chacun des objectifs.

Dans le chapitre 6, nous nous intéressons à la résolution sous sa forme multi-objectif du problème de planification des soins hospitaliers à domicile. En effet, assigner des poids à des objectifs différents est source de subjectivité et amène de la confusion pour les décideurs. Afin d'impliquer les décideurs dans le processus décisionnel, nous proposons un algorithme mémétique pour l'optimisation multi-objectif du problème de planification des soins hospitaliers à domicile. L'algorithme est évalué par rapport à d'autres méthodes de résolutions existantes de la littérature. Les résultats obtenus nous permettent de mettre en évidence le compromis entre les trois objectifs qui concernent le temps de travail, la qualité de service et l'équilibrage des tournées.

Le chapitre 7 aborde la dernière problématique de cette thèse qui concerne l'affectation des visites et personnels soignants aux centre de soins d'une structure d'hospitalisation à domicile, en amont de la planification des tournées. Le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins est modélisé sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes original. Plusieurs stratégies d'affectation des visites aux centres de soins sont présentées. La planification des tournées de soins est résolue par une heuristique que nous proposons. La planification des tournées des infirmiers est résolue dans un premier temps puis la planification pour les aides-soignants est effectuée ensuite. Une borne inférieure est également proposée par la relaxation Lagrangienne du problème.

Cette thèse se termine par une conclusion générale durant laquelle nous dressons un bilan des travaux réalisés et des résultats obtenus. Des perspectives de recherche sont également proposées pour la poursuite de nos travaux de recherche.

L'HOSPITALISATION À DOMICILE (HAD) EN FRANCE

2.1/ INTRODUCTION

Malgré l'amélioration de l'état de santé à tous les âges, l'augmentation de l'espérance de vie et le vieillissement global de la population représentent des défis majeurs pour les responsables chargés de la politique de santé.

Autrefois létales, certaines maladies sont depuis devenues chroniques. Ainsi, face à l'augmentation du nombre de patients à prendre en charge, l'offre de soins hospitaliers tend plutôt à se réduire. De 2000 à 2015, "le nombre de lits d'hôpitaux en France a diminué de 15%" indique un rapport de l'Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE).

Aujourd'hui, la plupart des gouvernements de l'OCDE sont dans une optique de réduction des coûts comme montré par Docteur et al. (2003). Dans le domaine de la santé, cela signifie dépenser mieux, sinon réduire ses dépenses. En 2016, le déficit de la Sécurité sociale en France était de 7 milliard d'euros selon Cour des comptes (2017).

Afin d'adapter le système de soins aux besoins croissants d'une population vieillissante et dans une optique de réduction des coûts, d'autres modes de prises en charge des soins ont vu le jour. En substitution de l'hospitalisation conventionnelle, et non plus seulement comme une alternative, l'hospitalisation à domicile est l'une d'entre elles.

Depuis sa reconnaissance légale par la loi hospitalière du 30 décembre 1970, l'hospitalisation à domicile (HAD) est un mode de prise en charge des soins en plein essor. En France, plusieurs facteurs ont ainsi contribué au développement de l'HAD :

- la progression continue de l'espérance de vie qui a augmenté de 14 ans au cours des 60 dernières années
- la demande croissante de la population d'être soignée au domicile pour maintenir un confort de vie et une proximité avec ses proches
- le coût moyen d'une journée d'HAD a été évalué à 196 euros contre 703 pour une journée d'hospitalisation conventionnelle
- la réduction des moyens et du nombre de lits disponibles dans les hôpitaux

La politique publique mise en place a ainsi favorisé l'apparition de nouvelles structures d'hospitalisation à domicile. Comme définit par la circulaire DHOS/O n°2004-44, "ces établissements permettent d'assurer au domicile du malade, pour une période limitée mais révisable en fonction de l'évolution de son état de santé, des soins médicaux et

paramédicaux continus et nécessairement coordonnées. Ces soins se différencient de ceux habituellement dispensés à domicile par la complexité et la fréquence des actes". Cependant, ces soins médicaux doivent faire l'objet d'une planification particulière des activités du personnel soignant afin de préserver la qualité des soins offerts aux patients, tout en maintenant un coût réduit.

De nouvelles problématiques voient alors le jour afin de traiter aux mieux les contraintes propres aux structures hospitalières mais également aux interventions à domicile.

Afin de mettre en perspectives nos travaux de recherche par rapport au contexte de l'hospitalisation à domicile, nous présentons dans ce chapitre une introduction à l'hospitalisation à domicile. Dans un premier temps, nous effectuons une présentation d'ensemble du système de santé en France, et du positionnement de l'HAD par rapport aux autres modes de prise en charge des soins. Dans la section 2.3, nous décrivons plus précisément le fonctionnement de l'hospitalisation à domicile, et retraçons son évolution en France. Nous présentons le déroulement du séjour du patient et la prise en charge des soins durant l'hospitalisation dans la section 2.4. La section 2.5 présente les décisions organisationnelles en HAD. La section 2.6 consiste à mettre en valeur les intérêts et inconvénients de l'HAD vis-à-vis des autres modes de prise en charge. Enfin, le chapitre se conclut dans la section 2.7.

2.2/ LE SYSTÈME DE SANTÉ EN FRANCE

La santé de la population est entendue dans un sens beaucoup plus large que l'état de non-maladie. Le système de santé est défini par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) comme "toutes les activités, officielles ou non, qui portent sur les services de santé, mis à la disposition d'une population, et sur l'utilisation de ces services par la population". Considéré comme l'un des plus performants par l'OMS, le système de santé français est caractérisé par une grande diversité et complexité des structures. Fruit de nombreuses réorganisations et lois relatives à la politique de santé publique de la France, le système de santé français aujourd'hui très diversifié, reste intimement lié au développement de l'hôpital.

2.2.1/ LES ÉTABLISSEMENTS DE SANTÉ

Le secteur hospitalier français présente aujourd'hui un paysage varié. Selon un rapport de Direction de la recherche (2017) paru en 2017, "le secteur hospitalier français est constitué de 3089 structures disposant de capacités d'accueil en hospitalisation à temps complet (comptées en lits) ou à temps partiel (donc sans nuitée, comptées en place)". Toutes ces structures hospitalières sont évidemment de tailles et de natures très différentes.

Les établissements de santé ont vocation, selon l'article L6111-1 du Code de la santé publique à :

- assurer le diagnostic, la surveillance et le traitement des malades, des blessés et des femmes enceintes
- délivrer les soins avec hébergement, sous forme ambulatoire ou à domicile
- participer à la coordination des soins en relation avec les membres des professions

de santé exerçant en pratique de ville et les établissements et services médico-sociaux

- participer à la mise en œuvre de la politique de santé publique et des dispositifs de vigilance destinés à garantir la sécurité sanitaire
- mener, en leur sein, une réflexion sur l'éthique liée à l'accueil et la prise en charge médicalisée

Parmi les établissements du secteur public, on distingue différents types en fonction de leurs missions exercées :

- 178 centres hospitaliers régionaux (CHR), qui assurent les soins les plus spécialisés à la population de la région (voir d'autres régions), ainsi que les soins courants à la population la plus proche
- 962 centres hospitaliers (CH, y compris les ex-hôpitaux locaux), catégorie intermédiaire d'établissements prenant en charge la plupart des courts séjours (médecine, chirurgie, obstétrique et odontologie), ainsi que les soins destinés aux personnes âgées
- 96 centres hospitaliers spécialisés en psychiatrie
- 153 autres établissements publics, correspondant pour la majorité à des unités de soins de longue durée (USLD)

Parmi les structures hospitalières privées, deux types d'établissements cohabitent :

- 1009 cliniques privées à but lucratif
- 691 établissements privés à but non lucratif, dont 21 centres de lutte contre le cancer (CLCC)

Ces 3089 structures hospitalières ont une capacité d'accueil cumulée de 408 000 lits et 73 000 places. On observe cependant des évolutions opposées concernant le nombre de lits et de places disponibles. Ainsi, les établissements de santé français ont perdu 60 000 lits d'hospitalisation sur ces douze dernières années alors que sur la même période, le nombre de places pour l'hospitalisation partielle (sans nuitée) a progressé de 23 000 places. En fonction de leur état de santé, aussi bien des soins de courte durée, de réadaptation (dénommé moyen séjour) ou de longue durée sont prodigués.

Grâce à l'efficacité de son organisation, à l'implication quotidienne de ses professionnels (médicaux, paramédicaux, techniques, administratifs, sociaux) et à sa propension naturelle à innover, le système de santé français est considéré comme un système d'excellence, reconnu comme tel au niveau international. En transformation permanente, la diminution du nombre de lits d'hospitalisation complète traduit, avec un certain décalage dans le temps, la venue de nouveaux modes de prise en charge depuis les années 1980. Grâce aux avancées technologiques, médicales et médicamenteuses, de nombreuses alternatives à l'hospitalisation classique ont vu le jour permettant d'éviter un séjour d'hospitalisation à temps complet ou d'en diminuer la durée.

2.2.2/ LES ALTERNATIVES À L'HOSPITALISATION CLASSIQUE

Les structures de soins alternatives à l'hospitalisation ont été définies par la loi hospitalière du 31 juillet 1991. Elle prévoit explicitement la création de structures de soins alternatives à l'hospitalisation complète. Ces alternatives comprennent les activités de soins dispensées par les structures d'hospitalisation à temps partiel de jour ou de nuit, y compris en psychiatrie, et par les structures pratiquant l'anesthésie, la chirurgie ou la médecine ambulatoire.

Les structures alternatives doivent permettre aux malades de bénéficier du plateau technique et des compétences générales de l'hôpital sans pour autant qu'il soit coupé de son cadre de vie habituel. Rendues possibles par les progrès techniques, thérapeutiques et organisationnels, les alternatives sont définies sur le plan des modalités de création et de fonctionnement par trois décrets de 1992 complété par un décret de 1994 spécifique à l'anesthésie et la chirurgie ambulatoire.

A ce jour, on distingue trois types d'alternatives à l'hospitalisation :

- les structures d'hospitalisation à temps partiel de jour ou de nuit
- les structures pratiquant l'anesthésie ou la chirurgie ambulatoires
- les structures dites d'hospitalisation à domicile

Le nombre de séjours pour l'HAD et de journées pour les autres alternatives à l'hospitalisation complète sont présentées dans la figure 2.1.

	Établissements publics		Établissements privés à but non lucratif		Établissements privés à but lucratif		Ensemble des établissements	
	Journées/ séjours en milliers ¹	Places						
Hospitalisation partielle en MCO, dont :								
médecine	2 046	9 585	358	1 645	1 799	1 655	4 203	12 885
chirurgie	707	4 974	230	1 568	1 684	10 605	2 621	17 147
gynéco-obstétrique	217	1 061	13	90	45	265	275	1 416
Total	2 969	15 620	601	3 303	3 529	12 525	7 099	31 448
Hospitalisation de jour ou de nuit en psychiatrie ²	3 672	22 497	949	5 357	460	1 503	5 081	29 357
Hospitalisation partielle en SSR	928	3 244	1 427	4 829	1 335	3 911	3 690	11 984
Total	7 570	41 361	2 976	13 489	5 325	17 939	15 870	72 789
HAD ³	55	4 107	100	8 547	19	2 529	174	15 183

FIGURE 2.1 – Activités et capacités pour les alternatives à l'hospitalisation complète en 2015

MCO : médecine, chirurgie, obstétrique, odontologie ; SSR : soins de suite et de réadaptation ; HAD : hospitalisation à domicile.

Concernant l'hospitalisation à temps partiel de jour ou de nuit, le malade vient pour la journée ou le soir, dans un hôpital traditionnel. Elle permet la mise en œuvre d'investigations à visée diagnostique, d'actes thérapeutiques, de traitements médicaux séquentiels, de traitements de réadaptation fonctionnelle ou d'une surveillance médicale, dont la durée réduite dans le temps permet de les qualifier d'hospitalisation à temps partiel. Ces structures disposent de leurs propres locaux d'accueil, matériels et d'un personnel spécifique. Elles permettent d'assurer une prise en charge complète du patient : accueil, soins, surveillance. Pour le bon fonctionnement des opérations, les admissions sont planifiées à l'avance. Tous les séjours appartenant à l'hospitalisation partiel durent obligatoirement moins d'un jour. Un séjour supérieur à un jour est classé en hospitalisation complète. Si un acte chirurgical est pratiqué durant cette hospitalisation, on parle alors de chirurgie ambulatoire, qui constitue une autre alternative à l'hospitalisation complète.

La chirurgie ambulatoire fonctionne comme un hôpital de jour. Les patients sont opérés dans la journée, et repartent chez eux le soir-même de leur admission. Ainsi, l'admission, le traitement et la sortie du patient s'effectue le même jour. Ce mode de prise en charge des soins permet au patient de regagner son domicile le jour même du traitement et lui évite de passer une ou plusieurs nuits à l'hôpital. Dans ce type de structure, des actes médicaux ou chirurgicaux nécessitant une anesthésie ou le recours à un secteur opératoire sont effectués. Selon Massa et al. (2010), ce mode de prise en charge des patients est réputé bénéfique en termes d'organisation du système de soins, de qualité des soins, de satisfaction des patients et elle est une source de réduction du coût des soins. En effet, grâce à la planification des interventions (examens préparatoires, heure d'arrivée, réservation du bloc, surveillance post-opératoires, etc.), la chirurgie ambulatoire est particulièrement adaptée à de plus en plus d'interventions chirurgicales. En conséquence, un élargissement du nombre de gestes chirurgicaux concernés par la chirurgie ambulatoire a d'ailleurs été effectué récemment pour passer de 43 gestes en 2013-2014 à 55 gestes en 2015. Comme prévu par l'instruction n° DGOS/R3/2015/296 du 28 septembre 2015 relative aux objectifs et orientations stratégiques du programme national de développement de la chirurgie ambulatoire pour la période 2015-2020, l'objectif est de parvenir à améliorer l'efficacité des organisations pour développer la chirurgie ambulatoire, en substitution de l'hospitalisation complète.

Il convient d'ailleurs de noter que l'HAD est un mode d'hospitalisation complète à part entière. C'est pourquoi, une chirurgie ambulatoire suivie d'une HAD n'est pas une prise en charge ambulatoire et est à proscrire.

Enfin, l'hospitalisation à domicile est une hospitalisation à temps complet au cours de laquelle les soins sont effectués au domicile du patient. Couvrant désormais l'ensemble du territoire national, elle constitue une alternative en plein développement à l'hospitalisation classique.

2.3/ L'HOSPITALISATION À DOMICILE EN FRANCE

Apparue il y a un peu plus de cinquante ans en France, l'hospitalisation à domicile (HAD) s'est peu à peu structurée et affirmée dans le paysage sanitaire. Elle constitue désormais une forme d'hospitalisation à part entière apportant des soins continus et coordonnés à des patients souffrants de pathologies graves, aiguës ou chroniques. Par principe polyvalente et généraliste, l'HAD collabore avec de multiples acteurs, en particulier les professionnels de santé libéraux comme l'ont présenté dans leur rapport Durand Nicolas et al. (2010).

2.3.1/ DÉFINITION ET PRINCIPES GÉNÉRAUX DE L'HAD

La circulaire DHOS/O n°2004-44 du 4 février 2004 relative à l'hospitalisation à domicile définit ainsi que : "les structures d'HAD permettent d'assurer au domicile du malade, pour une période limitée mais révisable en fonction de l'évolution de son état de santé, des soins médicaux et paramédicaux continus et nécessairement coordonnés. Ces soins se différencient de ceux habituellement dispensés à domicile par la complexité et la fréquence des actes".

L'hospitalisation à domicile est un mode de prise en charge original marqué par une forte croissance, une grande diversité mais aussi des difficultés de positionnement et des contraintes de fonctionnement. Ce mode de prise en charge hospitalière à part entière de patients souffrant de pathologies graves, aiguës, ou chroniques permet de raccourcir, différer ou éviter l'hospitalisation complète.

Certains principes généraux permettent de mieux définir le cahier des charges de l'HAD, reposant sur des conditions techniques et de fonctionnement.

Tout d'abord, l'HAD nécessite des soins coordonnés et continus, régulièrement évalués et d'une certaine intensité. L'un des points forts et intérêts de l'HAD est d'être en mesure de coordonner au chevet du malade, les interventions de plusieurs professionnels de santé, relevant de spécialités différentes. Cette coordination est effectuée par un médecin-coordonnateur, maillon essentiel du fonctionnement de la structure. De plus, les soins sont régulièrement réévalués afin d'adapter de façon continue la prise en charge du patient en fonction de son état et de ses besoins. Cette réévaluation continue est effectuée aussi bien par l'équipe médicale (dont le médecin-coordonnateur) que l'équipe soignante, en liaison avec le médecin traitant. Concernant la prise en charge des soins auprès du patient, elle doit être importante et pluridisciplinaire pour se distinguer des autres modes de prise en charge à domicile. Enfin, les soins médicaux et paramédicaux prodigués sont continus. Ainsi, les structures d'HAD mettent en œuvre les moyens de garantir la continuité des soins, en s'assurant par exemple de la bonne tenue et de la circulation du dossier médical.

D'autre part, la prise en charge en HAD permet de délivrer des soins ponctuels, continus ou de réadaptation à des patients qui le souhaitent, admis sur la base de critères et de modes définis au niveau national. Plus généralement orienté vers les soins ponctuels que sur des prises en charges lourdes ou de réadaptation, l'accent est désormais porté vers les pathologies chroniques lourdes.

Par ailleurs, l'HAD est prescrite pour une durée limitée mais renouvelable. Les soins sont prodigués pour une durée de plusieurs jours à plusieurs années en fonction de la pathologie, uniquement avec l'accord du patient et/ou de sa famille. La période de soin peut être renouvelée en fonction de l'évolution de l'état de santé du patient.

De plus, un projet thérapeutique est établi par l'équipe médicale et soignante pour chaque patient. Toutes les dimensions de la prise en charge, médicale, sociale et psychologique doivent être prises en compte. Comme indiqué précédemment, ce projet thérapeutique est réévalué de façon régulière. L'accompagnement et le soutien des proches est également un facteur pris en compte.

La place du médecin traitant doit également être reconnue, précisée et préservée lors de la prise en charge d'un patient en HAD. En effet, la spécialisation de certaines activités ne doit pas faire obstacle au rôle essentiel joué par le médecin traitant. C'est également valable pour les autres intervenants libéraux dont l'intervention doit faire l'objet d'une définition et d'une formalisation.

Enfin, les équipes d'HAD ont un rôle formateur à prendre en compte. Cette formation s'exerce auprès des professionnels libéraux, mais doit également se traduire par l'accueil de stagiaires, internes, élèves infirmiers, etc.

Tous ces principes définissent un socle incontournable au bon fonctionnement et à la prise en charge en HAD.

Il est d'ailleurs important de faire la distinction entre hospitalisation à domicile (HAD) et les services de soins infirmiers à domicile (SSIAD). L'hospitalisation à domicile va permettre de diminuer ou même d'éviter un séjour dans un établissement hospitalier pour des patients nécessitant des soins médicaux complexes et coordonnés. En revanche, les services de soins infirmiers à domicile interviennent à domicile pour dispenser des soins entre autres aux personnes âgées et aux personnes handicapées. Ils contribuent au maintien des personnes à leur domicile. Les SSIAD ont donc pour mission d'éviter l'hospitalisation des personnes âgées, faciliter le retour au domicile après une hospitalisation ou encore de prévenir ou retarder un placement en maison de retraite ou EHPAD.

Ainsi, l'HAD favorise le décroisement ville/hôpital et répond le plus souvent aux attentes des patients. Une hospitalisation à domicile relève d'un choix du malade puisque le consentement de celui-ci est nécessaire. Il est aussi souvent plus facile de vivre sa maladie ou de prendre son traitement chez soi en raison de la qualité de vie et de la présence de repères. Le rôle de l'entourage est alors souvent décisif.

L'HAD, bien que confrontée comme les autres modes d'hospitalisation à de nombreuses obligations, semble avoir un bon potentiel de développement avec une vocation autant généraliste que spécialisée. Elle a d'ailleurs fait l'objet de nombreuses évolutions depuis sa création.

2.3.2/ HISTORIQUE DE L'HAD

L'hospitalisation à domicile tire son origine des États-Unis, à l'hôpital de Montefiore de New-York. Suite à une surpopulation de patients à l'hôpital en 1945, le professeur Bluestone, chef de service décide de suivre certains patients depuis chez eux selon Cherkasky (1949); Bluestone (1954). En 1947, il crée le concept de "Home Care" fondée sur le principe du déplacement des médecins de l'hôpital au domicile des patients comme décrit par Sentilhes-Monkam (2005).

Le concept de retour à domicile des patients date pourtant de beaucoup plus loin. En 1790, La Rochefoucault-Liancourt, Président du Comité de Mendicité de l'Assemblée Constituante, dresse l'idée d'un retour à domicile des mendiants et indigents qui étaient alors placés dans les hôpitaux généraux. L'expérience ne sera finalement jamais mise en place, dû à l'actualité tourmentée de l'époque.

Également touchée par un sureffectif de patients à l'hôpital, la réflexion débute en France en 1951 à l'initiative du Professeur Siguier de l'hôpital Tenon à Paris. La réflexion tourne autour de la possibilité de soigner les patients à domicile, en particulier ceux atteints de cancer, dans un souci d'amélioration de leur qualité de vie.

Il faudra cependant attendre plusieurs années pour voir l'apparition du premier établissement d'Hospitalisation à Domicile en France. En 1958, Santé Service est créé par la Ligue Nationale contre le cancer avec la mise en place de l'activité d'hospitalisation à domicile. La première convention relative à l'hospitalisation à domicile sera alors signée en 1960 entre d'une part Santé Service et l'HAD de l'Assistance Publique – Hôpitaux de Paris (AP-HP) et d'autre part la Caisse Primaire d'Assurance Maladie.

L'hospitalisation à domicile est enfin légalisée en France par la loi n°70-1318 du 31 décembre 1970¹. Grâce à cette légalisation, l'hospitalisation à domicile est alors

1. <https://www.legifrance.gouv.fr/affichTexte.do?cidTexte=JORFTEXT000000874228>

considérée comme faisant partie des structures sanitaires. La loi précise que "les services des Centres Hospitaliers peuvent se prolonger à domicile, sous réserve du consentement du malade ou de sa famille, pour continuer le traitement avec le concours du médecin traitant".

En 1973, la Fédération Nationale des Établissements d'Hospitalisation à Domicile (FNE-HAD) est créée, afin de réunir les structures d'HAD.

De nombreux décrets et circulaires seront ensuite publiés en 1986, 1992, 2000 et 2004 pour étendre le champ de l'HAD à l'ensemble des pathologies et également clarifier le champ d'application de l'HAD. Le décret n°92-1101 du 02 octobre 1992 propose une définition claire des missions de l'HAD en stipulant que "les structures dites d'hospitalisation à domicile permettent d'assurer au domicile du malade, pour une période limitée mais révisable en fonction de l'évolution de son état de santé, des soins médicaux et paramédicaux continus et nécessairement coordonnés. Ces soins se différencient de ceux habituellement dispensés à domicile par la complexité et la fréquence des actes."

La loi hospitalière du 31 juillet 1991 reconnaîtra finalement l'hospitalisation à domicile comme une alternative à part entière à l'hospitalisation traditionnelle.

La première décennie du 21^{ème} siècle est d'ailleurs propice à de nombreuses améliorations concernant le statut de l'hospitalisation à domicile. Ainsi, la circulaire du 1^{er} décembre 2006 reprécise les modalités d'autorisations, les obligations et le rôle des acteurs de l'HAD en rappelant le caractère polyvalent et généraliste de l'HAD. Cette circulaire évoque le nécessaire développement d'une telle offre de soins. En 2007, un nouveau décret autorise les établissements d'HAD à prendre en charge des patients en établissement d'hébergement des personnes âgées médicalisées ou non (Établissement d'hébergement pour personnes âgées dépendantes (EHPAD) et Établissement d'Hébergement pour Personnes Âgées (EHPA)). Par la suite, la loi "Hôpital Patients Santé Territoire" de 2009 reconnaît l'HAD non plus comme une simple alternative à l'hospitalisation traditionnelle, mais comme un mode d'hospitalisation à part entière et garantit la protection de l'appellation "hospitalisation à domicile".

Le champ d'intervention de l'HAD s'étend encore en 2012 avec un nouveau décret à l'ensemble des établissements sociaux et médicaux-sociaux avec hébergement.

Pour résumé, on peut distinguer plusieurs phases dans le développement de l'hospitalisation à domicile en France. Entre 1967 et 1980, on constate plutôt une structuration médicale et administrative de l'HAD autour de la loi hospitalière de 1970. Durant cette période, seuls les malades de l'hôpital public peuvent bénéficier d'une hospitalisation à domicile, avec l'objectif de désencombrer les hôpitaux.

De 1980 à 1992, une stagnation relative est marquée notamment par la régression du nombre d'entrées et de journées en HAD. Plusieurs freins viennent ralentir le développement de l'HAD. D'une part, le secteur public accueille avec méfiance ce mode de prise en charge des soins. Le secteur hospitalier craint que l'HAD ne représente une perte de pouvoir et la considère comme une prise en charge "au rabais". D'autre part, plusieurs incertitudes concernant le coût de la prise en charge qui n'est pas encore précisément évalué, les charges matérielles et affectives transférées sur le patient et son entourage, incite les pouvoirs publics à considérer l'HAD comme une formule de soins à expérimenter, bien que l'on se situe presque 30 ans après sa création.

Suite à la loi hospitalière de 1991, l'HAD est enfin reconnue comme une alternative à l'hospitalisation traditionnelle. Jusqu'en 2000, plusieurs restructurations législatives sont

apportées à l'HAD. Le personnel de l'HAD s'enrichit alors d'un médecin coordonnateur chargé d'assurer le bon fonctionnement médical de la structure. La permanence des soins et la continuité de la prise en charge doivent également être assurées 7 jours sur 7. Durant cette période, l'HAD apparaît plus que jamais comme concurrentielle à l'hospitalisation traditionnelle, obligeant à la fermeture de lits conventionnels, tout en continuant d'apparaître peu crédible sur le plan de son efficacité. Séduisante sur le plan théorique, l'hospitalisation à domicile peine pourtant à convaincre aussi bien les médecins hospitaliers (perte de clientèle), médecins traitants (méconnaissance de l'HAD) et les patients et leurs proches qui se voient transférer de nombreuses charges dues à la perte d'autonomie du patient (réorganisation du domicile, toilette quotidienne, ...). Bien qu'ayant subi de nombreuses modifications, l'HAD reste un mode de prise en charge marginal et peu connue dans le système de soins français.

Enfin, une nouvelle approche plus qualitative voit le jour au 21^{ème} siècle suite à l'application de la circulaire du 30 mai 2000 concernant le contenu des prises en charge.

Faisant le constat du faible développement de l'HAD en France, malgré que son potentiel concernant la qualité de la prise en charge des patients ait été démontré, l'objectif de cette circulaire est de clarifier la place de l'HAD dans l'offre de soins afin d'améliorer la confiance des acteurs susceptibles de la promouvoir.

Cette volonté publique du développement de l'HAD s'est concrétisée ces dernières années avec une augmentation de l'offre de soins et de l'activité. Entre 2006 et 2016, l'activité de l'hospitalisation à domicile a plus que doublé. En 2016, on comptabilise 313 établissements disposant d'une autorisation de soins d'HAD, contre seulement 170 en 2006 (voir figure 2.2).

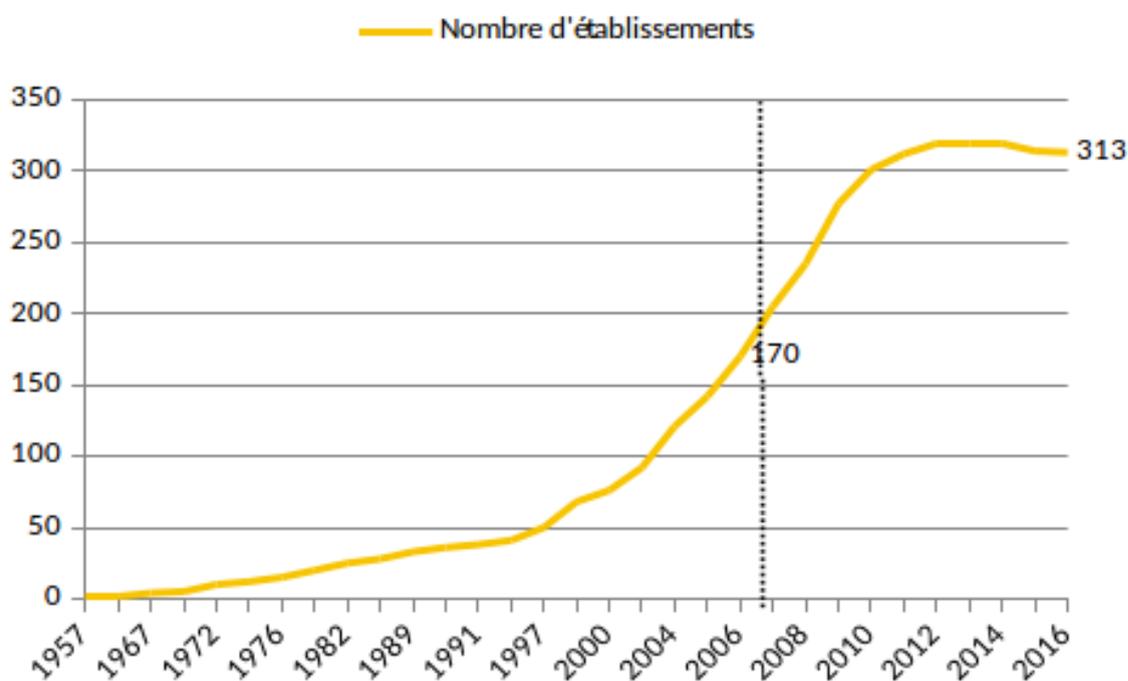


FIGURE 2.2 – Nombre d'établissements d'HAD de 1957 à 2016 selon Mauro (2017)

Durant cette même période, l'activité réalisée et les capacités de prise en charge ont plus que doublé. Ainsi, en 2016, 4.9 millions de journées d'HAD sont comptabilisées

en France métropolitaine et dans les DROM, soit 2.6 fois plus qu'en 2006 (1.9 million de journées). Le nombre de patients pouvant être pris en charge simultanément suit le même mouvement, passant de 6 900 en 2006 à 16 300 en 2016 (voir figure 2.3).

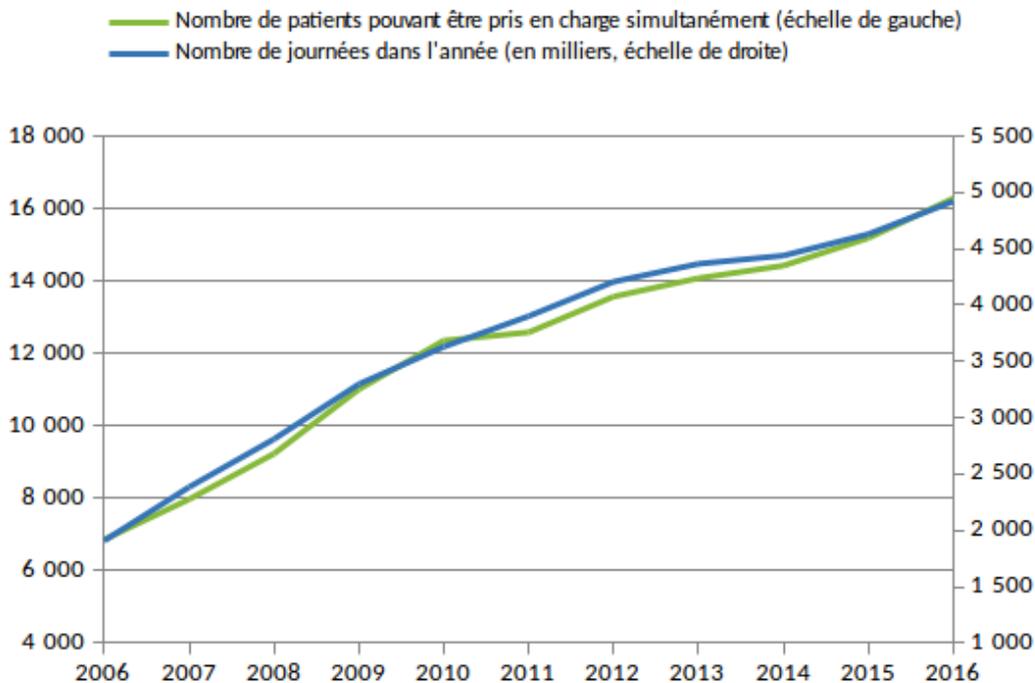


FIGURE 2.3 – Activité réalisée et capacités de prise en charge en HAD de 2006 à 2016 selon Mauro (2017)

Le nombre de patients effectivement pris en charge chaque année a également nettement progressé : plus de 110 800 patients ont été pris en charge en HAD en 2016 (contre 44 000 en 2006) pour un total de 188 300 séjours (voir figure 2.4).

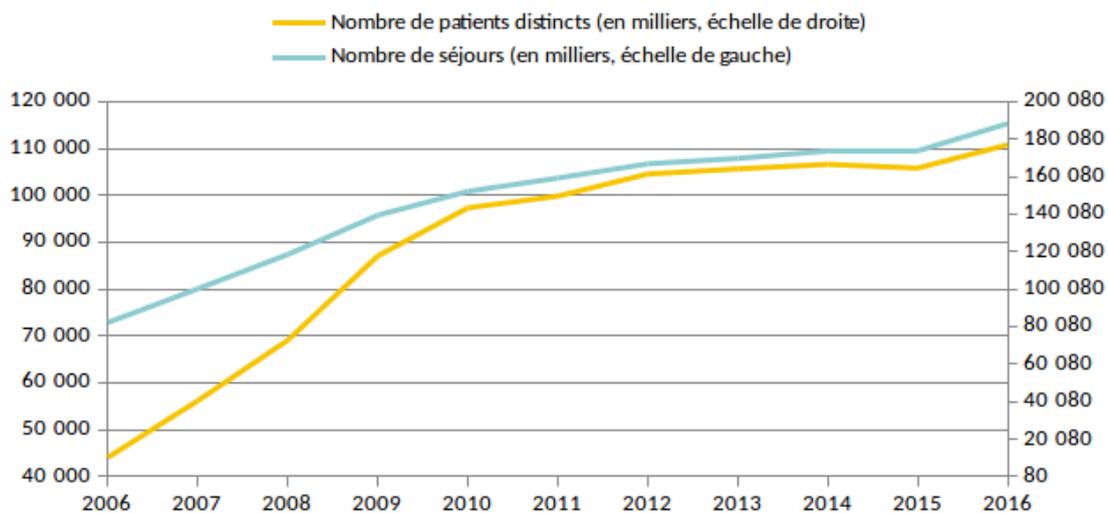


FIGURE 2.4 – Nombres de patients et de séjours en HAD de 2006 à 2016 selon Mauro (2017)

Ce fort développement de l'hospitalisation à domicile ces dernières années reste pourtant en-deçà des objectifs fixés (voir tableau 2.1). La circulaire DGOS/R4 n°2013-398 du 4 décembre 2013² relative au positionnement et au développement de l'hospitalisation à domicile prévoit en effet un doublement de l'activité d'HAD. La part de l'activité d'HAD a vocation à passer de 0.6 % du nombre de séjours réalisés en hospitalisation avec hébergement à 1.2 %.

	Réalisation		Objectifs circulaire 2013-2018	
	Nombre de journées	Evolution	Nombre de journées	Evolution
2013	4 366 656	3.80%	4 366 656	3.80%
2014	4 439 494	1.70%	4 869 908	11.50%
2015	4 629 254	4.30%	5 394 292	10.80%
2016	4 877 563	5.40%	5 975 140	10.80%
2017 (prévision)	5 116 564	4.90%	6 618 533	10.80%
2018 (prévision)	5 372 392	5.00%	7 331 206	10.80%

TABLE 2.1 – Comparaison entre le nombre de journées réalisées en HAD et l'objectif prévu par la circulaire DGOS/R4 n°2013-398 du 4 décembre 2013 - Source : Fédération Nationale des Établissements d'Hospitalisation à Domicile (FNEHAD)

Cependant, le rythme de progression est nettement inférieur par rapport aux objectifs initialement fixés, comme le note un rapport de Cour des comptes (2015). Malgré la mise en œuvre d'une stratégie de développement de l'HAD par les pouvoirs publics, l'activité progresse cependant très peu.

Pour résumer, l'hospitalisation à domicile est apparue il y a environ une soixantaine d'années en France. Elle s'est peu à peu structurée et affirmée dans le paysage sanitaire. Elle est devenue une forme d'hospitalisation à part entière comme indiqué par Mauro (2017).

A ce jour, l'hospitalisation à domicile apparaît comme une solution très satisfaisante, existante, offrant en outre un professionnalisme éprouvé fait d'efficacité, de souplesse et de l'adaptation nécessaire à la prise en charge des patients complexes.

Elle reste cependant très secondaire dans les parcours de soins des patients. Même si beaucoup ont été levés, il reste encore des obstacles à surmonter. L'hospitalisation à domicile pourrait alors devenir un modèle d'hospitalisation efficient, répandu et satisfaisant pour les usagers de la santé.

2.3.3/ STRUCTURE ET ORGANISATION DES ÉTABLISSEMENTS D'HAD

L'organisation des établissements d'hospitalisations à domicile est bien souvent très complexe. La diversité et le nombre important d'acteurs nécessaires à la prise en charge des patients en sont une des principales raisons.

Au sein des établissements d'HAD, l'intervention des multiples intervenants doit être coordonnée afin d'être efficace. Aussi, des acteurs faisant parti d'un réseau beaucoup plus large tels que des intervenants hospitaliers ou libéraux, employés du secteur public ou privés, interagissent au sein de ce système. Comme le mentionne la circulaire DHOS/O3 n°2006-506 du 1er décembre 2006³, "l'HAD est une structure mixte utilisant

2. http://circulaire.legifrance.gouv.fr/pdf/2013/12/cir_37726.pdf

3. http://solidarites-sante.gouv.fr/IMG/pdf/circulaire_506_011206.pdf

les compétences internes de ses propres équipes et coordonnant les interventions de professionnels libéraux tout en prenant en compte l'environnement sanitaire et médico-social participant à la prise en charge éventuelle du patient en amont ou en aval de l'HAD"

Ainsi, la structure d'hospitalisation à domicile devient l'interlocuteur unique du patient. Elle assure la gestion du matériel, des médicaments et la planification des intervenants. Afin de mieux appréhender l'organisation d'une telle structure, une définition de chacun des acteurs intervenants lors de la prise en charge d'un patient est proposée, ainsi que la nature de ses interactions avec les acteurs.

Nous pouvons identifier les acteurs internes suivants de l'HAD :

- Le médecin coordonnateur est le référent médical de la structure. Il formalise le projet thérapeutique, s'assure de sa mise en œuvre et de la bonne coordination entre professionnels. Responsable de la prise en charge globale du patient, il doit remplir des tâches aussi bien médicales qu'administratives. Enfin, il participe également à l'évaluation des soins et la coordination avec le médecin traitant et le médecin hospitalier
- L'infirmier coordinateur (ou cadre infirmier) assurent des fonctions de coordination des soins en appui du médecin coordonnateur. Il organise et coordonne les interventions humaines et matérielles, et notamment assurent les relations avec les professionnels libéraux. Afin d'évaluer la faisabilité de la prise en charge d'un patient à son domicile, il est chargé de réaliser un dossier d'évaluation pour l'admission des patients. Par la suite, il organise la prise en charge et le suivi des patients. A ce titre, il est le contact privilégié des familles au nom de la structure d'HAD
- L'infirmier dispense les soins techniques, visant à répondre aux besoins d'entretien et de continuité de la vie du patient dans le cadre du maintien à domicile. En assurant les soins infirmiers, d'hygiène générale et aide à l'accomplissement des actes essentiels de la vie, il permet le maintien, l'insertion ou la réinsertion d'un patient dans son cadre de vie social et familial. De plus, il peut être amené à réaliser les évaluations de pré-admission / admission et assure le suivi au domicile des patients. Enfin, il exerce son activité sous la responsabilité d'un cadre infirmier. Il peut être salarié par l'établissement et/ou libéral rétribué à l'acte
- L'aide-soignant réalise des soins d'hygiène, de confort et de bien-être. En collaboration avec les infirmiers et sous leur responsabilité, il assure une observation du patient et l'accompagne dans la réalisation de la vie quotidienne
- Le service social (ou assistant social) évalue les possibilités de l'entourage familial et social à assurer et maintenir matériellement l'hospitalisation à domicile afin de garantir les conditions les plus adaptées du retour à domicile. Il engage les démarches nécessaires (moyens matériels, humains et financiers) pour pallier certaines difficultés qui pourraient compromettre la prise en charge en HAD auprès d'organismes sociaux et services à domicile (aide ménagère, repas à domicile, ...). Cet aspect doit également être réévalué périodiquement
- Le psychologue fournit un accompagnement souvent nécessaire et parfois essentiel aussi bien auprès du malade que de sa famille et des aidants, tout particulièrement pour éviter l'épuisement de ses derniers et la ré-hospitalisation des malades. Il évalue et traite les troubles d'ordre psychologique qui peuvent survenir de manière spontanée (dépression, anxiété. . .) ou à la suite d'un choc émotionnel, d'un stress (séparation, événement traumatisant, difficultés relationnelles, fami-

liales, professionnelles...);

- L'équipe administrative prend en charge le suivi administratif et logistique du dossier, ainsi que la mise en place des moyens matériels nécessaires aux soins et au confort du malade

On trouve également des partenaires extérieurs à l'HAD :

- Le médecin hospitalier assure le lien entre l'établissement d'HAD et l'établissement hospitalier dont il fait parti. Afin d'assurer la continuité de la prise en charge des patients, il transmet les informations relatives à ses patients et participe à l'élaboration du projet thérapeutique avec l'équipe d'HAD. Dans 9 cas sur 10, c'est le médecin hospitalier qui prescrit l'HAD à la suite d'une hospitalisation, d'une consultation hospitalière ou d'un passage aux urgences selon Afrite et al. (2009). La prescription directe par un médecin de ville d'une hospitalisation à domicile est possible, mais reste minoritaire
- Le médecin traitant est le pivot central de l'HAD. Librement choisi par le patient, il décide du début et de la fin de l'HAD, qu'il en soit ou non le prescripteur. Il est le garant avec le médecin coordonnateur, du début à la fin de la prise en charge, de la qualité de l'information concernant le malade, de son état de santé et de son traitement. Ainsi, il s'approprie le projet thérapeutique dont il est responsable sur le plan médical. Il réévalue avec l'équipe d'HAD l'état de santé du patient et si nécessaire, adapte le projet thérapeutique en conséquence. Il peut également prendre la décision d'hospitaliser le patient en milieu hospitalier traditionnel s'il le juge nécessaire

Les circulaires DH/EO 2 n° 2000-295 du 30 mai 2000 et DHOS/O3 n°2006-506 du 1er décembre 2006 relatives à l'hospitalisation à domicile précisent également le rôle des intervenants lors d'une prise en charge en HAD.

D'après Chahed-Jebalia (2008), l'ensemble de ces acteurs peut être placé dans une matrice résultant d'un croisement entre la nature des services thérapeutiques fournis dans le cadre d'une HAD (volets médical, social, psychologique), et la provenance des acteurs (hôpital, HAD, environnement/ ville), comme l'illustre la figure 2.5.

	Hôpital	HAD	« Environnement »
Volet médical	Médecin hosp.	Médecin coord. Soignants	Médecin traitant Infirmiers libér.
Volet social	Assistant social	Assistant social ...	Famille Assistant social
Volet psycho	Psychologue	Psychologue ...	Famille ...

FIGURE 2.5 – Acteurs intervenants dans la prise en charge d'un patient en HAD

Enfin, il convient également d'indiquer que bien que les services de soins sont effectués au domicile du patient, les établissements d'HAD disposent également de leurs propres

centres de soins. Comme l'indique le Code de Santé Publique à l'article D6124-307, "Toute structure dite d'hospitalisation à domicile mentionnée à l'article D. 6124-306 dispose de locaux spécifiques permettant notamment d'assurer sa gestion et de mettre en œuvre la coordination des prestations de soins et des personnels mentionnés à l'article D. 6124-308. Les locaux précités peuvent être organisés sous forme de plusieurs antennes assurant tout ou partie de ces missions."

2.4/ PRISE EN CHARGE D'UN PATIENT EN HAD

L'hospitalisation à domicile concerne des malades de tout âge atteints de pathologies graves, aiguës ou chroniques, souvent multiples, évolutives et/ou instables. Le déroulement de la prise en charge d'un patient en hospitalisation à domicile passe par plusieurs étapes. Les informations principales concernant ce processus de prise en charge d'un patient en HAD sont résumées par la figure 2.6.



FIGURE 2.6 – La prise en charge d'un patient en HAD

Premièrement, le point de départ est le plus souvent une demande d'admission émanant d'un médecin hospitalier ou libéral pour une prise en charge d'un patient en HAD. L'hospitalisation à domicile peut également être demandée par le patient ou sa famille. La demande s'effectue sur prescription médicale pour une durée limitée dans le temps d'un à vingt jours renouvelables. Quoiqu'il en soit, il faut l'accord aussi bien du médecin traitant du patient que du consentement du patient (ou de son entourage) pour que la prise en charge soit possible.

Afin de préparer l'admission d'un nouveau patient, une demande initiale est remplie par l'infirmier coordinateur de la structure d'HAD. Les demandes d'admission entraînent une évaluation médicale, paramédicale et sociale avec visite de l'infirmier coordinateur éventuellement aidé par l'assistant social au domicile. Une rencontre a également lieu au chevet du patient pour l'informer sur ses droits et son accueil. Cette évaluation permet de déterminer la justesse de la demande de prise en charge au regard de la pathologie du patient et de ses conditions de vie (logement, environnement familial propice). Au regard de l'évaluation, un avis est émis concernant la demande et ses conditions de mise en œuvre.

Un nouvel outil a d'ailleurs été récemment mis en ligne pour évaluer l'éligibilité d'un patient à une hospitalisation à domicile. ADOP-HAD⁴ (Aide à la Décision d'Orientation des Patients en HAD) doit permettre aux médecins prescripteurs (de ville et à l'hôpital) d'identifier rapidement si un patient est éligible à une HAD.

Si l'avis est favorable, l'infirmier coordinateur transmet la demande au médecin coordonnateur de la structure d'HAD. Un projet thérapeutique est alors établi conjointement entre le médecin prescripteur, le médecin traitant (si différent) et le médecin coordonnateur. Le projet thérapeutique formalise l'ensemble des soins cliniques, psychologiques et sociaux que l'état du patient nécessite. Il prend également en compte les besoins d'aides supplémentaires : aide ménagère, travailleuse familiale, repas à domicile et garde à domicile. Suite à la validation de la demande par le médecin coordonnateur, le responsable de l'établissement d'HAD prononce l'admission du patient en HAD.

Dans certains cas, du matériel et des fournitures nécessaires à la prise en charge du patient sont livrés puis installés à son domicile, comme par exemple un lit médicalisé.

La structure d'HAD s'occupe alors de l'organisation et du suivi de la prise en charge du patient. Les différents intervenants de l'HAD (salariés et libéraux) assurent alors les soins chaque jour voire plusieurs fois par jour, si nécessaire. La continuité et la permanence des soins sont assurées 24h/24, 7j/7, 365j/365.

La mise en place et le suivi du protocole thérapeutique sont effectués par la structure d'HAD, qui réévalue régulièrement sa réalisation avec les autres intervenants. Durant la prise en charge, un dossier de soins est déposé au domicile du patient afin de permettre des transmissions écrites indispensables entre les différents intervenants médicaux, paramédicaux et sociaux.

Prescrite pour une durée limitée mais renouvelable, c'est le médecin traitant qui décide de la sortie d'HAD ou de sa poursuite. Dans la majorité des cas (près de 60%), le patient soigné à son domicile a toujours besoin de soins, mais plus de soins hospitaliers. Il est alors orienté vers d'autres modes de prise en charge que ce soit par un service de soins infirmiers à domicile ou par des professionnels libéraux. Dans d'autres cas, l'état de santé du patient peut s'aggraver nécessitant un séjour dans un établissement hospi-

4. <https://adophad.has-sante.fr/>

telier traditionnel. Quoiqu'il en soit, le médecin coordonnateur établit systématiquement un compte-rendu d'hospitalisation qui est ensuite transmis au médecin prescripteur et au médecin traitant.

Pour récapituler, le déroulement d'un séjour en HAD est résumé de la façon suivante par Com-Ruelle (2015) : "L'HAD est proposée et non imposée, sur prescription médicale hospitalière ou de ville, sur la base d'un projet thérapeutique sur mesure".

2.5/ L'ORGANISATION DES ACTIVITÉS EN HAD

Afin de pouvoir traiter au mieux les patients et se coordonner avec les intervenants extérieurs, la structure d'hospitalisation à domicile se doit d'être organisée afin de gérer au mieux ses activités.

Les problématiques liées à l'organisation de la structure d'hospitalisation à domicile se décomposent en deux catégories axées sur le cœur du métier de soin et l'organisation de la prise en charge. Ces deux problématiques s'articulent autour de deux classes de prises de décision :

- des décisions concernant la réalisation et l'organisation des soins du patient, afin de mener à bien son projet thérapeutique
- des décisions organisationnelles concernant les activités logistiques matérielles et humaines afin de gérer les opérations

De plus, ces deux classes de prises de décision sont interdépendantes. On peut également les répartir selon trois niveaux décisionnels hétérogènes proposés par Ansoff (1965) :

- Niveau stratégique : il s'agit des décisions prises au plus haut niveau hiérarchique, engageant l'entreprise sur une longue période (supérieur à 5 ans). Ces décisions permettent de fixer des objectifs et donner un cap à l'entreprise. Le plan stratégique en HAD comprend la planification à long terme de la chaîne logistique hospitalière, les différentes stratégies de partenariats à développer, les aspects budgétaires de l'HAD, la répartition géographique du territoire en différentes zones, etc. En HAD, ce sont les hauts dirigeants de la structure qui prennent ces décisions, c'est-à-dire le directeur de la structure, le médecin coordonnateur et les cadres de santé
- Niveau tactique : il s'agit des décisions prises par les cadres intermédiaires pour mettre en place les décisions stratégiques de la direction, engageant l'entreprise à moyen terme (entre 2 et 5 ans). Les décisions tactiques concernent en général le dimensionnement des ressources humaines et matérielles, la gestion des stocks, la planification et la gestion de la demande, etc
- Niveau opérationnel : il s'agit des décisions relatives aux activités effectuées par les employés du niveau hiérarchique le plus bas, engageant l'entreprise à court terme (moins de 2 ans). C'est à ce niveau que sont effectuées les actions à mener afin d'atteindre les objectifs mis en œuvre au niveau tactique. Cela correspond à l'ordonnancement des activités, la gestion quotidienne des stocks, la planification détaillée des visites de soins, l'affectation des patients aux soignants, etc

A un niveau stratégique, les hauts dirigeants doivent connaître les besoins de la structure en ressources humaines et matérielles et déterminer les compétences du personnel

qui sera recruté. Les structures d'HAD s'appuyant principalement sur des ressources humaines pour mener à bien leur mission, le recrutement des ressources humaines est donc primordial et a un impact direct sur l'efficacité et l'organisation de la structure.

Au niveau tactique, les problématiques à résoudre concernent plutôt le dimensionnement des effectifs, le découpage du territoire en plusieurs zones et l'affectation du personnel à ces zones d'actions.

Enfin, au niveau opérationnel, les problématiques concernent plutôt l'affectation des patients aux soignants, la planification des tournées du personnel soignant, les livraisons des médicaments et du matériel médical, etc.

On peut également trouver d'autres problématiques ayant un impact global sur l'organisation de l'ensemble de la structure d'hospitalisation à domicile. Par exemple, le manque d'échange d'information entre les différents acteurs intervenants au sein de la structure peut avoir de nombreuses conséquences tels que :

- des déplacements inutiles chez des patients qui viennent d'être traités par un autre personnel soignant
- des commandes de matériels ou médicaments qui deviennent inutiles suite à un changement du projet thérapeutique du patient, mais non signalé
- des problèmes de coordination de services au chevet du patient

Cette problématique du manque d'échange d'information peut intervenir à tous les échelons de la hiérarchie au sein de la structure d'HAD causant des dysfonctionnements et des pertes de temps et de matériels.

De nombreuses problématiques sont présentes à tous les niveaux de la structure d'HAD, avec de fortes dépendances entre elles. Par ailleurs, le nombre important d'intervenants et la coordination entre ces différents acteurs rendent l'organisation des activités en HAD très complexe à gérer.

Après avoir étudié le fonctionnement d'une structure d'hospitalisation à domicile et l'organisation de ses activités, nous présentons dans la section suivante le positionnement de l'hospitalisation à domicile dans l'offre de soins du paysage sanitaire français.

2.6/ POSITIONNEMENT DE L'HAD DANS L'OFFRE DE SOINS

L'hospitalisation à domicile propose une offre de soins permettant de favoriser le maintien à domicile, de plus en plus demandé par les patients, et permet la coopération entre les professionnels de santé, libéraux ou non.

Ce positionnement au cœur de la stratégie nationale de santé se traduit en chiffres qui montrent l'évolution de ce secteur. Depuis 2005 :

- + 140 % en nombre d'établissements d'HAD
- + 160 % des patients pris en charge
- + 185 % des journées réalisées

Dans l'offre de soins globale du paysage sanitaire français, elle ne représente cependant qu'une part minime de l'offre hospitalière (0,45 % des séjours d'hospitalisations complètes en 2009). L'HAD est encore un mode de prise en charge émergent, dont le développement doit contribuer à répondre à la demande croissante de la population d'être soignée à domicile et à l'impact du vieillissement démographique de la population.

De part son fonctionnement, l'HAD reste un mode de prise en charge à part, du reste de l'offre de soins traditionnelle. Comme l'explique la circulaire N°DGOS/R4/2013/398 du 4 décembre 2013, "elle propose une offre tout à fait spécifique au sein du système de santé, le plus souvent au décours d'une prise en charge post-aiguë, qui intègre la prise en compte de l'ensemble des besoins de la personne sur les plans sanitaire et psychosocial. Si l'HAD n'assure pas l'intégralité des missions et prestations d'un établissement d'hospitalisation, en revanche elle prend en compte les contraintes imposées par le domicile devenu le lieu des soins, sans rien concéder aux impératifs de qualité et de sécurité des soins incombant à tout établissement de santé. Ce statut exigeant, ainsi que la complexité, l'intensité, la technicité et la continuité des soins qu'elle met en œuvre et l'équipe pluridisciplinaire coordonnée et médicalisée qu'elle mobilise, la distinguent des interventions au domicile du secteur ambulatoire et des services médico-sociaux."

Le développement de cette offre de soins est amenée à se développer dans les années futures, grâce aux nombreux avantages vis-à-vis de l'hospitalisation classique.

Le principal avantage de l'hospitalisation à domicile est bien évidemment la possibilité pour le patient d'être traité dans son environnement familial. Selon un sondage effectué auprès de patients hospitalisés à leur domicile par Raffy-Pihan (1997), 93 % d'entre eux ont indiqué que le principal avantage était le "mieux-être chez soi". L'intérêt est également double puisque pour l'entourage du patient, ce retour au domicile se traduit principalement comme un gain de temps et une diminution des frais supplémentaires. De façon globale, c'est donc la qualité de vie du patient et de ses proches qui se retrouve améliorée par une prise en charge à domicile. Les patients peuvent ainsi profiter de la présence de leur entourage, qui peut permettre d'éviter une désocialisation lors d'un traitement dans un hôpital classique.

L'hospitalisation à domicile est également beaucoup moins onéreuse. Le coût moyen d'une journée d'HAD a été évaluée à 196 euros contre 703 euros pour une journée d'hospitalisation conventionnelle, selon le Haut Conseil pour l'avenir de l'Assurance Maladie. Dans une étude sur l'hospitalisation à domicile réalisée en 2009 par Afrite et al. (2009), le caractère économique de l'HAD est rappelé : "La HAD, est un important gisement d'économies pour le système de santé : Comme il n'y a pas de forfait journalier, la sécu et les organismes de mutuelle santé voient leurs charges allégées - il faut aussi noter les importantes économies sur le poste des transports... On trouve tous les âges parmi les patients, avec une prépondérance quand même, des hommes plutôt âgés ainsi que des jeunes mères."

De plus, l'hospitalisation à domicile est une véritable interface entre la médecine de ville et l'hôpital, permettant de faire le lien entre les professionnels de santé et assurer la continuité des soins. De fait, l'hospitalisation à domicile renforce les relations entre l'hôpital et la ville et permet de décloisonner les différents secteurs qui composent notre système de santé que ce soit le social, le médico-social ou le sanitaire. C'est d'ailleurs l'une des missions majeures de la Fédération nationale des établissements d'hospitalisation à domicile (FNEHAD) car cela doit permettre à l'hôpital de se recentrer sur ses missions propres.

Ces atouts aussi bien pour les patients, les pouvoirs publics que pour les professionnels de santé font de l'hospitalisation à domicile un mode de prise en charge privilégié, qui ne cesse de se développer. Son développement est cependant en deçà des objectifs fixés par les pouvoirs publics. Plusieurs facteurs sont présents et freinent le développement de l'hospitalisation à domicile.

Concernant les patients, leur retour à domicile est source de nouvelles contraintes. Au delà de l'aménagement du domicile qui doit être suffisamment grand pour permettre l'installation du matériel médical nécessaire, il y a également une charge psychologique qui s'installe. En effet, sans être isolé, le patient peut avoir un entourage qui ne parvient pas à faire face aux contraintes induites par son retour. L'entourage doit donc être prêt à devoir assumer une charge psychologique forte, qui peut entraîner un surcroît de fatigue et de stress.

Pour les patients, la visite fréquente de personnes étrangères au domicile ainsi que la souffrance physique liée au traitement médical peut entraîner de la peur.

D'autre part, l'absence de surveillance médicale continue 24h sur 24h et notamment la nuit, restreint les indications à une prise en charge en hospitalisation à domicile. Cette surveillance est bien souvent assurée par la présence de l'entourage qui doit être attentif, coopérant et présent. Cette obligation de présence auprès du patient est un autre frein au développement de l'hospitalisation à domicile.

Par ailleurs, une particularité française freinant le développement de l'HAD est l'hospitalo-centrisme. A l'heure actuelle, l'hôpital se trouve à la place centrale et prépondérante du système, assumant souvent des responsabilités qui pourraient être remplis par d'autres types d'établissements. L'évolution des pratiques hospitalières et le développement des alternatives à l'hospitalisation classique ne peut se faire qu'avec une évolution des mentalités et la mise en place d'une culture de l'hospitalisation à domicile. Ce changement doit s'effectuer de manière progressive afin que les médecins hospitaliers, praticiens libéraux et les patients aient confiance en ce mode de prise en charge. Le renforcement des liens entre les établissements de santé, la médecine de ville et l'hospitalisation à domicile doit permettre d'améliorer les liens ville-hôpital et encourager ce mode de prise en charge.

Enfin, le développement de l'hospitalisation à domicile doit être soutenu par des systèmes d'information performants, afin d'assurer une planification efficace des interventions. Comme l'explique le rapport sur l'hospitalisation à domicile de Durand Nicolas et al. (2010), "La mission a ainsi pu constater que, sauf exception, l'informatisation des processus de soins est encore peu développée. [...] Les systèmes d'information utilisés pour le pilotage de l'HAD s'avèrent également très insuffisants. Qu'il s'agisse de comptabilité analytique ou de planification des interventions, la mission n'a que très rarement rencontré des gestionnaires disposant d'outils performants.". Le déploiement d'outil pour la planification des interventions se révèle néanmoins difficile dû aux coûts élevés (logiciels et matériels), particulièrement dissuasif pour les petites structures d'HAD. Il est pourtant un maillon essentiel afin de soutenir le développement de l'activité d'HAD.

Pour résumer, l'hospitalisation à domicile est un mode de prise en charge original en plein essor, véritable interface entre la médecine de ville et l'hôpital. Cependant, elle doit faire face à des difficultés de positionnement et des contraintes de fonctionnement afin de poursuivre son développement.

2.7/ CONCLUSION

Apparue dans les années 1950, l'hospitalisation à domicile est devenue au fil des années une alternative à part entière à l'hospitalisation conventionnelle.

Initialement apparue pour désengorger les hôpitaux surchargés, l'hospitalisation à do-

micile permet désormais de répondre à l'envie croissante des patients de recevoir leur traitement dans un environnement familial et sécurisant.

Au cours des années, ce mode de prise en charge des patients s'est révélé comme une excellente solution pour accompagner le vieillissement de la population. Sous l'impulsion des différentes politiques publiques de santé mises en place en France, l'hospitalisation à domicile a pris de plus en plus de place dans le paysage sanitaire français. L'un des aspects primordiaux de ce développement a été le maintien de la qualité des soins, au même niveau que ceux prodigués dans un hôpital traditionnel.

Dans ce chapitre, nous avons décrit l'historique et l'évolution de l'hospitalisation à domicile, au fil des années et des textes de loi. Représentant encore une part minime de l'offre hospitalière, l'hospitalisation à domicile reste en plein développement et est au cœur de la stratégie nationale de santé. Devenue une alternative reconnue à l'hospitalisation traditionnelle, nous avons présenté les différents acteurs intervenant tout au long de la prise en charge d'un patient.

Nous avons ensuite évoqué le positionnement de l'hospitalisation à domicile dans l'offre de soins, notamment en décrivant les avantages et inconvénients de ce mode de prise en charge vis-à-vis de l'hospitalisation traditionnelle.

Pour le patient, le principal avantage est bien évidemment le fait de recevoir son traitement dans un environnement familial. C'est la qualité de vie du patient et de ses proches qui se retrouve améliorée par une prise en charge à domicile. Pour les pouvoirs publics, le coût réduit de l'hospitalisation à domicile par rapport à l'hospitalisation conventionnelle (environ 3.5 fois inférieur) est un avantage non négligeable.

Notre problématique de recherche concerne l'organisation des structures d'hospitalisation à domicile, et notamment l'optimisation de leur planification et fonctionnement opérationnel.

Le chapitre suivant présente un état de l'art des problèmes de la recherche opérationnelle appliquée à la planification des soins hospitaliers à domicile dans la littérature scientifique.

LA PLANIFICATION DES SOINS HOSPITALIERS À DOMICILE DANS LA LITTÉRATURE

3.1/ INTRODUCTION

Le développement de l'activité de l'hospitalisation à domicile au cours de ces dernières années a fait apparaître de nouvelles problématiques, au sein des établissements de santé d'hospitalisation à domicile. L'augmentation de la demande de soins a rendu la planification des soins et le fonctionnement opérationnel de ces structures plus complexes. Cette augmentation de la demande n'est cependant pas toujours accompagnée par une augmentation du personnel dans les établissements de santé, en raison d'un contexte socio-économique difficile.

La planification des tournées du personnel soignant est le plus souvent gérée par un infirmier coordinateur. Cependant, cette tâche est très complexe notamment à cause des nombreuses contraintes à prendre en compte mais aussi par la périodicité quotidienne de la tâche. Ainsi, le problème de planification des soins hospitaliers à domicile a attiré l'attention de nombreux chercheurs, désireux d'apporter de nouveaux outils d'aide à la décision pour remédier à cette demande en forte augmentation.

Avant de préciser le positionnement de nos travaux de recherche dans ce contexte, il est important de situer le problème de planification des soins d'hospitalisation à domicile dans le contexte global des problèmes de planification de tournées. Au-delà des aspects logistiques et économiques, les soins hospitaliers à domicile doivent combiner ces considérations avec des préoccupations médicales afin d'assurer une bonne qualité de service. Ces contraintes spécifiques au monde de la HAD ont attiré l'attention de la communauté scientifique, parmi laquelle de nombreux chercheurs ont essayé de relever ce nouveau défi.

La définition du problème varie cependant d'un article à un autre. Certains travaux abordent le problème de manière aussi générique que possible alors que d'autres chercheurs ont appliqué le problème au fonctionnement spécifique d'une structure d'HAD. Au final, la multiplicité de ces variantes nous permet d'obtenir une littérature abondante dans ce domaine.

Afin de présenter de la façon la plus exhaustive possible une revue de la littérature concernant la planification des soins hospitaliers à domicile, nous nous intéressons dans

un premier temps aux problèmes de tournées de véhicules puis nous étudierons ensuite les spécificités liées à l'hospitalisation à domicile.

Ce chapitre a donc plusieurs objectifs. Tout d'abord, il nous permet de donner une vision d'ensemble des problématiques liées à la planification des soins hospitaliers à domicile. D'autre part, il nous permet d'introduire certaines méthodes issues de la recherche opérationnelle afin de résoudre les problèmes de planification de tournées.

Le chapitre est organisé comme suit. Dans la section 3.2, nous présentons une revue de l'état de l'art concernant différents problèmes de planification de tournées. Dans un premier temps, le problème du voyageur de commerce et sa littérature associée sont présentés. De façon plus générale, les problèmes de tournées de véhicules et leurs nombreuses variantes sont ensuite étudiés. Enfin, nous présentons une revue de littérature traitant des problèmes de planification des soins hospitaliers à domicile. Les différentes méthodes de résolution, objectifs et contraintes prises en compte dans la littérature sont détaillés. La section 3.3 présente le positionnement de notre travail vis-à-vis de la littérature existante et des problématiques étudiées. Enfin, le chapitre se conclut dans la section 3.4.

3.2/ ÉTAT DE L'ART

3.2.1/ PROBLÈME DU VOYAGEUR DE COMMERCE

Le problème du voyageur de commerce (aussi appelé TSP pour *Traveling Salesman Problem*) est un problème d'optimisation combinatoire. Ce problème consiste à déterminer le plus court chemin qui visite chaque ville une et une seule fois et qui termine par la ville de départ, étant données une liste de villes, et les distances entre toutes les paires de villes.

Les problèmes mathématiques liés au problème du voyageur de commerce ont été traités dans les années 1800 par le mathématicien irlandais Sir William Rowan Hamilton et par le mathématicien britannique Thomas Penyngton Kirkman. Bien que l'origine exacte de ce problème soit assez obscure, le problème du voyageur du commerce a été modélisé sous la forme d'un problème d'optimisation linéaire en nombre entiers par Dantzig et al. (1954).

C'est un des problème d'optimisation les plus étudiés, notamment dû à ses nombreuses applications mais également à sa complexité (malgré un énoncé simple à comprendre). Garey et al. (1979) ont montré que le TSP est NP-difficile.

Le problème du voyageur de commerce comporte également plusieurs variantes. On parle ainsi parfois de problème symétrique ou asymétrique. Dans le cas du problème du voyageur de commerce symétrique, la distance pour aller d'une ville i à une autre ville j et la même que celle de j à i . En revanche, le problème du voyageur de commerce asymétrique considère que ces 2 distances ne sont pas forcément égales.

Par ailleurs, on peut représenter le problème du voyageur de commerce sous la forme d'un graphe dont les sommets sont les villes et les arrêtes sont les chemins entre ces villes. Le graphe n'étant pas obligatoirement orienté, certaines versions du TSP peuvent considérer qu'un chemin existe entre 2 villes dans un sens mais pas dans l'autre.

Un ensemble d'instances concernant les différentes variantes du TSP, nommé TSPLIB,

est disponible grâce à Reinelt (1991). Il permet de fournir à l'ensemble de la communauté scientifique une bibliothèque d'instances afin de pouvoir comparer leurs travaux sur des problèmes similaires.

Le problème du voyageur de commerce est également la source de nombreux challenges entre chercheurs afin de résoudre ce problème avec un nombre de villes de plus en plus importants. L'un des problèmes toujours ouverts est le World TSP¹ (voir la figure 3.1), un problème du voyageur de commerce considérant 1 904 711 villes, réparties dans le monde entier. A l'heure actuelle, la meilleure solution trouvée est de 7 515 772 107, alors que la meilleure borne inférieure obtenue est de 7 512 218 268.

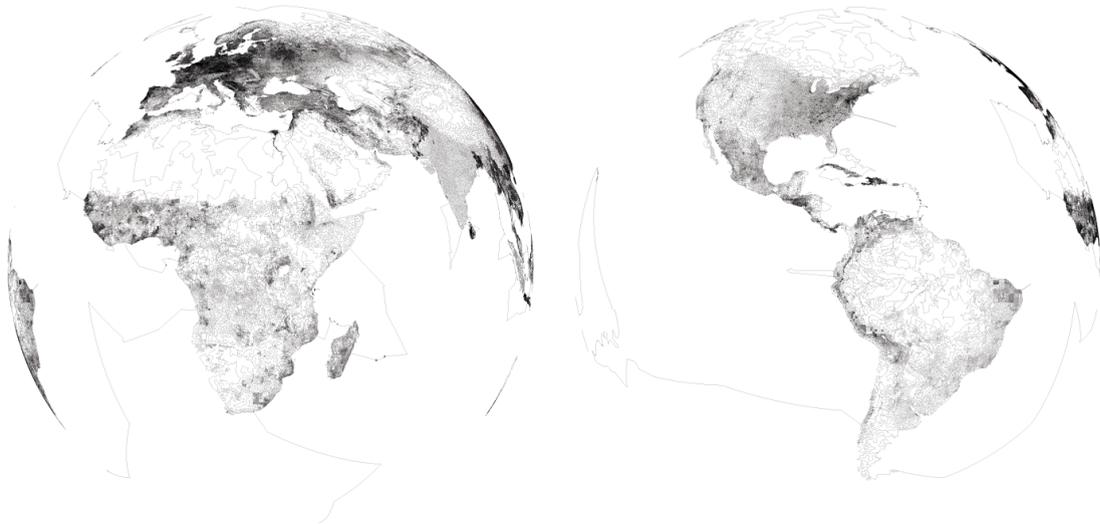


FIGURE 3.1 – Illustrations d'une solution obtenue pour le World TSP

3.2.2/ PROBLÈMES DE TOURNÉES DE VÉHICULES

Le problème de tournée de véhicule (aussi appelé VRP pour *Vehicle Routing Problem*) est une généralisation classique du TSP. Le problème consiste à déterminer les tournées non pas d'un seul véhicule mais d'un ensemble de véhicules, afin de visiter/servir une liste de clients. Le VRP est donc une extension du TSP à plusieurs véhicules.

La première formulation du VRP a été proposée par Dantzig et al. (1959). Le travail des auteurs concerne le routage optimal d'une flotte de camions transportant du carburant entre un terminal de stockage et un grand nombre de stations-service. Chaque camion possède une capacité finie et chaque station-service est caractérisée par une demande définie. Clarke et al. (1964) ont quelques années plus tard généralisé ce problème à un problème d'optimisation linéaire communément rencontré dans le domaine de la logistique et du transport : comment desservir un ensemble de clients, géographiquement dispersés autour du dépôt central, utilisant une flotte de véhicules avec des capacités variables. Ceci est devenu connu sous le nom de *Vehicle Routing Problem* (VRP), l'un des sujets les plus étudiés dans le domaine de la recherche opérationnelle.

Comme le TSP, le VRP a été prouvé comme étant NP-difficile par Lenstra et al. (1981).

1. <http://www.math.uwaterloo.ca/tsp/world/>

Le VRP a fait l'objet de très nombreuses variantes. Pour chacune, l'ajout de nouvelles contraintes peut rendre le problème beaucoup plus difficile. Tout comme le TSP, le VRP fait l'objet de très nombreuses applications dans la livraison de biens à des entreprises ou particuliers, la gestion d'une flotte de véhicules, la réparation d'équipements, Ces nombreux cas pratiques ont accompagné l'émergence de nouveaux problèmes afin de prendre en compte des contraintes plus opérationnelles dans la modélisation du VRP.

Le CVRP (*Capacited Vehicle Routing Problem*) est une extension du VRP avec des contraintes supplémentaires concernant la capacité des véhicules. Le CVRP est défini de la façon suivante par Ismail et al. (2011) : une flotte de véhicules de capacité finie, basée dans un dépôt, doit assurer des tournées entre plusieurs clients (ou villes) ayant demandé chacun une certaine quantité de marchandises. L'ensemble des clients visités par un véhicule désigne la tournée de celui-ci. Chaque client doit être desservi une et une seule fois et chaque tournée commence et se termine au dépôt. L'objectif du CVRP est de minimiser le coût total, c'est-à-dire la somme des distances ou des temps de parcours des tournées, tout en respectant la contrainte de capacité des véhicules : la quantité de marchandises livrées sur une tournée ne doit pas dépasser la capacité du véhicule qui l'assure.

Ces contraintes de capacité représentent l'extension la plus fréquente du VRP puisqu'on la retrouve dans plus de 90 % des articles traitant du VRP selon Braekers et al. (2016b). De plus, les véhicules sont la plupart du temps considérés comme étant identiques, c'est-à-dire que tous les véhicules peuvent contenir une même quantité maximale de produits.

Pour résoudre ce problème, Kachitvichyanukul et al. (2009) ont utilisé l'optimisation par essais particuliers. Afin de représenter une solution au problème du CVRP en tant que particule, ils proposent deux représentations de solutions spécifiques, ainsi que la méthode de décodage correspondante. D'autres méthodes de résolutions approchées telles que la recherche tabou par Jin et al. (2012) ou encore des méthodes exactes comme le branch-and-cut par Baldacci et al. (2004) ont été utilisées pour résoudre le CVRP.

Le VRPTW (*Vehicle Routing Problem with Time Windows*) est une autre extension du problème de tournées de véhicules, faisant apparaître des contraintes relatives aux fenêtres de temps. Le VRPTW est définie de la façon suivante : une flotte de véhicules basée dans un dépôt, doit assurer des tournées entre plusieurs clients (ou villes). Chaque client dispose d'une fenêtre de temps à l'intérieur de laquelle il désire être servi. Le dépôt central possède également une période d'activité représentant son temps d'ouverture durant la journée. La période d'activité du dépôt permet de définir la plage horaire durant laquelle les véhicules peuvent effectuer leur tournée.

En introduisant ces contraintes temporelles, l'utilisation de plusieurs véhicules sera rendu nécessaire afin de satisfaire l'ensemble des clients à l'intérieur de leur fenêtre de temps. En dépit du caractère restrictif de sa formulation, le VRPTW peut être appliqué à un nombre important d'applications réelles comme la livraison de courrier et colis postaux par Taner et al. (2012), le transport scolaire en bus par Desrosiers et al. (1981) ou encore la livraison de gaz par Chiang et al. (2004).

Les fenêtres de temps introduites par le VRPTW peuvent être strictes ou souples. Une fenêtre de temps est dite stricte si elle doit être absolument respectée. Ainsi, si un véhicule arrive chez un client avant le début de la fenêtre de temps du client, il doit attendre. A l'opposé, il n'est pas possible pour un véhicule d'arriver après la fin de la fenêtre de temps du client. De plus, une fenêtre de temps est dite souple si le non-respect de la contrainte est autorisée mais entraîne une pénalité dans la fonction objectif.

L'état de l'art concernant le VRPTW étant vaste, nous recommandons les travaux de Cordeau et al. (2002) et Bräysy et al. (2005) à ce sujet. Par ailleurs, les instances de Solomon (1987) font figure de référence et sont très régulièrement utilisées dans la littérature pour comparer des méthodes de résolution.

Le VRPB (*Vehicle Routing Problem with Backhauls*) est une variante du problème de tournées de véhicules dans lequel les clients peuvent exiger ou retourner certains produits. Le VRPB est définie de la façon suivante par Jacobs-Blecha et al. (2000). Étant donné un ensemble de clients désirant obtenir des produits et un ensemble de vendeurs dont les produits doivent être transportés au centre de distribution (i.e. dépôt) pour pouvoir être envoyés chez les clients, l'objectif est de minimiser la distance parcourue totale par les véhicules transportant les produits. L'hypothèse critique est que toutes les livraisons doivent être faites sur chaque route avant que des ramassages de produits auprès des vendeurs puissent être réalisés. Cela provient du fait que les véhicules sont chargés à l'arrière et que le réarrangement des charges sur les voies aux points de livraison n'est pas jugé économique ou faisable. Les quantités à livrer et à ramasser sont fixes et connues à l'avance.

L'importance du VRPB est liée au coût très élevé de la distribution physique. Dans un rapport préparé pour le Conseil national de gestion de la distribution physique, A.T. Kearney (1984) estime les coûts annuels de distribution aux États-Unis en 1983 à 650 milliards de dollars, soit environ 21% du PNB. L'importance du VRPB peut également être attribuée à l'effort continu pour réduire les coûts de distribution en profitant de la capacité inutilisée d'un véhicule vide revenant au centre de distribution.

Le VRPB est particulièrement cohérent pour représenter le système de distribution d'une grande entreprise, possédant plusieurs points de ventes devant être approvisionnés par un dépôt central. Par exemple concernant la distribution des produits d'épicerie, les produits d'épicerie sont livrés aux supermarchés et aux épiceries à partir d'un centre de distribution central et les produits d'épicerie sont ramassés sur les sites de production et acheminés au centre de distribution.

Une revue de littérature a été publiée concernant le VRPB par Parragh et al. (2008). Des méthodes exactes ont été proposées pour résoudre ce problème par Mingozi et al. (1999) et Toth et al. (1997). De même, des méthodes approchées ont été développées par Crispim et al. (2001) et Goetschalckx et al. (1989).

Le MDVRP (*Multiple Depot Vehicle Routing Problem*) est une extension du classique VRP (voir figure 3.2). Dans sa version initiale, le VRP ne considère qu'un seul dépôt duquel la flotte de véhicules commence et termine sa tournée. Le MDVRP nécessite l'affectation des véhicules aux dépôts. Une flotte de véhicules est basée à chaque dépôt. Chaque véhicule provient donc d'un dépôt, sert les clients et retourne au même dépôt.

Lorsque le nombre de dépôts est important, il devient difficile pour les décideurs de déterminer quels clients seront desservis par quels dépôts sans dépasser les contraintes de capacité. Par conséquent, on procède à un regroupement des clients sur la base de la distance entre les clients et les dépôts, en amont de déterminer les tournées pour chaque véhicule.

Dans la réalité, il peut arriver que les clients puissent être de façon évidente affectés à l'un des dépôts, en raison de leur rapprochement géographique. Dans ce cas, il est possible de résoudre ce problème de MDVRP sous la forme de plusieurs VRP classique considérant chacun un seul dépôt et l'ensemble des clients affectés au dépôt comme

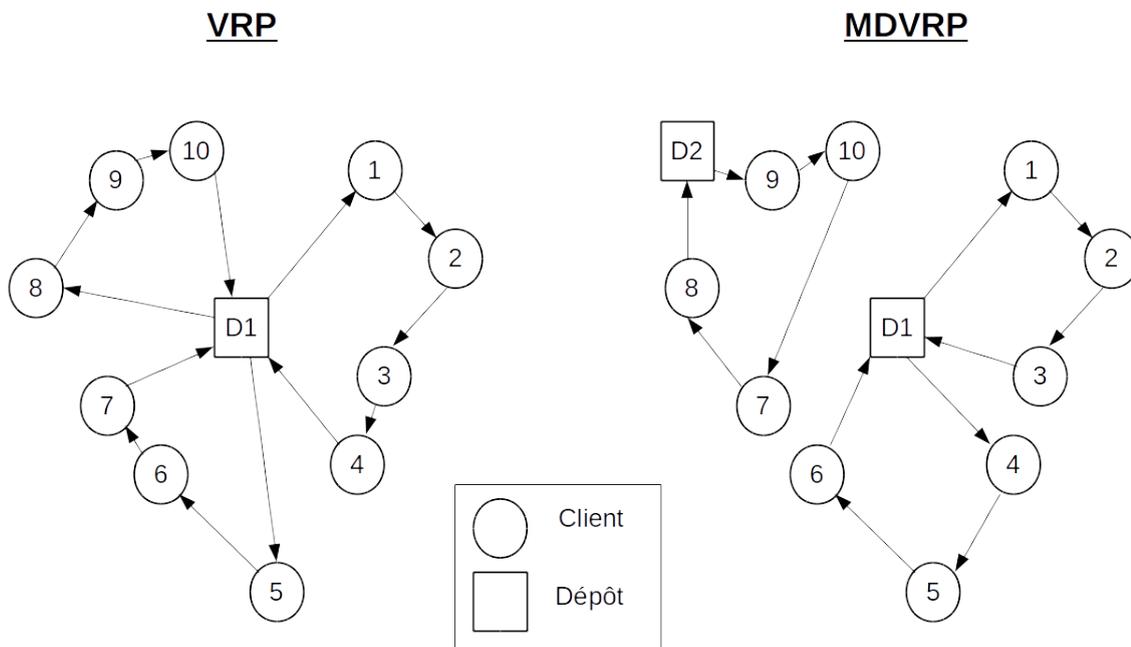


FIGURE 3.2 – Comparaison des solutions entre le VRP et le MDVRP

effectué par Crevier et al. (2007).

Une revue de littérature récente a été publiée par Montoya-Torres et al. (2015) au sujet du MDVRP.

Le PVRP (*Period Vehicle Routing Problem*) est également une autre variante du VRP. Dans la version originale du VRP, la planification est effectuée une seule fois pour l'ensemble de l'horizon de planification. Dans le cas du PVRP, le problème de planification s'étend sur plusieurs périodes de temps.

Avec l'augmentation des coûts du carburant et l'augmentation de la compétitivité entre les chaînes d'approvisionnement, les tournées de véhicules ont fait l'objet d'un examen plus minutieux. En particulier, dans les opérations de livraison périodiques, où les livraisons sont effectuées à un ensemble de clients sur plusieurs jours, l'optimisation de ces opérations répétitives peut entraîner des économies significatives. Les livraisons périodiques ont lieu dans un large éventail d'applications, y compris les services de messagerie, l'entretien des ascenseurs ou encore le réapprovisionnement des distributeurs automatiques.

Introduit pour la première fois par Beltrami et al. (1974) pour l'attribution de chariots élévateurs dans la collecte de déchets municipaux, le PVRP a été défini par Russell et al. (1979) comme un problème d'affectation de routage puis modélisé mathématiquement par Christofides et al. (1984).

Le PVRP prend tout son sens lors de la planification de tournées de véhicules de façon

répétitive, sur une période de temps longue. L'une des nouvelles difficultés introduites par le PVRP dû à l'horizon de la planification étendu est le fait de choisir quel(s) jour(s) seront servis les clients. Les clients peuvent en effet avoir besoin d'un service plusieurs fois au cours de la période de temps de planification. Il faut d'abord affecter à des jours de service (par exemple, un client ayant besoin de trois livraisons se fera livrer le mardi, jeudi et vendredi). Ensuite, un VRP classique peut-être résolu pour chaque jour, en ne prenant en considération uniquement les clients qui doivent être servis le jour considéré.

Quelques méthodes exactes ont été utilisées dans la littérature pour résoudre le PVRP comme un branch-and-cut par Archetti et al. (2015) et un branch-and-bound par Larrain et al. (2018). Par ailleurs, de nombreuses heuristiques ont été proposées par Chao et al. (1995), Wen et al. (2010) et Gulczynski et al. (2011) pour une résolution approchée du PVRP.

Enfin, le HFVRP (*Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem*) est la dernière variante du VRP que nous présentons. Dans sa version initiale, le VRP considère tous les véhicules identiques, par exemple en terme de capacité de transport. Cependant, la réalité est bien souvent différente et il est souvent très rare que l'ensemble des véhicules composant la flotte soient identiques.

Ainsi, le principe du HFVRP est de déterminer simultanément la composition et les tournées d'une flotte hétérogène de véhicules, afin de servir un ensemble de clients. Cependant, le HFVRP a reçu beaucoup moins d'attention dans la littérature scientifique. C'est notamment dû au fait qu'il est beaucoup plus dur à résoudre que le VRP classique.

Dans son article, Taillard (1999) a proposé une heuristique basée sur la méthode de génération de colonnes afin de résoudre le HFVRP. Les méthodes pour le VRP classique (donc avec une flotte de véhicules homogènes) devenant de plus en plus efficace, l'heuristique propose de traiter le HFVRP en résolvant une succession de VRP homogènes. Pour chaque type de véhicule, l'auteur résout un VRP homogène en utilisant une procédure à mémoire adaptative proposée par Rochat et al. (1995). Les tournées provenant des solutions aux VRP homogènes sont ensuite combinées pour produire une solution au HFVRP.

D'autres méthodes de résolution ont également été appliquées à ce problème. Salhi et al. (2014) ont utilisé une recherche à voisinage variable alors que Euchi et al. (2010) ont conçu une recherche tabou hybride intégrée dans une heuristique à mémoire adaptative pour résoudre le HFVRP.

Une revue de la littérature concernant le HFVRP a été publiée par Koç et al. (2016) classifiant les articles parus au cours des 30 dernières années.

Enfin, il est bien entendu possible de combiner plusieurs variantes entre elles afin d'en former de nouvelles. Par exemple, le MDVRPTW concerne un problème de tournées de véhicules avec plusieurs dépôts et des fenêtres de temps, et a été étudié par Cordeau et al. (2001). De la même façon, Jiang et al. (2014) ont étudié un problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps et une flotte de véhicules hétérogènes. Ce type de problème de tournées de véhicules, combinant de nombreuses caractéristiques est souvent dû à un cas d'application réel qui ne se limite pas à l'une ou l'autre des variantes pré-citées.

Afin d'obtenir un état de l'art complet sur l'ensemble des variantes du VRP, nous recommandons les travaux de Eksioglu et al. (2009) et Braekers et al. (2016b).

Malgré une littérature très vaste concernant le VRP et ses variantes, il est cependant très difficile, voire impossible d'appliquer les travaux cités précédemment au monde de l'hospitalisation à domicile. En effet, l'hospitalisation à domicile est un cas d'application spécifique apportant de nouvelles contraintes qui nécessite une modélisation et des méthodes de résolution adaptées.

Dans la section suivante, nous allons ainsi présenter la littérature scientifique spécifique au problème de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile.

3.2.3/ PROBLÈMES DE PLANIFICATION DES SOINS POUR L'HOSPITALISATION À DOMICILE

Depuis le début des années 2000, le problème de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile a été très étudié. Aussi bien de manière spécifique concernant un cas d'application réel que de manière plus générique, les nombreux travaux ont défini le problème de diverses façons.

Afin de représenter de la façon la plus complète possible la littérature scientifique concernant la planification des soins pour l'hospitalisation à domicile, nous présentons dans cette section un état de l'art de ces travaux. Pour chaque contrainte, quelques exemples viendront illustrer son application.

Dans un premier temps, nous nous focalisons sur les critères à optimiser définissant l'objectif à atteindre. Nous évoquerons ensuite les différentes contraintes prises en compte dans la modélisation du problème. Enfin, nous présenterons les nombreuses méthodes de résolution issues de la recherche opérationnelle mises en œuvre pour l'optimisation du problème.

3.2.3.1/ OBJECTIFS À ATTEINDRE

Dans la littérature, le problème de planification des soins hospitaliers à domicile a été modélisé soit sous la forme d'un problème mono-objectif, soit d'un problème multi-objectif.

Parmi les objectifs fréquemment étudiés, on retrouve très souvent la minimisation totale des coûts liés au transport, qui est un critère standard du VRP. Le coût du transport peut représenter les coûts de déplacement du personnel soignant, la durée des déplacements ou encore le temps de travail total du personnel soignant.

Selon Cissé et al. (2017), c'est l'objectif le plus fréquemment optimisé.

Lorsque la structure d'HAD est en sous-effectif, elle ne peut en général pas servir tous ses patients uniquement en comptant sur ses salariés. Il y a alors besoin de faire appel à des professionnels de santé libéraux, occasionnant un coût supplémentaire pour la structure. Cette situation est représentée dans la littérature avec l'objectif de minimiser le nombre de visites non affectées à un personnel soignant comme les travaux de Hiermann et al. (2015); Liu et al. (2017).

Dans d'autres travaux comme celui de Bennett (2010), l'objectif étudié pour faire face à cette situation est de maximiser le nombre de patients servis.

Dans les deux cas, la structure du problème change légèrement de la modélisation ori-

ginale puisque cela implique que tous les patients ne sont pas forcément traités par un personnel soignant.

A l'opposé, la structure d'HAD peut se retrouver en sureffectif, c'est-à-dire avec plus de personnels soignants que nécessaire pour traiter l'ensemble des patients. Dans ce cas, l'objectif considéré est de minimiser le nombre de soignants intervenants dans la planification des soins comme l'ont fait Ikegami et al. (2007).

Finalement, on retrouve des objectifs concernant la maximisation de la satisfaction des patients et du personnel soignant.

A propos des patients, leur satisfaction se mesure au respect de leur fenêtre de temps de disponibilité et du respect des préférences envers les personnels soignants. Ces contraintes difficiles à respecter à la lettre sont bien souvent relâchées et leurs violations sont pénalisées dans la fonction objectif. Par exemple, Braekers et al. (2016a) minimisent le dérangement des patients qui est mesuré par l'écart entre l'heure de début de la visite et l'heure de visite préférée et à quel point le soignant affecté au patient n'est pas désiré.

Le non-respect de la fenêtre de temps de disponibilité du patient est un autre critère utilisé par Mankowska et al. (2014) pour mesurer le niveau de satisfaction d'un client.

Pour mesurer la satisfaction du personnel soignant, l'équilibrage de la charge de travail est le critère principal utilisé dans la littérature, afin d'obtenir une certaine équité. Afin d'optimiser ce critère, Yalçındağ et al. (2012) ont cherché à minimiser l'écart maximal de soins effectués par chaque patient. Similairement, Begur et al. (1997) ont minimisé l'écart maximal de temps de travail.

Dans le cas du problème multi-objectif, la grande majorité des travaux ont utilisé une somme agrégée des objectifs dans la fonction objectif afin d'évaluer la qualité des solutions comme Triki et al. (2014); En-nahli et al. (2015). Seul Braekers et al. (2016a) ont calculé l'ensemble des solutions du front Pareto. Par ailleurs, Duque et al. (2015) ont également proposé une méthode lexicographique dans le cas bi-objectif.

3.2.3.2/ CONTRAINTES PRISES EN COMPTE

Les contraintes prises en compte dans les problèmes de planification des soins pour l'HAD reflètent la diversité des activités de soin. Parmi les contraintes fréquemment prises en compte dans la littérature, nous pouvons les classer en trois catégories selon qu'elles concernent la structure de soin à domicile, les patients ou le personnel soignant.

Comme présenté par Cissé et al. (2017), les contraintes peuvent être classifiées selon leur nature et l'acteur concerné (voir tableau 3.1).

Contraintes temporelles concernant la structure d'HAD L'horizon de planification définit la période de temps pour laquelle la structure d'HAD souhaite effectuer la planification des soins. Dans la littérature, la plupart des travaux considère une planification des soins pour une journée.

Par exemple, Liu et al. (2013a) abordent le problème de livraison de médicaments et de dispositifs médicaux ainsi que le ramassage d'échantillons biologiques et de déchets médicaux. L'horizon de planification n'est que d'une seule journée car les échantillons biologiques doivent bien souvent être déposés dans un laboratoire d'analyse médicale le

Acteurs	Contraintes temporelles	Contraintes d'affectation	Contraintes géographiques
Structure d'HAD	- Horizon de planification - Fréquence de décision	- Continuité des soins	- Secteurs / districts - Typologie des services d'HAD
Patient	- Fréquence des visites - Fenêtres temporelles - Dépendances temporelles	- Préférence	- Type de réseau entre les lieux de résidence
Personnel soignant	- Type de contrat - Temps de travail	- Qualification / Compétences - Equilibrage de la charge de travail	- Lieu de travail

TABLE 3.1 – Classification des contraintes prises en compte dans la littérature

jour-même. D'autre part, il est difficile de planifier en amont le besoin de médicaments chez un patient ce qui ne permet pas d'étudier un horizon de planification plus long.

De même, Bredström et al. (2008) ont étudié la planification quotidienne du personnel soignant à domicile. Le problème de planification est également résolu sur un horizon de 24h en fonction de la situation réelle et en tenant compte par exemple du personnel malade et/ou de nouvelles visites.

Enfin, Trautsamwieser et al. (2011b) ont également optimisé la planification des soins hospitaliers à domicile sur une période d'une journée. L'algorithme proposé devrait être utilisé par la Croix Rouge Autrichienne dans le cadre de sa planification quotidienne.

La planification à plus long terme nécessite d'avoir des données complètes et sûres afin que la planification soit la plus juste possible. Bien qu'il soit possible d'obtenir des informations quasi-exactes à un horizon de quelques jours, l'infirmier coordinateur doit très souvent travailler avec des données prévisionnelles au-delà de cette période. Ainsi, la plupart des travaux se limite à un horizon de planification d'une semaine comme Nickel et al. (2012).

L'une des barrières à l'augmentation de l'horizon de la planification, au-delà du manque de données fiables et également le temps de calcul requis. En général, le temps de calcul disponible n'est d'au plus que de quelques heures afin de répondre à de possibles imprévus. Ainsi, un horizon de planification trop long rendrait le problème de planification encore plus complexe, rendant la résolution du problème beaucoup plus longue que le temps disponible.

Malgré ces obstacles, Wirnitzer et al. (2016) ont modélisé le problème sur un horizon d'un mois, afin de prendre en compte la continuité des soins. Cet intervalle d'un mois permet également de suivre les réglementations en terme de temps de travail des employés et leurs déclarations de salaire.

La modélisation du problème sur un horizon de temps à moyen ou long terme est similaire au PVRP, présenté dans la section 3.2.2.

Ainsi, le choix d'un horizon de planification d'une journée permet de bonnes adaptations dans le contexte dynamique des soins à domicile. Cependant, dans la planification quotidienne, il n'est pas possible d'intégrer la continuité des soins, ce qui est important pour le

confort et le suivi du patient. En outre, l'approche de la planification quotidienne pourrait conduire à prendre des décisions de façon aveugle concernant les restrictions de temps de travail à moyen terme.

La fréquence de décision correspond à la fréquence à laquelle la planification est répétée dans l'horizon de planification. En général, les modifications concernant la décision interviennent suite à la mise à jour d'information concernant les patients ou le personnel soignant. Par exemple, de nouveaux patients peuvent entrer dans le système de décision. En conséquence, les décisions concernant les tournées du personnel soignant peuvent évoluer afin d'intégrer ces nouvelles données.

Dans la littérature scientifique, la décision concernant la planification s'effectue la plupart du temps une seule fois, au début de l'horizon de planification, comme l'ont fait Redjem et al. (2016).

En revanche, Bard et al. (2013) ont modélisé une planification hebdomadaire des tournées du personnel soignant à domicile. En définissant de manière fixe les heures et jours de rendez-vous des patients durant la semaine, ils considèrent que des variations peuvent intervenir concernant les qualifications du personnel soignant devant intervenir ou encore des exigences différentes concernant les pauses-déjeuners. En conséquence, ces variations dans la définition du problème amènent à intégrer ces nouvelles données dans le processus de décision.

Contraintes d'affectation concernant la structure d'HAD La continuité des soins est une contrainte consistant à ce que chaque patient reçoive toujours ses soins de la même personne, et possiblement à un horaire similaire. Lorsque la continuité des soins est assurée totalement, la structure d'HAD affecte un patient à un seul soignant qui est responsable de la surveillance du patient durant son séjour. Une telle organisation permet de prévenir les pertes d'informations chez les soignants et renforce la relation entre le patient et le soignant. La continuité des soins peut aussi être assurée partiellement ou supprimée. Dans le cas d'absence de continuité des soins, la structure d'HAD n'a pas besoin d'effectuer une affectation préalable des patients aux soignants. A chaque nouvelle période de planification, les soignants disponibles peuvent être affectés à n'importe quels patients, en fonction de leurs compétences et des compatibilités temporelles.

Selon Haggerty et al. (2003), un noyau de personnel soignant fournit aux patients un sentiment de prévisibilité et de cohérence. La continuité des soins est donc un indicateur de qualité important du service de santé.

Dans leurs travaux, Lanzarone et al. (2014) travaillent sur une affectation robuste d'un soignant référent à chaque patient car cette décision a un impact sur la charge de travail affecté à chaque soignant durant toute la durée du séjour du patient. L'attribution d'un infirmier à un patient dans le cadre de la continuité des soins consiste à affecter chaque patient nouvellement admis à son infirmier de référence. La difficulté réside dans la stochasticité de la demande des nouveaux patients et la charge de travail du personnel soignant.

Wirnitzer et al. (2016) ont également cherché à améliorer la continuité des soins dans leur planification des soins avec un horizon mensuel. Les auteurs proposent 5 définitions différentes de la continuité des soins :

- le nombre de soignants différents par tournées de la même zone géographique

- le nombre de soignants différents par patient
- le nombre relatif de soignants différents par patient
- le nombre de changements de soignant par patient
- le nombre relatif de changements de soignant par patient

Ainsi, la mesure de la continuité des soins peut varier d'un travail à un autre. Enfin, l'optimisation de la continuité des soins peut être défini différemment. Par exemple, Bachouch et al. (2011) ont modélisé cette contrainte en forçant chaque patient à n'être visité que par le même soignant. A l'inverse, Cappanera et al. (2014) impose un nombre maximum de soignants pouvant rendre visite au patient durant l'horizon de planification.

Contraintes géographiques concernant la structure d'HAD Lors de la planification des tournées de soins, la structure d'HAD peut découper son territoire en plusieurs secteurs/districts géographiques afin de réduire la taille des problèmes et faciliter la planification. Lors du découpage du territoire en secteurs géographiques, les patients et les soignants peuvent être affectés à l'un ou l'autre des territoires.

Dans la littérature, la plupart des travaux ne considère qu'un seul secteur géographique, c'est-à-dire qu'il n'y a pas d'affectations préalables des soignants et des patients. C'est l'approche la plus simple, qui permet d'optimiser de façon optimale la planification des tournées de soins. A titre d'exemple, Issaoui et al. (2015) et Shi et al. (2017) ont résolu le problème sans diviser les acteurs en plusieurs groupes.

En revanche, Evehorn et al. (2006) ont étudié le problème en considérant le territoire géographique en tant que plusieurs secteurs. Chaque employé du personnel soignant est affecté à une ou plusieurs zones géographiques, avec un ordre de préférence. Dans un autre cas d'application, Duque et al. (2015) ont considéré que chaque secteur était géré indépendamment des autres, sans possibilité pour un personnel soignant de rendre visite à un patient d'un autre secteur, autre que celui auquel il est affecté.

L'autre contrainte géographique s'appliquant aux structures d'HAD concerne le type de soins à domicile fournis par la structure d'HAD. Au-delà de l'activité de soins, d'autres éléments ont été pris en compte dans la littérature scientifique.

Ainsi, la livraison d'échantillons médicaux, de médicaments ou de matériels médicaux a été prise en compte par Liu et al. (2013a). Dans cette situation, les auteurs ont également pris en compte les contraintes liées au laboratoire d'analyse médicale pour la réception des échantillons biologiques. De façon similaire, Kergosien et al. (2014) ont également considéré le ramassage d'échantillons médicaux (en particulier de sang et d'urine).

Contraintes temporelles concernant le patient Lors de l'admission d'un patient en HAD, son projet thérapeutique prévoit la nature et la fréquence de visites requises pour effectuer les soins.

Dans la plupart des articles de la littérature comme celui de Braekers et al. (2016a), aucune restriction n'est mise en place concernant la nature ou la fréquence des visites chez un patient. En revanche, certains travaux comme celui de Rasmussen et al. (2012) explicitent clairement le fait qu'un patient puisse recevoir plusieurs soins au cours de la journée.

Par ailleurs, on trouve dans la littérature une autre contrainte temporelle concernant les patients, beaucoup plus étudiées, ce sont les fenêtres de temps. Dans une grande majo-

rité des travaux, on associe une fenêtre de temps à chaque patient. La fenêtre de temps d'un patient définit la période de temps durant laquelle le patient est disponible pour recevoir le ou les soins prévus. Cette contrainte est similaire à l'extension proposé par le VRPTW.

La fenêtre de temps du patient peut être dite stricte, si elle doit être absolument respectée, ou souple si des violations sont permises.

Certains soins étant sensibles au temps (e.g. les prélèvements sanguins), de nombreux articles tels que Akjiratikar et al. (2007); Allaoua et al. (2013); Afifi et al. (2016) considèrent des fenêtres de temps strictes afin d'être sûres que le soin soit effectué durant la période de temps prévue.

De l'autre côté, les fenêtres de temps sont considérées comme souples par Bertels et al. (2006); Hiermann et al. (2015); Braekers et al. (2016a). Cela signifie qu'une plus grande flexibilité est accordée quant au respect de la fenêtre de temps initial. Cependant, des pénalités seront ajoutées à la fonction objectif, proportionnellement à l'écart temporel.

Par ailleurs, Trautsamwieser et al. (2011b) proposent une approche originale dans laquelle ils considèrent deux types de fenêtres de temps pour chaque soin : une première fenêtre de temps souple représentant l'intervalle de temps souhaité par le client et une seconde fenêtre de temps stricte, englobant la première, qui détermine la période de temps durant laquelle le soin doit absolument être effectué. L'un des objectifs considérés est alors de minimiser les violations des fenêtres de temps de préférence des patients.

Parmi les contraintes temporelles s'appliquant aux patients, on trouve également des dépendances temporelles entre les soins à effectuer. En fonction du type de soin à effectuer, on peut retrouver des dépendances temporelles au sein de plusieurs visites de la même tournée ou bien de plusieurs visites concernant des tournées différentes.

Dans le cas où des visites sont dépendantes temporellement au sein de la même tournée, on parle alors de visites disjonctives. Introduit par Kergosien et al. (2009), cette contrainte implique que les deux visites ne peuvent pas se dérouler simultanément, dû à des contraintes médicales. Il sera par exemple impossible d'effectuer, en même temps la toilette et la prise de sang chez un patient.

Il est également parfois important de préciser dans quel ordre seront effectués les soins chez un patient. Dans ce cas, on introduit des contraintes de précedence entre les visites comme l'ont fait Labadie et al. (2014) et Haddadene et al. (2016). Lorsqu'un patient a besoin de plusieurs soins faisant l'objet de plusieurs visites, les contraintes de précedence permettent d'indiquer quel soin devra être effectué avant tel autre. La figure 3.3 représente cette contrainte de précedence temporelle entre deux visites chez un même patient.

Enfin, certaines visites peuvent demander la présence de plusieurs soignants simultanément au domicile du patient afin de fournir un service. Dans cette situation, on introduit la notion de visites synchronisées. Lorsque deux visites sont synchronisées, cela signifie que les deux visites commenceront au même moment, chez le même patient. Une telle exigence se produit par exemple lorsqu'un patient en surpoids a besoin de deux personnes pour le soulever. Cette contrainte impliquant des tournées différentes représente un concept simple, mais implique pourtant une très grande complexité puisque les tournées ne peuvent alors plus être évaluées indépendamment les unes des autres. Déterminer à quel moment les deux visites se rejoindront chez le patient a un impact sur les deux tournées qui ne sont plus indépendantes. La figure 3.4 représente cette

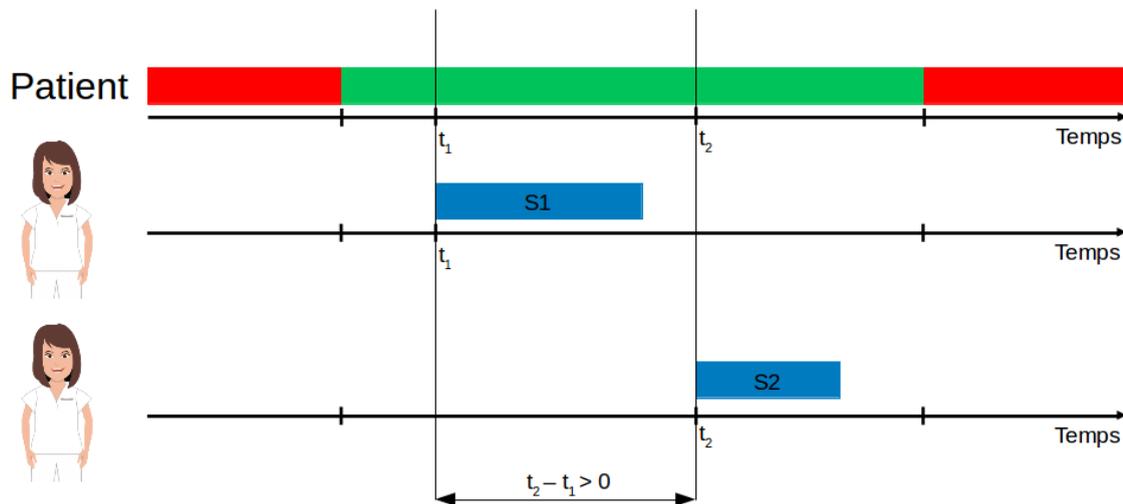


FIGURE 3.3 – Illustration de la précédence entre deux visites – La visite S2 doit commencer après la visite S1

dépendance temporelle entre les deux visites synchronisées.

Bredström et al. (2008) ont introduit cette synchronisation par paire de visites, indépendamment des véhicules utilisés dans leur travail. Ils ont également fait l'illustration de manière plus générale de cas d'application de cette synchronisation dans d'autres cas réels, que ce soit pour des conducteurs de bus ou pour faire partir des avions à la même heure. La synchronisation entre deux visites a été beaucoup étudiée dans la littérature et on l'a retrouvée dans de nombreux autres travaux tels que Redjem et al. (2012); Mankowska et al. (2014); Afifi et al. (2016).

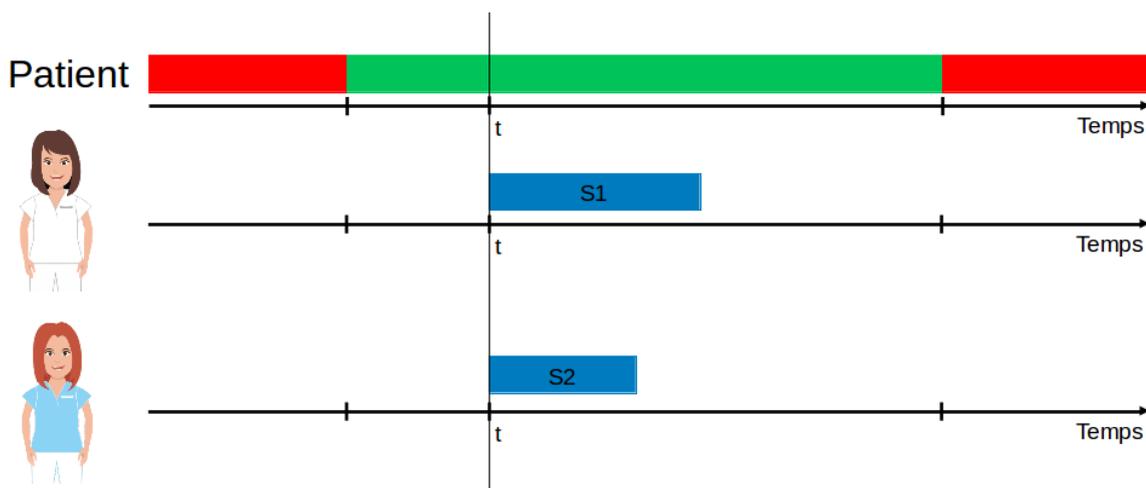


FIGURE 3.4 – Illustration de la synchronisation de deux visites qui débutent à l'instant t

Contraintes d'affectation concernant le patient Dans certains cas, il peut arriver que le patient ait lui-même des préférences ou des incompatibilités concernant le personnel soignant venant chez lui. Pour des raisons personnelles ou s'il ne s'entend pas avec le personnel soignant, il peut demander à ne pas être servi par certaines personnes. Cette

contrainte a été étudiée dans la littérature par Trautsamwieser et al. (2011a). Dans leur article, les langues parlées par les clients et les soignants sont répertoriées. La communication étant une partie essentielle du service rendu, il est important que le patient et le soignant parlent la même langue. Ainsi, un client peut refuser d'être visité par un soignant s'il ne parle pas la même langue. Par ailleurs, ils ont également modélisé les préférences d'un patient envers certains soignants. Dans leur modélisation, l'un des objectifs est de respecter le plus possible les préférences des patients envers certains soignants.

Contraintes géographiques concernant le patient Le réseau de transport est une caractéristique importante du problème de planification des soins hospitaliers à domicile. En fonction de la zone géographique dans laquelle se trouvent les patients (urbaine ou rurale), les temps de transport pourront grandement varier. De plus, la répartition des patients dans la zone géographique de façon aléatoire ou regroupées selon des quartiers/villages a également une importance.

À ce sujet, Rest et al. (2012) ont étudié les différentes conditions et menaces potentielles pour la planification des soins hospitaliers à domicile dans les zones rurales et urbaines. Ils ont développé un outil d'aide à la décision pour l'optimisation des tournées dans un milieu urbain. Cet outil n'est cependant pas applicable à un milieu rural dû aux différents modes de transport présents et à la plus grande dépendance des temps de déplacement vis-à-vis du moment de la journée considérée.

De plus, les mêmes auteurs ont souligné les variations entre le temps passé à effectuer des soins et le temps de déplacement en fonction du type de zone géographique.

Dans nos travaux, nous avons également étudié l'impact de la répartition géographique des patients en fonction du contexte urbain ou rural. En considérant une modélisation multi-objectif du problème de planification des soins, nous avons mis en avant une plus grande difficulté à minimiser le temps de trajet total du personnel soignant tout en équilibrant le temps de trajet de chacun des soignants lorsque l'on se trouve dans une configuration rurale.

Par ailleurs, on rencontre souvent une grande variété de modes de déplacement (métro, bus, voiture, . . .) dans les zones urbaines. Ces modes de déplacement ont également été pris en compte dans certains travaux afin de représenter le déplacement du personnel soignant tels que Hiermann et al. (2015); Rest et al. (2016).

Contraintes temporelles concernant le personnel soignant Au sein d'une structure d'hospitalisation à domicile, on retrouve des salariés avec différents contrats de travail. Le contrat de travail d'un soignant implique bien souvent des contraintes concernant son temps de travail en fonction du type de son contrat. Les soignants peuvent travailler à temps plein, à temps partiel ou être salariés libéraux.

Dans leur travail, l'un des premiers concernant la planification de soins à domicile, Cheng (1998) ont considéré la planification du personnel travaillant à temps plein ou à temps partiel. Les salariés à temps plein sont rémunérés un montant défini quelle que soit leur charge de travail durant la période prévue. En revanche, ils reçoivent un complément de rémunération si ils travaillent également en dehors de la période de temps prévu initialement. Les salariés à temps partiel sont quant à eux payés pour chaque heure de travail effectif. L'objectif considéré dans l'article est de minimiser le coût associé aux

heures supplémentaires faites par le personnel à temps complet ainsi que les heures de travail facturés aux salariés à temps partiel.

La période durant laquelle le personnel soignant est disponible est représentée par une fenêtre de temps.

Dans la plupart des travaux de la littérature tels que Allaoua et al. (2013); Issaoui et al. (2015); Hiermann et al. (2015); Afifi et al. (2016), la période de travail du personnel soignant est pré-définie. Cela signifie qu'il est impossible d'effectuer des heures supplémentaires afin de satisfaire les patients. Une période de temps fixe est associée à chaque soignant dans cette situation, qui correspond à ces horaires de travail. Une solution impliquant un dépassement des horaires de travail prévus constitue dans ce cas une solution infaisable.

Dans d'autres cas, la période de travail est dite souple. Cela signifie qu'il est possible pour le personnel soignant d'effectuer des heures supplémentaires par rapport à ce qui était initialement prévu. Des violations des fenêtres de temps de travail engendreront cependant des pénalités dans la fonction objectif et ainsi affecteront la qualité de la solution. Cette variante permet d'apporter plus de flexibilité car la pénalité peut varier d'un soignant à l'autre afin de donner plus ou moins de souplesse pour effectuer des heures supplémentaires. On retrouve cette variante au niveau des horaires de travail du personnel soignant dans de nombreux travaux tels que Bertels et al. (2006); Trautsamwieser et al. (2011b); Braekers et al. (2016a).

Par ailleurs, le temps de travail du personnel soignant peut aussi être entrecoupé par des pauses (e.g. pause-déjeuner). Les pauses sont le plus souvent représentées sous la forme d'une période de temps durant laquelle le soignant ne peut pas travailler comme l'ont fait Liu et al. (2017); Nasir et al. (2018).

Contraintes d'affectation concernant le personnel soignant Dans le domaine médical, il est obligatoire que le soignant ait le niveau de qualification nécessaire pour effectuer les soins chez un patient. C'est une condition nécessaire au bon suivi du projet thérapeutique du patient. Cette contrainte est similaire à l'extension proposée par le HFVRP.

Par exemple, une prise de sang ne pourra être effectuée que par une infirmière. Les autres personnels soignants (e.g. aide-soignante) ne sont pas autorisés à effectuer ce type d'acte médical.

Dans l'un de nos travaux réalisés au cours de la thèse, nous avons tiré profit de cette contrainte pour proposer une approche de résolution en deux phases. Dans un premier temps, la planification des soins effectués par les infirmiers est résolue. Le planning obtenu est ensuite utilisé comme donnée d'entrée pour la planification des soins effectués par les aides-soignants.

Lanzarone et al. (2014) ont également modélisé les compétences du personnel soignant en fonction de leur possibilité d'effectuer des soins palliatifs ou non. Kergosien et al. (2009) ont représenté la fonction d'un soignant (e.g. docteur, infirmier, etc.) sous la forme de compétences. Dans ce cas, chaque soin demandé par un patient est associé à un niveau de compétence qui détermine la fonction du soignant pouvant effectuer le soin.

L'une des composantes importantes du problème de planification de soins à domicile est l'équilibrage de la charge de travail entre les différents soignants. Afin d'améliorer

l'acceptation du planning par le personnel et d'en faciliter l'applicabilité, il est important que tous les soignants aient un temps de travail équilibré, afin d'éviter une source potentielle de conflits.

L'équité parfaite étant généralement difficile, voire impossible à atteindre, l'équilibrage de la charge de travail est bien souvent intégré à la fonction objectif. La notion de charge de travail fait également l'objet de différentes définitions en fonction des travaux. Ainsi, Liu et al. (2013b) ont considéré la charge de travail d'un personnel soignant comme étant son temps de trajet au cours de sa tournée. Bredström et al. (2008) ont considéré la charge de travail comme étant le temps passé à effectuer des soins. Enfin, Nasir et al. (2018) ont représenté la charge de travail par la différence entre le temps d'inactivité total de tous les infirmiers embauchés et le temps d'inactivité maximal parmi les infirmiers embauchés.

Contraintes géographiques concernant le personnel soignant La dispersion des patients dans la zone géographique d'action, en particulier dans les zones rurales, poussent bien souvent les structures de soins hospitalier à domicile à ouvrir de nouveaux centres de soins afin de se rapprocher de leurs patients. Les personnels soignants employés par la structure sont alors affectés à l'un des centres de soins. On se retrouve alors dans une situation similaire au MDVRP.

Quelques travaux se sont intéressés au cas où la structure d'HAD possède plusieurs centres de soins. C'est notamment le cas lorsque le territoire d'action devient trop grand ou difficilement accessible à cause de contraintes territoriales. Ainsi, Bard et al. (2013) ont résolu le problème de planification de soins hebdomadaire et ont présenté une série de modèles prenant en compte un ou plusieurs centres de soins pour la structure de soins à domicile. Ils ont considéré que chaque personnel soignant est affecté à un lieu unique d'où il commence et termine sa journée.

Cependant, la plupart des travaux de la littérature ne considère qu'un seul centre de soins pour la structure d'HAD, dont le personnel soignant doit commencer et finir sa tournée comme Errarhout et al. (2013); Shi et al. (2018).

Enfin, on retrouve quelques articles dont les membres du personnel soignant ne commencent pas leur tournée depuis le centre de soins mais depuis leur domicile par Akjiratikarl et al. (2007); Trautsamwieser et al. (2011a).

Pour résumer, on peut mettre en avant la diversité et la complexité des contraintes présentées qui rendent la modélisation du problème de planification des soins à domicile ardue. D'une part, on retrouve des contraintes spécifiques au monde de l'hospitalisation à domicile (équilibre de la charge de travail, synchronisation, ...) et de l'autre des contraintes plus classiques provenant des problèmes de tournées de véhicules (fenêtres de temps, horizon de planification, ...). Cet ensemble de contraintes à mettre en place rendent difficile la résolution du problème de planification tant l'ajout de contraintes restreint l'espace des solutions faisables.

3.2.3.3/ MÉTHODES DE RÉOLUTION

Dans cette partie, nous allons présenter les différentes méthodes de résolution utilisées dans la littérature pour résoudre le problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

Méthodes exactes Les méthodes de résolution exactes permettent d'obtenir la(les) solution(s) optimale(s) à un problème posé. Malgré la qualité de la solution obtenue, les algorithmes de résolution ont une complexité exponentielle par rapport à la taille du problème. En somme, elles ne peuvent résoudre que des instances de taille limitée, en fonction de la nature du problème.

Rasmussen et al. (2012) ont proposé un branch-and-price pour résoudre un problème de planification des soins hospitaliers à domicile. Les auteurs ont conçu une approche de génération de colonnes dynamique intégrée dans un branch-and-price pour lequel les dépendances temporelles concernant les heures de début des soins doivent être respectées. Le problème est décomposé selon la méthode développée par Dantzig et al. (1960).

De la même manière, Yuan et al. (2015) ont transformé le problème original en un problème principal et un sous-problème de pricing. Un algorithme de génération de colonnes est développé pour résoudre la relaxation du problème principal et obtenir une borne inférieure. Un algorithme d'étiquetage et plusieurs techniques d'accélération ont été conçus pour résoudre le sous-problème de pricing.

Par ailleurs, Trautsamwieser et al. (2014) ont développé un branch-and-price-and-cut pour résoudre une planification à plusieurs jours des soins hospitaliers à domicile. Ils ont également développé une recherche à voisinage variable afin d'obtenir une borne supérieure au problème d'optimisation. L'algorithme de branch-and-price-and-cut permet de résoudre des instances comportant 9 infirmiers, 45 patients et 203 visites à effectuer sur un horizon d'une semaine.

Enfin, le problème peut également être traité de façon optimale en utilisant des solveurs permettant de résoudre un programme d'optimisation linéaire tels que Gurobi ou CPLEX par Aiane et al. (2015); Decerle et al. (2016a).

Méthodes approchées Les méthodes de résolution approchées permettent d'obtenir une ou plusieurs solutions à un problème d'optimisation, sans garantie de qualité de la solution. L'utilisation d'une méthode de résolution approchée permet de choisir le critère d'arrêt de l'algorithme, qui influencera bien entendu la qualité de l'optimisation. Même pour les problèmes de taille importante, les méthodes approchées se révèlent bien souvent efficaces. L'objectif sera alors de calculer efficacement de "bonnes" solutions mais sans garantie d'optimalité. En effet, il n'y a aucune garantie de qualité concernant la ou les solutions obtenues.

Dans la littérature, il existe une très grande variété de méthode de résolution approchées, que ce soit des heuristiques spécifiques au problème ou des métaheuristiques.

Concernant les heuristiques, Redjem et al. (2016) ont suggéré une méthode de résolution en deux phases. La première consiste à construire les tournées optimales des soignants sans prendre en compte les contraintes de précédence et de synchronisation des soins. La seconde étape intègre les contraintes relaxées pour obtenir la solution finale, tout en satisfaisant toutes les contraintes du problème.

Cire et al. (2012) ont également proposé une heuristique adaptant la logique de la décomposition de Benders (1962) au problème de soins hospitaliers à domicile. Le problème principal de Benders est résolu par une heuristique gloutonne améliorée par de la programmation par contraintes. Les sous-problèmes sont eux résolus par la pro-

grammation par contraintes.

Nous avons également proposé une heuristique pour la planification des infirmiers et aides-soignants à domicile. Dans un premier temps, la planification des soins effectués par les infirmiers est résolue. Le planning obtenu est ensuite utilisé comme donnée d'entrée pour la planification des soins effectués par les aides-soignants. Un modèle d'optimisation linéaire est résolu à chaque étape par Gurobi.

Enfin, Bowers et al. (2015) ont considéré un algorithme adapté de l'heuristique proposé initialement par Clarke et al. (1964) pour les problèmes de tournées de véhicules. Alors que l'heuristique originale ne se base que sur les coûts de transports, Bowers et al. (2015) l'ont adapté pour également prendre en compte la continuité des soins et la satisfaction des préférences des patients.

Concernant les métaheuristiques, on en retrouve un très grand nombre appliquées au problème de planification des soins hospitaliers à domicile. Cependant, l'absence d'un ensemble d'instances reprenant toutes les caractéristiques évoquées précédemment rend difficile la comparaison de toutes ces méthodes de résolution entre elles.

Akjiratikarl et al. (2007) ont appliqué l'optimisation par essais particulières (*Particle Swarm Optimization*). Cet algorithme s'inspire du monde du vivant et de la collaboration entre les individus. Une phase de recherche locale a également été intégrée afin d'améliorer encore la qualité des solutions obtenues. L'objectif est la minimisation de la distance totale parcourue par tous les soignants, tout en satisfaisant les contraintes de capacité et de fenêtres de temps.

Une métaheuristique à base de population a été implémentée par Shi et al. (2017). Les auteurs ont proposé un algorithme génétique hybride (*Hybrid Genetic Algorithm*) pour résoudre le problème avec une demande floue concernant la quantité de médicaments nécessaires pour chaque patient.

Rest et al. (2016) ont quant à eux implémenté trois recherches tabous (*Tabu Search*) pour résoudre le problème d'optimisation en considérant que le personnel soignant peut se déplacer soit à pied, soit en transport en commun (bus, tramway, train et métro). Elbenani et al. (2008) avait également implémenté précédemment une recherche tabou pour un problème similaire.

Une approche de résolution basée sur une recherche à voisinage variable (*Variable Neighborhood Search*) a été proposée par Trautsamwieser et al. (2011a) pour la planification des soins hospitaliers à domicile en cas de catastrophe naturelle. La recherche à voisinage variable combine une phase d'exploration de nouveaux espaces de recherche et une phase d'intensification durant laquelle on recherche une meilleure solution que la solution courante dans un voisinage précis.

De façon similaire, Mankowska et al. (2014) ont implémenté une recherche à voisinage variable adaptable (*Adaptive Variable Neighborhood Search*) pour le problème de planification de soins hospitaliers à domicile avec des visites interdépendantes. L'algorithme adapte l'ordre dans lequel les voisinages sont explorés afin d'aller prioritairement vers le voisinage ayant le meilleur potentiel pour obtenir de bonnes solutions.

Bertels et al. (2006) ont combiné la programmation linéaire, la programmation par contraintes et la recherche tabou ou le recuit simulé. Leur algorithme fonctionne en deux étapes. L'affectation des visites aux soignants est d'abord effectuée puis la séquence des visites pour chaque soignant est gérée dans la deuxième phase.

Toutes les métaheuristiques présentées auparavant ne concernent que la version mono-objectif du problème. Un seul article traite de la version multi-objectif en utilisant une méthode de résolution permettant d'obtenir un ensemble de solutions représentant le front Pareto.

Ainsi, Braekers et al. (2016a) ont implémenté un algorithme multiobjectif basé sur la recherche locale. Initialement proposé par Tricoire (2012), l'algorithme de recherche locale multi-directionnelle cherche à améliorer un seul objectif à la fois à chaque itération afin de créer une nouvelle solution, meilleure que la solution précédente concernant l'objectif optimisé. Les auteurs ont donc appliqué ces méthodes de résolution approchées afin d'optimiser simultanément les coûts dûs au transport et aux heures supplémentaires effectuées et améliorer la satisfaction des patients.

Pour une revue de littérature approfondie concernant les problèmes de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile, nous recommandons les récents états de l'art de Fikar et al. (2017); Cissé et al. (2017); Di Mascolo et al. (2017).

Pour résumer, on constate une très grande diversité dans les contraintes prises en compte et les méthodes de résolution employées pour optimiser le problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

3.3/ POSITIONNEMENT DE NOTRE TRAVAIL

Cette section présente le positionnement de nos travaux de thèse afin de mieux les situer par rapport aux travaux effectués précédemment.

Au vue des précédentes sections, on constate aisément une très grande variété aussi bien concernant les contraintes prises en compte, les objectifs optimisés que les méthodes utilisées pour résoudre le problème.

Parmi l'ensemble des travaux réalisés jusqu'à présent, les contraintes de notre problème sont la plupart du temps étudiées séparément les unes des autres. Ainsi, la disponibilité des patients, la synchronisation des visites ou la prise en compte des compétences des soignants apparaissent indépendamment en fonction des articles étudiés. Seuls quelques travaux prennent en compte ces trois contraintes simultanément.

Dans notre modélisation du problème, nous avons souhaité donner de la flexibilité en rendant certaines contraintes souples, afin de pouvoir s'adapter à chaque cas d'application. Ainsi, les fenêtres de temps de disponibilité des patients et la synchronisation des visites sont étudiées conjointement comme des contraintes souples. Cette dernière contrainte n'a pas été étudiée dans les travaux de la littérature que nous connaissons.

Toujours dans le soucis de proposer une modélisation flexible pouvant s'adapter à des cas d'applications réels, nous avons étudié l'équilibrage des tournées de façon à pouvoir paramétrer la définition de la charge de travail. En effet, les travaux effectués précédemment définissaient la charge de travail uniquement de manière fixe comme étant le temps de trajet ou le temps passé à effectuer des soins par exemple.

L'ensemble de ces nouvelles contraintes prises en compte nous a amené à étudier le problème sous sa forme multi-objectif. A notre connaissance, seul Braekers et al. (2016a) avait calculé l'ensemble des solutions du front Pareto pour le problème de planification des soins hospitaliers à domicile. Dans notre cas, nous avons développé une méthode

de résolution originale afin d'optimiser notre problème et ses nouvelles contraintes sous sa forme multi-objectif. L'objectif de cette méthode est de pouvoir obtenir un ensemble de solutions, permettant au décideur de sélectionner selon ses attentes mais aussi selon les souhaits des patients et du personnel soignant la meilleure solution.

Pour terminer, nous avons travaillé sur l'affectation optimale du personnel soignant aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile. Dans la littérature, cet aspect n'est pas pris en compte et le personnel soignant est affecté d'office à l'un ou l'autre des centres de soins de la structure d'HAD. Nous avons cherché à établir une meilleure planification des soins en traitant le problème de façon globale et en modélisant l'affectation du personnel soignant aux centres de soins de la structure d'HAD.

Ces différents travaux ont été menés dans le but d'offrir une plus grande flexibilité aux décideurs lors de la modélisation et de l'optimisation des tournées pour l'hospitalisation à domicile.

3.4/ CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de la vaste littérature concernant le problème de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile.

Issu des problèmes de tournées de véhicule, nous avons présenté les contraintes spécifiques au monde de l'hospitalisation à domicile, aussi bien concernant la structure d'HAD, les patients et le personnel soignant.

La revue de littérature montre que les caractéristiques les plus fréquemment étudiées sont les contraintes temporelles liées à la disponibilité des patients et aux dépendances entre les visites. Par ailleurs, le problème a été étudié dans la très grande majorité sous sa forme mono-objectif. Le critère à optimiser le plus souvent étudié est la minimisation des coûts/temps de transport du personnel soignant. Concernant les approches de résolution, les méthodes approchées de toutes sortes ont largement été appliquées à ce problème. La complexité et la fréquence à laquelle la planification doit être effectuée rend particulièrement cohérente l'utilisation des méthodes approchées qui permettent d'obtenir rapidement une solution de qualité.

Nous avons finalement présenté le positionnement de nos travaux vis-à-vis de la littérature existante. Afin de donner plus de liberté aux preneurs de décision, nous nous sommes intéressés à donner plus de flexibilité à notre modélisation afin d'être applicable à un grand nombre de structure d'hospitalisation à domicile. Les quatre prochains chapitres de cette thèse présentent nos travaux en ce sens.

PLANIFICATION DES SOINS HOSPITALIERS À DOMICILE AVEC CONTRAINTES DE FENÊTRES DE TEMPS ET SYNCHRONISATION

4.1/ INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous étudions la planification des soins hospitaliers à domicile en portant un intérêt particulier aux contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation.

Comme présenté dans le chapitre précédent, le problème de planification des soins hospitaliers à domicile est sujet à de nombreuses variantes et extensions. Parmi les contraintes les plus fréquemment prises en compte, on retrouve les contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation.

Dans la littérature, la plupart des travaux modélisent les fenêtres de temps comme des contraintes strictes. Une fenêtre de temps stricte pour une visite représente l'intervalle de temps durant lequel la visite doit commencer. Ainsi, le personnel soignant doit absolument arriver chez le patient durant la période restreinte par la fenêtre de temps, sous peine de devoir attendre s'il arrive en avance. En revanche, une fenêtre de temps souple est considérée comme une préférence qui peut ne pas être entièrement satisfaite. Dans ce cas, le personnel soignant peut arriver chez le patient légèrement avant ou après la fenêtre de temps.

Par ailleurs, les travaux de la littérature ont considéré les contraintes de synchronisation comme des contraintes strictes, c'est-à-dire que les deux personnels soignants doivent arriver exactement au même moment chez le patient.

Dans ce chapitre, nous considérons les contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation comme des contraintes souples ce qui représente une contribution majeure de ce chapitre. Nous allons également présenter un algorithme mémétique original pour la résolution de cette problématique d'optimisation. L'algorithme mémétique est comparé avec d'autres méthodes de résolution aussi bien en considérant des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples que strictes.

Par rapport à l'état de l'art, cette variante apporte plus de flexibilité à la modélisation du problème. L'introduction des contraintes souples pour les fenêtres de temps et les visites

synchronisées pour le problème de planification des soins hospitaliers à domicile peut également être réduite à un problème avec des contraintes strictes lorsque l'on considère des pénalités très élevées pour empêcher les violations des contraintes souples.

Dans le domaine des soins hospitaliers à domicile, cette variante permet à l'infirmier coordinateur de définir plus précisément les souhaits des patients pour recevoir leurs soins, afin d'améliorer la qualité de la planification obtenue et la satisfaction des patients. Cette précision n'est pas possible dans une modélisation utilisant seulement des contraintes strictes. Cependant, cela implique que l'infirmier coordinateur connaisse exactement les besoins de chaque patient et éventuellement les contraintes liées aux soins qu'ils doivent recevoir.

Les infirmiers coordinateurs peuvent ainsi indiquer avec précision quels patients doivent être absolument traités pendant leur période de disponibilité (e.g. parce qu'ils doivent travailler le reste du temps ou si les soins doivent être prodigués à un moment très précis). Sinon, les patients ayant moins de contraintes de temps pendant la journée car la plupart du temps à la maison (e.g. des personnes âgées) pourront recevoir leurs soins avec plus de flexibilité en dehors de la période de disponibilité initialement prévue. Une connaissance approfondie de chaque patient est ainsi nécessaire pour tirer profit de cette méthode.

Sur le même principe, la nécessité d'avoir deux personnels soignants arrivant chez le patient exactement en même temps dépend du type de soin à effectuer. Si la tâche nécessitant les deux soignants est courte (comme soulever ou retourner un patient alité), l'infirmier coordinateur pourra donner plus de flexibilité à l'arrivée simultanée des deux soignants, puisqu'ils n'auront besoin d'être ensemble que pendant une petite partie des soins. Pour le reste, les soignants seront en mesure d'effectuer leurs tâches indépendamment.

Le reste de ce chapitre se décompose comme suit. La définition du problème étudié est rappelée dans la section 4.2. Dans la section 4.3, le problème est formulé sous la forme d'un programme linéaire à variables mixtes avec une description des différents paramètres, variables et contraintes prises en compte. Une attention particulière est portée à la modélisation des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation. Dans la section 4.4, l'algorithme mémétique utilisé pour la résolution du problème est présenté. Les instances de test, le paramétrage des expériences et les performances de l'algorithme mémétique sont mesurées par l'analyse des résultats expérimentaux dans la section 4.5. Enfin, le chapitre se termine par quelques remarques et conclusions dans la section 4.6.

4.2/ DESCRIPTION DU PROBLÈME

Le problème auquel nous nous intéressons concerne la planification des soins à domicile avec contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation. Nous le définissons de la manière suivante.

Étant donné un ensemble de personnels soignants et un ensemble de visites à effectuer chez les patients, l'objectif est de trouver un horaire valide et un itinéraire sur une période d'une journée pour chaque membre du personnel soignant. La planification qui en résulte doit indiquer quelle visite doit être effectuée par quel membre du personnel soignant et à

quel horaire la visite devra commencer chez le patient.

Chaque membre du personnel dispose d'une période d'activité définie, ce qui signifie qu'il ne travaille que pendant cette période. Les membres du personnel sont associés à l'un des centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile à partir duquel ils doivent commencer et terminer leur journée de travail. Chaque membre du personnel utilise le même mode de transport, c'est-à-dire une voiture fournie par l'entreprise de soins hospitaliers à domicile. Le travail sous la forme d'heures supplémentaires n'est pas autorisé en raison d'une augmentation des coûts de travail pour l'entreprise. Les membres du personnel soignant sont soit des infirmier(e)s, soit des aides-soignant(e)s. Chaque membre du personnel soignant a un salaire fixe différent qui est basé sur ses compétences et ses expériences passées.

L'heure de début d'une visite chez un patient est restreint par une fenêtre temporelle. Par conséquent, le patient et la structure de soins hospitaliers à domicile conviennent à l'avance d'une fenêtre de temps durant laquelle les soins peuvent commencer. Cependant, cette fenêtre de temps de disponibilité du patient peut être partiellement satisfaite en démarrant la visite peu de temps avant ou après la préférence du patient. On considère ainsi que les fenêtres de temps de disponibilité des patients sont dites "souples". Chaque fenêtre de temps d'un patient est spécifique à la visite en fonction de la disponibilité du patient et du type de soins à fournir. En conséquence, le niveau de tolérance pour respecter la fenêtre temporelle est également différent selon les soins à fournir.

Les visites sont effectuées par une seule catégorie de personnel soignant (par exemple, un prélèvement sanguin est effectuée uniquement par un infirmier). Ainsi, certaines combinaisons visite / personnel soignant sont impossibles. Certaines visites doivent également être synchronisées lorsque les soins de santé doivent être effectués par deux membres du personnel simultanément.

Enfin, nous considérons que l'objectif de l'entreprise de soins hospitaliers à domicile est de minimiser le temps total des trajets parcourus par les membres du personnel soignant au cours de leur journée de travail ainsi que la violation des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation.

4.3/ MODÉLISATION MATHÉMATIQUE

Dans cette partie, nous présentons la modélisation sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec contraintes de fenêtres de temps et synchronisation.

4.3.1/ NOTATIONS GÉNÉRALES

Le problème de planification des soins à domicile est modélisé sous la forme d'un graphe $G = (N, A)$ où N est l'ensemble des nœuds et A l'ensemble des arcs. L'ensemble des visites à effectuer est noté O et l'ensemble des centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile est noté P . Ainsi, $N = O \cup P$. Chaque visite est représentée distinctement par un nœud dans le graphe, même si deux visites ou plus sont associées au même emplacement physique ou non. Par exemple, si un client a besoin de deux visites au cours de la journée, un nœud sera créé pour chaque visite et les deux auront le même

emplacement géographique. En utilisant cette information, l'ensemble des arcs est défini comme $A = \{(i, j) | i, j \in N, i \neq j\}$. Chaque arc (i, j) de A a une distance d_{ij} .

L'horizon de la planification des tournées de soins hospitaliers à domicile est délimité par les bornes temporelles inférieures l^T et supérieures u^T .

L'ensemble des personnels soignants est noté S . Pour chaque soignant $i \in S$, une période d'activité dite "stricte" $[\alpha_i, \beta_i]$ est définie. L'ensemble $R = \{r_1 = \mathcal{N}, r_2 = \mathcal{A}\}$ représente les rôles que peuvent avoir les soignants. Les infirmiers ont le rôle \mathcal{N} et les aides-soignants ont le rôle \mathcal{A} . L'association d'un rôle à un membre du personnel i est définie par le paramètre binaire η_{ij} . Le paramètre η_{ij} est égal à 1 si le membre du personnel i a le rôle r_j et 0 sinon.

Les centres de soins de la structure de soins à domicile sont situés dans des endroits différents et ont donc des emplacements géographiques différents. Le paramètre binaire $\gamma_i^k = 1$ si le personnel soignant i est associé à l'endroit k , et zéro sinon.

De plus, pour chaque visite $i \in O$ chez le patient, une durée c_i représente le temps nécessaire pour effectuer les soins. Une fenêtre de temps souple $[a_i, b_i]$ représente la disponibilité du patient pour recevoir le soin. Le paramètre binaire $\delta_{ij} = 1$ si les visites i et j sont synchronisées, et 0 sinon.

Enfin, le rôle du personnel soignant nécessaire pour effectuer la visite i est définie par ρ_{ij} . Si la visite i nécessite un soignant avec le rôle r_j , alors $\rho_{ij} = 1$, et zéro sinon.

4.3.2/ CONTRAINTES SOUPLES

Dans cette partie, nous présentons le concept des pénalités appliqués lors de la violation des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation.

Dans un premier temps, nous définissons deux zones qui engendrent des pénalités lorsque les contraintes souples ne sont pas satisfaites. Si la violation de la contrainte souple est dans un intervalle de temps raisonnable, alors des pénalités seront ajoutées à la fonction objectif. Cependant, si la plupart du soin est effectué en dehors de la fenêtre de temps de disponibilité du patient ou si les visites synchronisées commencent avec un écart temporel trop important, des pénalités supplémentaires seront ajoutées en lien avec la deuxième zone.

La limite temporelle séparant les deux zones de pénalité est notée τ_i pour la fenêtre de temps de la visite i et τ_{ij} pour les visites synchronisées i et j . Cette limite correspond à un pourcentage défini λ de la durée de la visite. Dans ce chapitre, nous considérons que $\tau_i = \lambda \times c_i$.

Dans un second temps, nous proposons que les pénalités appliquées à une visite si l'heure de début est en dehors de la fenêtre temporelle de disponibilité du patient soit définie par une fonction linéaire par morceaux notée f_i . La fonction de pénalité par morceaux est utilisée pour appliquer des pénalités proportionnelles à l'avance ou au retard de l'heure de début de la visite. Ce concept de fonction de pénalité a déjà été appliqué aux fenêtres temporelles d'une façon différente par Bertels et al. (2006) et Triki et al. (2014).

Chaque minute de violation appartenant à la première zone entraîne une pénalité v_i^t . De plus, cette pénalité par minute est multipliée par un facteur p^t dans la zone engendrant des coûts supplémentaires. Les minutes de violation d'avance et de retard concernant la

fenêtre temporelle du patient i dans la première zone sont respectivement définis par les variables τ_i^{e-} et τ_i^{l-} . De même, les minutes de violation en avance et en retard appartenant à la deuxième zone sont respectivement définis par les variables τ_i^{e+} et τ_i^{l+} . Pour résumer, la fonction f_i calcule le montant de la pénalité liée au non-respect de la fenêtre temporelle pour la visite i .

En conséquence, la fonction de pénalité $f_i(t_i)$ est définie de la manière suivante :

$$f_i(t_i) = \begin{cases} v_i^t \cdot (\tau_i^{e-} + p^t \cdot \tau_i^{e+}), & \text{si } t_i < a_i - \tau_i \\ v_i^t \cdot \tau_i^{e-}, & \text{si } t_i \in [a_i - \tau_i, a_i[\\ 0, & \text{si } t_i \in [a_i, b_i] \\ v_i^t \cdot \tau_i^{l-}, & \text{si } t_i \in]b_i, b_i + \tau_i[\\ v_i^t \cdot (\tau_i^{l-} + p^t \cdot \tau_i^{l+}), & \text{si } t_i \geq b_i + \tau_i \end{cases}$$

avec :

$$\tau_i^{e-} = \min(\tau_i, \max(0, a_i - t_i)) \quad \forall i \in O \quad (4.1)$$

$$\tau_i^{e+} = \max(0, a_i - t_i) - \tau_i^{e-} \quad \forall i \in O \quad (4.2)$$

$$\tau_i^{l-} = \min(\tau_i, \max(0, t_i - b_i)) \quad \forall i \in O \quad (4.3)$$

$$\tau_i^{l+} = \max(0, t_i - b_i) - \tau_i^{l-} \quad \forall i \in O \quad (4.4)$$

La linéarisation des contraintes (4.1) à (4.4) est présentée dans l'annexe A.1 afin d'obtenir un programme linéaire en variables mixtes. En effet, les fonctions $\max()$ et $\min()$ étant non linéaires, l'utilisation d'un solveur d'optimisation comme Gurobi pour résoudre le problème serait alors impossible.

La figure (4.1) représente la valeur de la fonction de pénalité $f_i(t_i)$ en fonction de l'horaire de début de la visite i .

Par ailleurs, nous définissons la fonction linéaire par morceaux g_{ij} pour calculer la pénalité appliquée à la synchronisation des visites i et j .

Le paramètre binaire δ_{ij} est utilisé lorsque deux visites i et j doivent être synchronisées. $\delta_{ij} = 1$ si les visites i et j sont synchronisées, et 0 sinon. Chaque minute de différence entre les heures de début des visites synchronisées se traduit par une pénalité par minute v_{ij}^s jusqu'à une limite de temps de τ_{ij} . De plus, cette pénalité par minute est multipliée par un facteur p^s dans la deuxième zone engendrant un coût supplémentaire. Le nombre de minutes de violation des visites synchronisées dans la première zone est noté t_{ij}^{s-} . De même, le nombre de minutes de violation appartenant à la zone supplémentaire est indiqué par la variable t_{ij}^{s+} .

En conséquence, la fonction de pénalité $g_{ij}(t_i, t_j)$ est définie de la manière suivante :

$$g_{ij}(t_i, t_j) = \begin{cases} 0, & \text{si } t_i = t_j \\ v_{ij}^s \cdot t_{ij}^{s-}, & \text{si } |t_i - t_j| \leq \tau_{ij} \\ v_{ij}^s \cdot (t_{ij}^{s-} + p^s \cdot t_{ij}^{s+}), & \text{si } |t_i - t_j| > \tau_{ij} \end{cases}$$

avec :

$$t_{ij}^{s-} = \min(\tau_{ij}, |t_i - t_j|) \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (4.5)$$

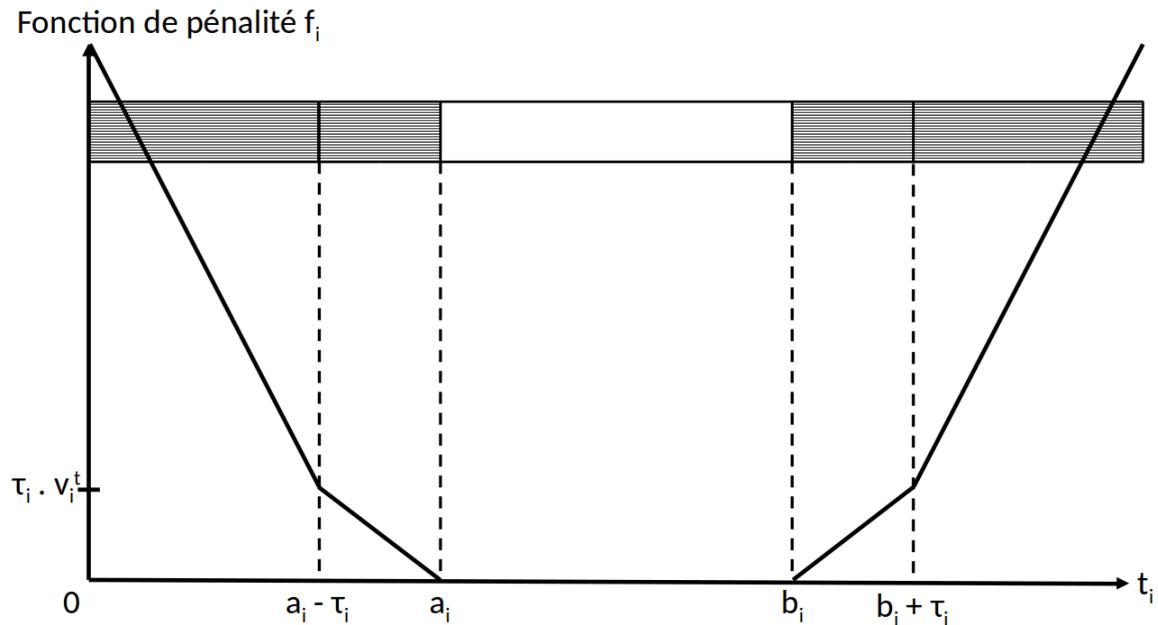


FIGURE 4.1 – Valeur de la fonction de pénalité f_i en fonction du temps de début de la visite t_i

$$t_{ij}^{s+} = |t_i - t_j| - t_{ij}^{s-} \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (4.6)$$

La linéarisation des contraintes (4.5) et (4.6) est présentée dans l'annexe A.2 afin d'obtenir un programme linéaire en variables mixtes. En effet, les fonctions *min* et valeur absolue ne sont pas linéaires.

La figure (4.2) illustre la valeur de la fonction g_{ij} en fonction de l'heure de début des visites i et j .

4.3.3/ FORMULATION MATHÉMATIQUE

Dans cette partie, la formulation mathématique du problème est présentée.

La formulation du problème est originale à notre connaissance. Elle peut cependant être réduite à une formulation existante avec des contraintes strictes pour les fenêtres de temps et la synchronisation des visites comme celle suggérée par Bredström et al. (2008) en établissant des pénalités élevées pour éviter la violation des contraintes souples.

Les variables de décision utilisées dans le modèle mathématique sont définies ci-dessous :

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{si le personnel soignant } k \text{ se déplace de } i \text{ à } j \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

t_i = Heure de début de la visite i

De plus, l'horizon de planification considérée est d'une journée.

Afin de faciliter la compréhension du modèle mathématique, une description des ensembles, paramètres et variables utilisés est détaillée dans le tableau 4.1.

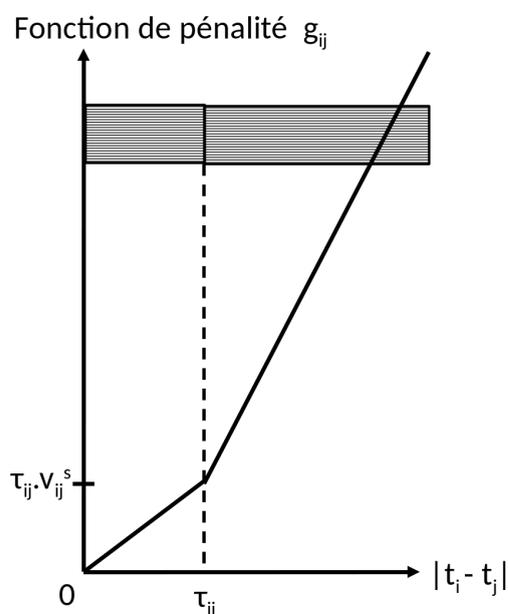


FIGURE 4.2 – Valeur de la fonction de pénalité g_{ij} en fonction des heures d'arrivée des deux soignants

Ensembles	Description	
N	Ensemble des noeuds	
S	Ensemble des personnels soignants	
O	Ensemble des visites	
P	Ensemble des centres de soins de la structure d'HAD	
R	Ensemble des rôles du personnel soignant	

Paramètres	Type	Description
d_{ij}	Réel positif	Temps de trajet de la visite i à j
c_i	Réel positif	Durée de la visite i
γ_i^k	Binaire	1 si le soignant i est affecté au centre de soins k , 0 sinon
$[\alpha_i, \beta_i]$	Intervalle de réels positifs	Période d'activité du soignant i
$[a_i, b_i]$	Intervalle de réels positifs	Fenêtre de temps de disponibilité pour la visite i
$[l^T, u^T]$	Intervalle de réels positifs	Période de planification
δ_{ij}	Binaire	1 si les visites i et j sont synchronisées, 0 sinon
η_{ij}	Binaire	1 si le soignant i a le rôle r_j , 0 sinon
ρ_{ij}	Binaire	1 si la visite i requiert un soignant avec le rôle r_j , 0 sinon
p^T	Réel positif	Coefficient multiplicateur pour les violations des fenêtres de temps
p^s	Réel positif	Coefficient multiplicateur pour les violations des visites synchronisées
M	Réel positif	Grand nombre

Variables de décision	Type	Description
x_{ij}^k	Binaire	1 si le personnel soignant k se déplace de i à j , 0 sinon
t_i	Réel positif	Horaire de début de la visite i

TABLE 4.1 – Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique

Le programme linéaire en variables mixtes du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec contraintes de fenêtres de temps et synchronisation est formulé de la manière suivante :

$$\min \sum_{i,j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k \times d_{ij} + \sum_{i \in O} f_i(t_i) + \sum_{i,j \in O} \delta_{ij} \times g_{ij}(t_i, t_j) \quad (4.7)$$

tel que :

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} \sum_{k \in S} x_{ij}^k = 1 \quad \forall i \in O \quad (4.8)$$

$$\sum_{j \in O} x_{ij}^k = \sum_{j \in O} x_{ji}^k = \gamma_k^i \quad \forall i \in P, k \in S \quad (4.9)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k = \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ji}^k \quad \forall i \in N, k \in S \quad (4.10)$$

$$t_j \geq t_i + c_i + d_{ij} + ((\sum_{k \in S} x_{ij}^k) - 1) \times M \quad \forall i \in N, j \in O, i \neq j \quad (4.11)$$

$$t_i \geq \alpha_k + ((\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k) - 1) \times M \quad \forall i \in O, k \in S \quad (4.12)$$

$$\beta_k \geq t_i + c_i + d_{ij} + (x_{ij}^k - 1) \times M \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S, i \neq j, \gamma_k^j = 1 \quad (4.13)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k = 0 \quad \forall i \in O, k \in S, r \in R, \eta_{kr} \neq \rho_{ir} \quad (4.14)$$

avec les contraintes (4.1) à (4.6)

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i \in N, j \in N, k \in S, \quad t_i \in T \quad \forall i \in O, j \in O, k \in S \quad (4.15)$$

La fonction objectif (4.7) minimise la somme des temps de trajet des membres du personnel soignant et des pénalités dues à la non-satisfaction des contraintes de fenêtres de temps et synchronisation. Les pénalités pour les violations des fenêtres de temps des patients ou des visites synchronisées sont divisées en deux parties, qu'elles engendrent une pénalité normale ou une pénalité supplémentaire en fonction de l'importance temporelle de la non-satisfaction.

La contrainte (4.8) garantit qu'une visite soit effectuée par un seul membre du personnel soignant. Le départ et l'arrivée des soignants au centre de soins auquel ils sont affectés est assuré par la contrainte (4.9) alors que la conservation du flux est garantie par la contrainte (4.10).

La contrainte (4.11) fait en sorte que pendant leur tournée, les membres du personnel soignant ont suffisamment de temps entre deux visites pour effectuer la première, puis se déplacer à l'endroit de la visite suivante afin d'y effectuer le prochain soin. De plus, les membres du personnel ne travaillent que pendant leur propre période d'activité. Ils effectuent des visites pendant cette période, mais ils doivent être de retour à leur centre de soins avant la fin de leur période d'activité en fonction des contraintes (4.12) et (4.13).

De plus, la contrainte (4.14) vise à associer un membre du personnel soignant ayant la qualification demandée à une visite pour effectuer les soins de santé.

Enfin, la contrainte (4.15) définit le domaine des variables.

Bien que ce modèle mathématique puisse être résolu par un solveur d'optimisation, il peut être facile de prouver que notre problème est NP-Difficile, car il a comme cas particulier le problème classique du VRP. Ainsi, sa complexité rend l'utilisation d'un solveur limité à des instances de petite taille. Ainsi, nous proposons un algorithme mémétique afin de

résoudre le problème de planification des soins hospitaliers à domicile. Cet algorithme est décrit dans la section suivante.

4.4/ ALGORITHME MÉMÉTIQUE

Parmi le domaine de recherche des algorithmes évolutionnaires, le choix a été fait de mettre en œuvre une approche basée sur une population comme un algorithme mémétique. L'algorithme mémétique a été introduit par Moscato (1989) comme la combinaison des algorithmes évolutionnaires avec une procédure de recherche locale. Le principal avantage de l'algorithme mémétique est de combiner la recherche globale de l'algorithme évolutionnaire avec la recherche locale pour améliorer les solutions de manière individuelle. Selon Alba (2005), "l'équilibre entre diversification et intensification est important, d'une part pour identifier rapidement les régions dans l'espace de recherche avec des solutions de qualité, et d'autre part pour ne pas perdre trop de temps dans des espaces de recherche déjà explorés ou ne proposant pas de solutions de qualité". Par exemple, la diversité pourrait être perdue si une recherche locale agressive était appliquée à chaque individu de la population ce qui conduirait l'algorithme à un optimum local sans possibilité de s'en échapper facilement.

Dans ce chapitre, l'algorithme mémétique est l'hybridation d'un algorithme génétique avec une procédure de recherche locale. La figure 4.3 représente la structure de l'algorithme mémétique.

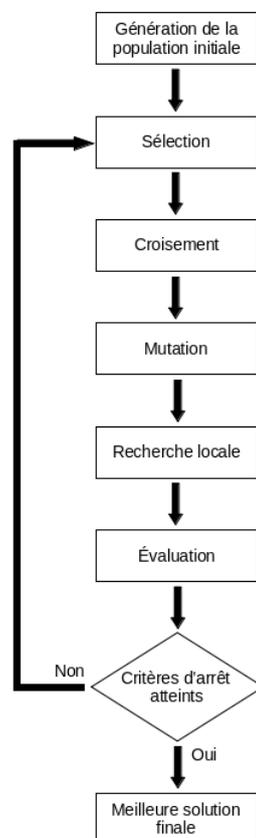


FIGURE 4.3 – Structure de l'algorithme mémétique

Dans la suite de cette section, les différentes phases de l'algorithme mémétique seront détaillées successivement.

4.4.1/ GÉNÉRATION DE LA POPULATION INITIALE

Comme l'algorithme mémétique est une métaheuristique basée sur une population, l'algorithme commence par la génération de la population initiale. Afin de générer la population initiale, une heuristique d'insertion a été développée. Une heuristique d'insertion est une approche intuitive pour construire les solutions.

Afin de donner un aperçu du fonctionnement de l'heuristique d'insertion, l'algorithme 1 détaille les différentes étapes.

Algorithm 1 Procédure de l'heuristique d'insertion

```

function INSERTIONHEURISTIC
  sol ← createStartingSolution();
  while isToppingCriteriaReached ≠ true do
    result ← insertVisitWithRegret(sol, unRoutedNodes);
    if result = false then // insertion impossible
      localSearch(sol);
      result ← insertVisitWithRegret(sol, unRoutedNodes);
      if result = false then
        deteriorateSolution(sol);
      end if
    end if
    if getSize(unRoutedNodes) = 0 then
      localSearch(sol);
      updateBestSolutions(sol, bestSolutions);
      removeLongestRoutes(sol, unRoutedNodes);
      removeFurthestVisits(sol, unRoutedNodes);
      removeHighPenaltyVisits(sol, unRoutedNodes);
      removeRandomVisits(sol, unRoutedNodes);
    end if
  end while
  return bestSolutions;
end function

```

L'idée de base est de commencer par insérer une seule visite dans chaque tournée, puis d'insérer le reste des visites en utilisant une heuristique. Dans notre cas, l'heuristique commence par créer autant de visites que le nombre de tournées nécessaires (c'est-à-dire le nombre de membres du personnel soignant). Initialement, les tournées ne font que commencer à partir du centre de soins de la structure d'HAD et d'y retourner, sans contenir de visites. Ensuite, une visite est ajoutée dans chaque tournée. Après cette étape, chaque tournée contient une seule visite à effectuer. La suite de l'algorithme est exécutée tant que le temps alloué n'est pas écoulé.

À chaque itération, une visite non planifiée est ajoutée à l'une des tournées en fonction du coût d'insertion et de la faisabilité de l'insertion. Afin de déterminer les positions d'insertion possibles, une valeur de regret est calculée pour chaque visite non planifiée. Comme expliqué par Potvin et al. (1993), la valeur de regret d'une visite est la différence de coût

d'insertion entre le premier et le deuxième meilleur mouvement d'insertion de cette visite. La visite avec le plus grand regret est insérée en premier.

Dans le cas où aucune insertion n'est possible mais que des visites non planifiées subsistent, une itération de recherche locale est effectuée sur la solution incomplète et l'algorithme essaie à nouveau de trouver une insertion possible. Si aucune insertion possible n'est trouvée, une tournée choisie aléatoirement est effacée, c'est-à-dire que toutes les visites contenues dans cette tournée sont supprimées et rejoignent l'ensemble des visites non planifiées. La tournée vide est ensuite remplie à nouveau avec l'une des visites non planifiées choisies au hasard.

Lorsque la solution est complète et valide, la procédure de recherche locale est effectuée tant qu'une amélioration est appliquée par l'un des opérateurs de recherche locale. La procédure de recherche locale utilisée est la même que celle utilisée par l'algorithme mémétique décrit dans la section 4.4.3.

Afin de générer de nouvelles solutions à partir des précédentes, nous proposons d'utiliser plusieurs opérateurs d'effacement, puis d'insérer les visites non planifiées grâce à la procédure d'insertion.

Les opérateurs d'effacement sont les suivants : suppression des tournées ayant le coût moyen par visite le plus élevé, suppression des visites entraînant une forte augmentation du temps de déplacement, suppression des visites entraînant des pénalités élevées et enfin suppression aléatoire de certaines visites. Chaque suppression de visite consiste à la retirer de la planification.

Ainsi, si le temps de trajet pour se rendre à une visite est supérieur au pourcentage θ_1 du temps de trajet moyen entre deux visites dans la tournée, alors la visite est supprimée et retirée de la planification. De plus, la probabilité pour une visite d'être supprimée aléatoirement est définie par le paramètre θ_2 .

Toutes ces opérations nous permettent de relancer le processus de création d'une solution en partant d'une solution incomplète basée sur certaines parties de la dernière solution créée. Chaque solution est ajoutée à la population initiale si la solution est unique (c'est-à-dire différente de celles faisant déjà partie de la population initiale) et si la valeur de sa fonction objectif est meilleure que la pire solution de la population initiale. Dans ce cas, la pire solution en termes de fonction objectif est supprimée de la population et la nouvelle solution est insérée à la place.

Cette heuristique d'insertion nous permet ainsi de créer une population initiale. À la fin de la limite de temps, l'algorithme mémétique reçoit un ensemble de solutions uniques qui constitue sa population initiale.

4.4.2/ SÉLECTION, CROISEMENT ET MUTATION

4.4.2.1/ SÉLECTION

La sélection est l'étape de l'algorithme mémétique où les solutions sont sélectionnées à partir d'une population afin de produire une nouvelle génération. Dans la procédure de sélection, les solutions sont sélectionnées selon un processus basé sur leur qualité où les solutions ayant la valeur de leur fonction objectif la plus faible (i.e. la meilleure) sont les plus susceptibles d'être sélectionnées. En effet, la valeur de la fonction objectif de

chaque solution de la population doit être connue afin d'effectuer cette étape. Il existe différentes techniques de sélection pour sélectionner les individus de la population. Dans notre processus de sélection, une combinaison de deux méthodes de sélection a été choisie.

Premièrement, une sélection proportionnelle à la valeur de la fonction objectif sélectionnera un pourcentage θ_f des individus de la population suivante. La sélection proportionnelle à la valeur de la fonction objectif fonctionne comme suit. La valeur de la fonction objectif de chaque solution est associée à une probabilité d'être sélectionnée. Dans ce cas, plus la valeur de la fonction objectif est basse et plus la probabilité d'être sélectionnée est grande. Pour ce faire, la valeur d'aptitude Ω_i d'une solution i est égale à l'inverse de la valeur de sa fonction objectif. Ensuite, sa probabilité d'être sélectionnée est égale à $\frac{\Omega_i}{\sum_{j=1}^N \Omega_j}$ où N est le nombre d'individus dans la population.

Deuxièmement, les θ_r pourcents restants de la population sont déterminés par la sélection basée sur le rang. La sélection basée sur le rang a tendance à éviter la convergence prématurée en réduisant la pression de sélection qui se produit dans les premières générations lorsque les grandes différences de fonction objectif entre les solutions sont fréquentes. De même que pour la sélection proportionnelle à la fonction objectif, la probabilité d'être sélectionnée est calculée de la même manière. Cependant, la valeur d'aptitude d'une solution correspond à son classement dans la population, la pire solution recevant un rang de 1 et la meilleure d'un rang de N .

Durant le processus de sélection, il peut arriver qu'une solution soit sélectionnée plusieurs fois. Il faut également rappeler que les solutions de la prochaine génération ne sont pas encore sélectionnées. Les solutions sélectionnées durant l'étape de sélection devront passer par la prochaine étape de croisement.

4.4.2.2/ CROISEMENT

L'étape de croisement permet de simuler la reproduction des individus dans le but d'en créer des nouveaux. Les opérateurs de croisement facilitent l'héritage des caractéristiques des solutions dites "parents" par leur "enfants". Pour chaque opérateur de croisement, une probabilité dynamique que l'opérateur soit appliqué est calculée. Après chaque itération, les probabilités des opérateurs de croisement sont ajustées. La probabilité d'un opérateur de croisement dépend de la qualité des solutions qu'il génère. Par conséquent, plus les individus générés par un opérateur de croisement seront bons et plus la probabilité de l'appliquer sera élevée. L'opérateur de croisement générant les meilleurs individus aura une probabilité d'être exécuté de 95 %, le second meilleur opérateur de croisement aura une probabilité de 90 % ... jusqu'au cinquième et moins bon opérateur de croisement qui aura une probabilité d'être exécuté de 75 %. Ainsi, ce mécanisme tend à favoriser les opérateurs de croisement générant les meilleures solutions.

Les probabilités des opérateurs de croisement vont de 75 % à 95 % (par pallier de 5 %). Ces deux bornes ont été définies afin de conserver une probabilité globalement élevée puisque cette configuration a fourni les meilleurs résultats selon nos expériences.

Il existe plusieurs façons de mettre en œuvre et de reproduire le processus de croisement. Les opérateurs utilisés dans notre procédure de croisement sont détaillés ci-dessous, y compris les deux derniers (Croisement au point de synchronisation et Croisement à

mélange de tournées) qui constituent une nouveauté à notre connaissance.

Croisement en un point On sélectionne aléatoirement une visite. Elle représente le point de croisement dans chacune des solutions parentes. Toutes les données au-delà de ce point dans l'un ou l'autre des parents sont échangées entre les deux organismes parents. Les représentations résultantes sont les enfants. La représentation de chaque parent est conservée dans les solutions créées jusqu'au point de croisement.

Croisement en deux points De la même manière que le croisement à un point, deux visites sont sélectionnées en tant que points de croisement. Toutes les visites situées entre les deux points de croisement sont échangées entre les deux parents.

Croisement avec échange de chemins Initialement, les solutions enfants sont la copie de leurs parents. Ensuite, un chemin choisi au hasard du parent dont ils ne sont pas la copie est recopié dans chaque solution enfant. Un chemin est une paire de deux visites effectuées l'une après l'autre dans la même tournée.

Croisement au point de synchronisation (voir Figure 4.4) Une paire de visites synchronisées (x, y) sur les deux organismes parents est sélectionnée. Comme les visites synchronisées consistent en deux visites avec une heure d'arrivée similaire, le processus suivant est répété pour chaque visite de la paire. Un croisement en un point est effectué en considérant les visites synchronisées en tant que point de croisement. Le croisement est appliqué non pas sur l'organisme complet du parent, mais seulement sur les tournées qui contiennent le point de croisement. Les tournées qui ne contiennent pas les visites synchronisées ne sont pas affectés. Si certaines visites ne sont pas planifiées dans la solution enfant résultante, elles sont ajoutées suivant leur plus faible coût d'insertion.

Cet opérateur de croisement original que nous proposons est spécifique au problème de planification des tournées de soins hospitaliers à domicile, au contraire des autres opérateurs qui sont généraux au problème de tournées de véhicules. Il permet de conserver dans les organismes enfants la synchronisation de deux visites ce qui représente un élément fort caractérisant une solution à notre problème.

Croisement à mélange de tournées (voir Figure 4.5) Tant que la solution enfant n'est pas valide, les tournées des deux solutions parentes sont rassemblées et triées par ordre croissant en termes de distance moyenne entre deux visites. La première tournée de la liste (c'est-à-dire la meilleure) est ajoutée aux tournées de la solution enfant. Les visites contenues dans la tournée ajoutée sont supprimées de l'ensemble des tournées restantes à ajouter afin d'éviter d'insérer deux fois la même visite. Si certaines visites ne sont pas planifiées lorsque le nombre requis de tournées est atteint, elles sont ajoutées suivant leur plus faible coût d'insertion dans les tournées de la solution enfant.

L'opérateur de croisement à mélange de tournées que nous décrivons dans ce chapitre est un opérateur de croisement élitiste dans la mesure où il vise à créer la meilleure solution possible, en ne gardant que les meilleures tournées des solutions parentes. L'objectif de cet opérateur est ainsi de créer les meilleures solutions enfants possibles afin de permettre une convergence plus rapide des solutions.

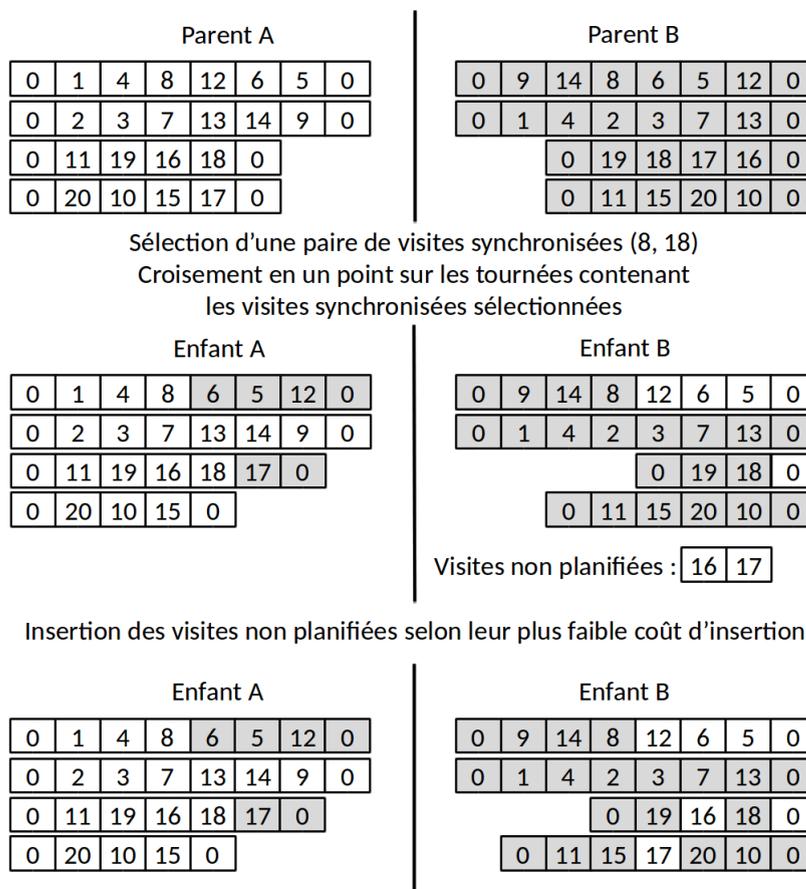


FIGURE 4.4 – Illustration du fonctionnement de l'opérateur de croisement au point de synchronisation

4.4.2.3/ MUTATION

Le rôle principal des opérateurs de mutation est de préserver la diversité de la population. Les opérateurs de mutation modifient de manière significative une solution depuis son état initial et aident grandement l'algorithme mémétique à se sortir des optimums locaux. Pour chaque solution sélectionnée, la probabilité d'appliquer un opérateur de mutation a été fixée à 10 %. Cette valeur a été définie afin de garder une probabilité de mutation relativement faible car c'est la configuration avec laquelle nous avons obtenu les meilleurs résultats. Dans le cas où une solution est sélectionnée pour l'application d'un opérateur de mutation, l'opérateur de mutation est choisi de manière aléatoire parmi les opérateurs de mutation présentés ci-après. Les probabilités d'être sélectionnés sont égales parmi tous les opérateurs de mutation.

Opérateur d'échange de visites Une visite sélectionnée au hasard est échangée avec une autre visite choisie au hasard, au sein de la même ou de tournées différentes.

Opérateur de replanification d'une visite Cet opérateur a pour but de sélectionner de façon aléatoire une visite et de la planifier au sein d'une autre tournée.

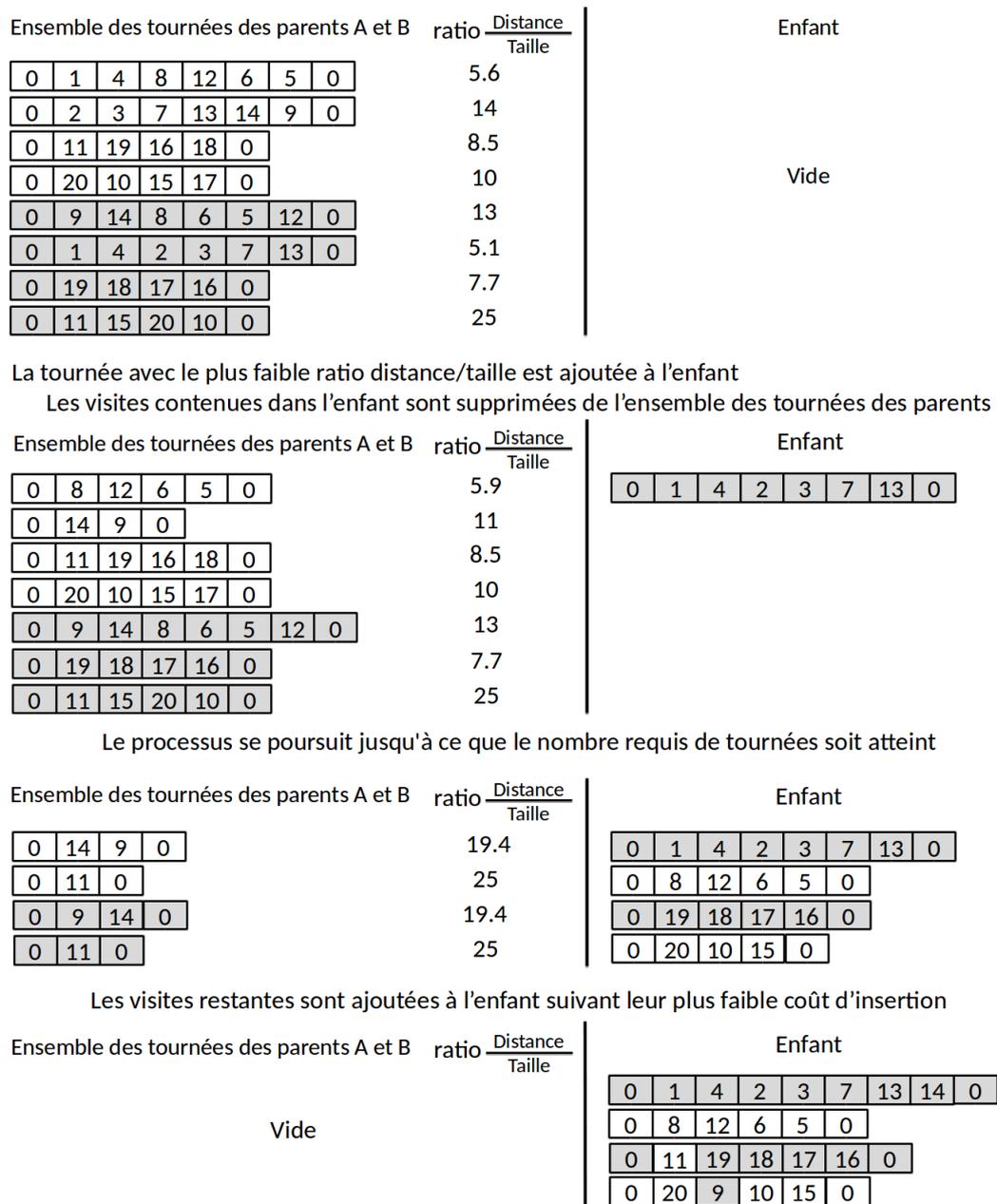


FIGURE 4.5 – Illustration du fonctionnement de l'opérateur de croisement à mélange de tournées

Opérateur de décalage temporel Cet opérateur se concentre sur la partie temporelle de la planification. Dans chaque tournée de la solution, une visite est sélectionnée de manière aléatoire et l'heure de début de la visite est modifiée avec un changement compris dans un intervalle de temps restreint.

Après tous les changements apportés par les opérateurs de croisement et de mutation, les solutions de la population sont évaluées avant de passer à la phase suivante. De plus, certaines des solutions générées pourraient être devenues infaisables. Si c'est le cas, une procédure de correction est appliquée pour les rendre de nouveau réalisables. Enfin, la procédure d'amélioration des solutions est réalisée individuellement par une recherche

locale. La procédure de recherche locale est détaillée dans la section suivante.

4.4.3/ RECHERCHE LOCALE

L'algorithme de recherche locale applique itérativement des modifications locales à la solution jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint (optimum local trouvé, temps écoulé, ...).

Étant donné que la procédure de recherche locale prend beaucoup de temps, une stratégie doit être adoptée pour décider à quelle fréquence ou sur quelles solutions elle doit être appliquée. Dans notre cas, la recherche locale est appliquée uniquement sur le quart de la population possédant la meilleure valeur possible pour la fonction objectif. Ces solutions passent par la phase d'amélioration puis rejoignent le reste de la population pour la suite de l'algorithme.

Afin de donner un aperçu de la procédure de recherche locale, l'algorithme 2 détaille les différentes étapes.

Algorithm 2 Procédure de recherche locale

```

procédure LOCALSEARCH(Population p)
  sortPopulationByAscendingFitness(p)
  for  $i \leftarrow 1, \text{getSize}(p)/4$  do
    improvement  $\leftarrow$  true
    while improvement do
      improvement  $\leftarrow$  twoOpt( $p[i]$ )
      if improvement then
        improvement  $\leftarrow$  twoOptStar( $p[i]$ )
      else
        twoOptStar( $p[i]$ )
      end if
      if improvement then
        improvement  $\leftarrow$  nodeExchange( $p[i]$ )
      else
        nodeExchange( $p[i]$ )
      end if
      if improvement then
        improvement  $\leftarrow$  nodeRelocation( $p[i]$ )
      else
        nodeRelocation( $p[i]$ )
      end if
    end while
  end for
end procédure

```

Les opérateurs de recherche locale ont été adaptés à la spécificité du problème en tenant compte des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation entre visites. Chaque opérateur indique si une amélioration a été effectuée sur la solution étudiée.

2-opt et 2-opt* L'opérateur 2-opt explore les possibilités d'échanger deux chemins qui se croisent dans une même tournée. Cet opérateur de recherche locale classique est particulièrement efficace pour les problèmes de tournées des véhicules sauf lorsque les fenêtres de temps sont considérées. Par conséquent, le même opérateur combine la procédure 2-opt avec 2-opt * (initialement introduit par Potvin et al. (1996)). 2-opt * fonctionne de la même manière que 2-opt sauf que l'échange de deux chemins est effectué uniquement entre deux tournées différentes.

Opérateur d'échange de visites Cet opérateur échange deux visites l'une avec l'autre si cela améliore la qualité de la solution. Toutes les combinaisons d'échange sont étudiées et la procédure continue jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit possible.

Opérateur de re planification d'une visite Cet opérateur consiste à déplacer chaque visite planifiée de sa position actuelle à une autre tournée si la qualité globale de la solution s'en retrouve améliorée. Contrairement à l'opérateur d'échange de visites, une seule visite est considérée à la fois. Le premier mouvement réalisable est effectué et la procédure continue jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit possible.

4.5/ RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Dans cette section, les instances de test et les paramètres appliqués à l'algorithme mémétique (MA) sont décrits. Ensuite, les résultats obtenus sur les instances de la littérature sont comparés avec les meilleurs résultats connus ou avec un solveur d'optimisation, en considérant aussi bien des contraintes souples que strictes. La comparaison de l'algorithme mémétique avec des contraintes strictes ou souples permet d'évaluer son efficacité sur diverses configurations.

4.5.1/ INSTANCES DE TEST

L'objectif principal de cette partie est d'évaluer l'efficacité de l'algorithme mémétique proposé pour le problème de planification des soins hospitaliers à domicile. L'algorithme mémétique est capable de gérer à la fois les contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples et strictes.

Dans un premier temps, les résultats obtenus par l'algorithme mémétique sont comparés à la littérature existante sur les instances de Bredström et al. (2008) dans le cas de contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes.

Les instances sont regroupées en trois catégories selon le nombre de visites à effectuer. La première catégorie contient cinq instances de petite taille avec 20 visites chacune, la seconde catégorie contient trois instances de taille moyenne avec 50 visites et la dernière catégorie contient deux instances de 80 visites.

Dans tous les cas, une journée de planification est considérée comme étant égale à neuf heures. Par conséquent, toutes les données temporelles dans les instances ont été normalisées sur une échelle quotidienne de neuf heures.

De plus, toutes les instances contiennent 10 % de visites synchronisées.

Afin de couvrir les différentes possibilités de fenêtre temporelle, cinq groupes de restrictions temporelles ont été créés : fenêtre de temps fixe (F), petite fenêtre de temps (S), fenêtre de temps de taille moyenne (M), grande fenêtre de temps (L) et aucune restriction sur les fenêtres de temps (A).

Par exemple, dans les tableaux présentant les résultats des expériences, l'instance "3S" représente l'instance numéro 3 avec des fenêtres de temps de petite taille pour les visites. De même, l'instance "8A" représente l'instance numéro 8 sans restrictions temporelles pour les fenêtres de temps des visites.

En résumé, les caractéristiques de ces instances sont présentées dans le tableau 4.2.

Instance	O	S	Sync	\bar{D} (h)	F(h)	S(h)	M(h)	L(h)	A(h)
1	20	4	2	0.3	0	1.5	2.1	2.9	9
2	20	4	2	0.27	0	1.7	2.2	3.0	9
3	20	4	2	0.25	0	1.5	2.4	3.0	9
4	20	4	2	0.39	0	1.8	2.9	3.9	9
5	20	4	2	0.27	0	1.3	2.1	3.2	9
6	50	10	5	0.33	0	1.4	2.3	3.1	9
7	50	10	5	0.31	0	1.6	2.5	3.4	9
8	50	10	5	0.32	0	1.5	2.4	3.2	9
9	80	16	8	0.29	0	1.5	2.3	2.9	9
10	80	16	8	0.23	0	1.6	2.6	3.6	9

TABLE 4.2 – Instances de Bredström and Rönnqvist. Les colonnes sont : le nombre de visites |O|, le nombre de personnels soignants |S|, le nombre de visites synchronisées |Sync|, la distance moyenne entre les visites \bar{D} et les cinq dernières colonnes représentent la taille moyenne des fenêtres de temps des visites pour chaque catégorie

Dans un second temps, l'efficacité de l'algorithme mémétique sera comparée à un solveur d'optimisation commercial dans le cas où les contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation sont souples. En effet, il n'y a pas de travaux existants sur ce type de problème afin de permettre une comparaison avec des résultats antérieurs.

Par conséquent, l'algorithme mémétique est évalué sur les mêmes instances de la littérature proposées par Bredström et al. (2008) comme précédemment ainsi que sur un nouvel ensemble d'instances nommé OptimHaD (voir tableau 4.3) basé sur les données réelles fournies par une entreprise de soins hospitaliers à domicile en France. Les données originales ont été anonymisées et légèrement modifiées afin d'introduire quelques synchronisations entre les visites.

Les instances proposées¹ contiennent un ou plusieurs centres de soins pour la structure d'HAD. En effet, les instances A, B, C et D correspondent à une zone géographique spécifique, tandis que les instances BD, CD et BCD sont des combinaisons des quatre instances précédentes. À titre d'exemple, l'instance CD rassemble les données des instances C et D. Par conséquent, l'instance CD considère 2 centres de soins avec une pré-affectation des soignants à leur centre de soins hospitaliers à domicile associé.

Les restrictions des fenêtres temporelles sont différentes pour chaque visite en fonction du type de soins à fournir.

1. Les instances OptimHaD sont publiées sur www.researchgate.net/profile/Jeremy_Decerle

Instance	$ O^{Nurse} $	$ O^{AuxNurse} $	$ S^{Nurse} $	$ S^{AuxNurse} $	P	Sync	\bar{D} (m)
A	103	6	6	1	1	2	4.28
B	40	0	2	0	1	0	2.82
C	40	0	2	0	1	0	2.90
D	23	6	1	1	1	1	2.04
BD	63	6	3	1	2	1	3.65
CD	63	6	3	1	2	1	4.16
BCD	103	6	5	1	3	1	5.38

TABLE 4.3 – Instances OptimHaD. Les colonnes sont : le nombre de soins requérant un infirmier $|O^{Nurse}|$ ou un aide-soignant $|O^{AuxNurse}|$, le nombre d'infirmiers disponible $|S^{Nurse}|$, le nombre d'aide-soignants disponible $|S^{AuxNurse}|$, le nombre de centres de soins de la structure d'HAD |P|, le nombre de visites synchronisées |Sync| et la distance moyenne entre les visites \bar{D}

4.5.2/ PARAMÉTRAGE DES EXPÉRIENCES

Afin de tester l'algorithme mémétique sur les instances présentées précédemment, les paramètres définissant le comportement de l'algorithme sont définis dans cette section.

L'un des principaux paramètres de l'algorithme à définir est le temps de calcul autorisé pour chaque instance. Quelle que soit l'instance, nous avons défini une durée de 2 minutes pour le calcul de la population initiale par l'heuristique d'insertion. Ensuite, le temps de calcul pour les instances de Bredström et al. (2008) avec 20 visites est fixé à 2 minutes et le temps de calcul pour les instances avec 50 et 80 visites est fixé à 10 minutes pour l'algorithme mémétique. Afin d'obtenir une comparaison équitable avec les meilleurs résultats obtenus dans la littérature, nous réutilisons les mêmes valeurs que celles utilisées par Bredström et al. (2008). Cependant, il convient de signaler au lecteur que notre méthode de résolution peut éventuellement tirer parti de la progression générale des performances des ordinateurs par rapport aux expériences effectuées précédemment.

Concernant les instances OptimHaD, le temps de calcul a été fixé à 2 minutes pour les instances A, B et C (ayant moins de 50 visites à planifier) et 10 minutes pour les autres.

En ce qui concerne l'heuristique d'insertion, la valeur de θ_1 a été fixée à 90% afin de supprimer un nombre élevé de visites détériorant la qualité de la solution. Cette valeur a été choisie car elle supprime une partie importante des visites en se concentrant sur les visites engendrant un temps de trajet excessif. De même, le paramètre θ_2 représentant le pourcentage de suppression aléatoire des visites a été défini à 80 % afin d'éviter de reconstruire la même solution à l'itération suivante. Une valeur élevée a été choisie afin de mettre l'accent sur la diversité des solutions générées par l'heuristique d'insertion. En effet, les solutions trouvées par l'heuristique d'insertion seront utilisées comme population initiale de l'algorithme mémétique. Par conséquent, la population initiale doit être diversifiée pour pouvoir parcourir l'ensemble des solutions possibles.

De plus, les paramètres θ_f et θ_r relatifs à l'étape de sélection ont été respectivement fixés à 80 % et 20 % pour fournir un bon équilibre entre diversification et intensification de la procédure de sélection selon nos expériences. En effet, l'accent est plutôt mis sur l'élitisme puisque le temps de calcul est limité mais la diversité est maintenue grâce à la sélection par rang.

Après avoir réalisé plusieurs expériences, la limite séparant les deux zones de pénalité

pour la violation des fenêtres de temps notée τ_i a été fixée à $0.1 \times c_i$. De même, la limite de temps séparant les deux zones de pénalité dans le cas des visites synchronisées notée τ_{ij} pour les visites i et j est fixée à $0.1 \times c_i$ en supposant $c_i = c_j$ dans les expériences. L'objectif est de pénaliser fortement les grandes violations des contraintes souples. Cette valeur a été établie empiriquement puisque les expériences réalisées avec des valeurs approchées donnaient des résultats similaires.

L'horizon de planification considéré est d'une journée. Par conséquent, la période de temps de planification $[l^T, u^T]$ est définie sur l'intervalle $[0, 1440]$.

De plus, le calcul de la valeur de pénalité pour la violation des fenêtres de temps des patients v_i^t dépend du temps de trajet moyen entre toutes les visites \bar{D} et de la durée de la visite. Si la fenêtre temporelle du patient est petite, cela signifie qu'il a des empêchements durant la journée qui l'empêchent d'être disponible plus longtemps. Par conséquent, plus la fenêtre temporelle du patient est petite, plus la valeur de la pénalité est grande.

De la même manière, plus le temps de trajet moyen entre les visites est important et plus la valeur de la pénalité sera grande. Puisqu'une valeur élevée de \bar{D} tend à induire une valeur élevée du temps de trajet total des personnels soignants (faisant partie de la fonction objectif), la valeur de la pénalité doit être proportionnelle à la somme des temps de trajet du personnel soignant afin d'avoir un impact similaire concernant la pénalisation de la fonction objectif.

Par conséquent, la pénalité v_i^t pour chaque minute de violation de la fenêtre de temps souple pour la visite i est définie comme suit :

$$v_i^t = \begin{cases} \frac{\bar{D}}{2 \times (b_i - a_i)} & \text{si } 2 \times (b_i - a_i) \geq 1 \\ \bar{D} & \text{sinon} \end{cases}$$

Dans le cas de contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes, les expériences ont été effectuées avec une valeur de pénalité élevée afin d'éviter toutes violations des contraintes souples. À cette fin, les paramètres v_i^t et v_{ij}^s ont été définis à 10000.

Dans la section 4.3 de ce chapitre, la formulation mathématique du modèle a été détaillée et plusieurs variables telles que les facteurs de pénalité ou les valeurs des pénalités ont été introduites.

Le facteur multiplicateur de pénalité pour les fenêtres de temps souples p^t est fixé à la même valeur que le facteur de pénalité pour les visites synchronisées p^s . Par conséquent, dans les expériences, $p^t = p^s = 2$. Cette valeur permet de pénaliser deux fois plus les violations importantes des contraintes souples, afin de les limiter.

De même, la même valeur de la pénalité (c'est-à-dire la pénalité appliquée pour chaque minute de violation de la contrainte souple) est utilisée pour les fenêtres de temps et pour les visites synchronisées. Par conséquent, pour une visite i , $v_i^t = v_{ij}^s$.

En outre, la taille de la population a été déterminée expérimentalement à 20 solutions car elle montre un bon équilibre au cours de nos expériences entre la qualité de la solution obtenue et le temps de calcul nécessaire pour effectuer une itération de l'algorithme mémétique. L'utilisation d'une population de plus grande taille augmenterait le temps de calcul nécessaire pour effectuer une itération de l'algorithme.

Les expériences ont été effectuées sur un ordinateur utilisant un processeur Intel® Xeon (R) CPU E5-1603 (@ 2.80GHz) et 8 Go de mémoire RAM.

Enfin, le solveur d'optimisation Gurobi Optimization (2016) (version 6.0.5) est utilisé avec une limite de temps de calcul de 60 minutes pour effectuer une comparaison des performances vis-à-vis de l'algorithme mémétique sur le problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

4.5.3/ RÉSULTATS OBTENUS

En utilisant les paramètres définis précédemment, l'algorithme mémétique est d'abord comparé à un solveur d'optimisation lors de la prise en compte des contraintes souples pour les fenêtres de temps et les visites synchronisées. En effet, aucun résultats existant n'est disponible sur ce type de problème. Cette comparaison vise à évaluer l'algorithme mémétique afin de s'assurer de ses performances.

Ensuite, l'algorithme mémétique est évalué avec des contraintes strictes de fenêtres de temps et de synchronisation afin de fournir une comparaison de ses résultats avec des travaux existants.

Les résultats présentés dans cette section sont obtenus pour 10 expériences sur chaque instance.

4.5.3.1/ CONTRAINTES SOUPLES DE FENÊTRES DE TEMPS ET DE SYNCHRONISATION

Dans cette partie, l'algorithme mémétique est évalué par rapport au solveur d'optimisation Gurobi sur le problème de soins hospitaliers à domicile avec des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation.

Afin d'obtenir une comparaison équitable entre l'algorithme mémétique et le solveur d'optimisation Gurobi, le temps de calcul de Gurobi est détaillé dans les tableaux 4.5 et 4.7.

Dans chaque colonne, la meilleure solution obtenue par l'algorithme mémétique lors des 10 répétitions est présentée dans la colonne "MA" et le résultat obtenu par le solveur d'optimisation est donné par la colonne "MIP". De même, la moyenne des résultats obtenus par l'algorithme mémétique au cours des 10 répétitions est présentée dans la colonne \overline{MA} .

La colonne "Fonction objectif" représente la somme du temps de trajet des personnels soignants et des pénalités survenues par la violation des contraintes souples. Une étoile (*) est utilisée dans cette colonne pour indiquer si la solution a été prouvée comme étant optimale par le solveur.

La colonne "Taux de déviation (%)" indique l'écart obtenu par l'algorithme mémétique par rapport au solveur d'optimisation. Plus le taux de déviation est faible et meilleur est le résultat. Par conséquent, le taux de déviation est calculé comme suit :

$$\text{Taux de déviation} = \frac{MA - MIP}{MIP}$$

De plus, la colonne "Respect TW (%)" indique le pourcentage des fenêtres de temps des visites qui sont respectées (c'est-à-dire lorsque le personnel soignant commence les soins durant la fenêtre de temps du patient).

La colonne "Moyenne TW satisfaction (%)" représente pour toutes les visites le pourcentage moyen de temps de soin qui est effectué à l'intérieur de la fenêtre de temps de la visite, dénotée par la variable $AvTW$. Il vise à quantifier le respect de la fenêtre de temps souple des visites. La durée de la visite i qui est en dehors de la fenêtre de temps est représentés par la variable Δ_i . Par conséquent, la valeur de $AvTW$ est calculée comme suit :

$$AvTW = \frac{\sum_{i \in O} \frac{c_i - \Delta_i}{c_i}}{|O|}$$

Enfin, la dernière colonne "Moyenne sync. satisfaction (%)" représente le pourcentage moyen de temps des visites synchronisées où les deux membres du personnel soignant sont présents simultanément, représentée par la variable AvS . L'objectif est d'évaluer le respect des contraintes de synchronisation. Le nombre de minutes de différence entre les horaires d'arrivée des visites synchronisées i et j est défini par la variable Δ_{ij} . Par conséquent, la valeur de AvS est calculée comme suit :

$$AvS = \frac{\sum_{(i,j) \in S_{sync}} \frac{c_i - \Delta_{ij}}{c_i}}{|S_{sync}|}$$

Ces critères seront utilisés pour comparer la qualité des solutions obtenues par les différentes méthodes de résolution.

A partir des instances de Bredström et al. (2008), l'algorithme mémétique se montre efficace (voir tableau 4.4) car il maintient un taux de déviation de 1-2 % avec le solveur d'optimisation lorsque ce dernier trouve une solution faisable. En outre, parmi les 28 instances où le solveur d'optimisation trouve une solution faisable durant sa limite de temps, l'algorithme mémétique fournit de bien meilleurs résultats dans 6 cas. De plus, l'algorithme mémétique obtient une solution faisable pour chacune des instances de test. De même, les résultats mettent en évidence l'efficacité de l'algorithme mémétique qui maintient un haut niveau de satisfaction des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation.

Au regard du tableau 4.5, on constate également que le solveur Gurobi nécessite un temps de calcul beaucoup plus long que l'algorithme mémétique, pour la plupart des instances considérées.

Concernant les instances OptimHaD, l'algorithme mémétique montre également des résultats remarquables (voir tableau 4.6) par rapport au solveur d'optimisation. En effet, l'algorithme mémétique surclasse Gurobi sur les instances de grande taille et fournit des performances équivalentes sur des instances plus petites. Les résultats de l'algorithme mémétique sont bien meilleurs sur 4 des 7 instances par rapport au solveur d'optimisation. De même, comme les instances précédentes de la littérature, le respect des contraintes souples est très élevé puisque toutes les contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation sont satisfaites par l'algorithme mémétique.

4.5.3.2/ CONTRAINTES STRICTES DE FENÊTRES DE TEMPS ET DE SYNCHRONISATION

Afin de fournir une comparaison équitable, l'algorithme mémétique a été testé sur les instances proposées par Bredström et al. (2008) avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes. L'objectif est de minimiser le temps de trajet total

Instance		Fonction objectif (h)			Taux de déviation (%)	Respect TW (%)		Moyenne TW satisfaction (%)		Moyenne sync. satisfaction (%)	
		MIP	MA	\overline{MA}		MIP	MA	MIP	MA	MIP	MA
1	F	4.67*	4.79	4.81	2.55	75	85	94.94	97.05	100	100
2	F	4.93*	4.95	4.96	0.34	95	95	97.06	97.83	100	100
3	F	4.82	4.90	4.93	1.62	70	80	97.56	99.11	99.14	100
4	F	7.10	7.18	7.18	1.11	70	85	98.92	98.97	100	99.43
5	F	5.07	5.32	5.37	4.72	45	90	92.29	96.96	99.79	94.93
6	F	38.93	13.10	13.12	-197.22	34	86	54.68	94.70	59.31	100
7	F	-	11.91	11.91	-	-	84	-	94.02	-	97.58
8	F	-	18.04	18.73	-	-	58	-	88.67	-	96.44
9	F	-	21.48	21.85	-	-	22	-	89.47	-	95.55
10	F	-	11.34	11.45	-	-	95	-	99.55	-	100
1	S	3.45*	3.55	3.55	2.86	75	100	96.47	100	100	100
2	S	3.85*	3.94	3.94	2.23	50	75	94.58	92.08	100	100
3	S	3.52	3.56	3.59	0.99	70	100	93.69	100	95	93.38
4	S	5.90	5.77	5.77	-2.22	90	95	97.53	97.71	79.41	100
5	S	3.64*	3.70	3.70	1.49	45	90	92.23	97.64	100	100
6	S	10.13	8.03	8.09	-26.06	68	90	86.55	99.33	76	100
7	S	-	7.91	8.02	-	-	96	-	99.02	-	100
8	S	-	9.02	9.11	-	-	96	-	99.20	-	100
9	S	-	11.63	11.76	-	-	95	-	98.80	-	100
10	S	-	8.80	8.84	-	-	100	-	100	-	100
1	M	3.44*	3.48	3.51	1.36	85	95	94.71	99.48	100	100
2	M	3.44*	3.45	3.47	0.24	90	95	98.80	99.30	90	100
3	M	3.31	3.33	3.33	0.61	90	100	99.39	100	100	100
4	M	5.42	5.36	5.36	-1.02	65	90	90.81	96.92	45	76.13
5	M	3.44*	3.49	3.49	1.34	75	85	90.21	90.41	100	100
6	M	-	7.59	7.71	-	-	90	-	98.52	-	100
7	M	-	7.25	7.39	-	-	90	-	99.05	-	100
8	M	-	8.41	8.46	-	-	92	-	98.90	-	100
9	M	-	10.90	11.05	-	-	95	-	98.99	-	100
10	M	-	7.97	8.12	-	-	98	-	99.89	-	100
1	L	3.32*	3.32	3.34	0.10	95	95	99.33	99.48	100	100
2	L	3.29*	3.33	3.36	1.06	90	95	99.22	98.09	50	100
3	L	3.27	3.28	3.29	0.34	90	95	99.32	99.87	100.00	100
4	L	4.97	5.11	5.12	2.87	85	95	97.98	99.03	0	100
5	L	3.27	3.31	3.31	1.04	80	90	92.98	99.28	100	100
6	L	-	7.32	7.35	-	-	92	-	96.75	-	100
7	L	-	6.83	6.97	-	-	96	-	98.72	-	100
8	L	-	7.95	8.02	-	-	92	-	98.53	-	100
9	L	-	10.34	10.45	-	-	91	-	98.75	-	100
10	L	-	7.80	7.83	-	-	97	-	99.48	-	100
1	A	3.04	3.04	3.04	0	100	100	100	100	0	0
2	A	2.85*	2.85	2.87	0	100	100	100	100	0	0
3	A	2.83*	2.84	2.85	0.31	100	100	100	100	61.04	67.74
4	A	4.21	4.17	4.23	-1.03	100	100	100	100	0	0
5	A	2.83*	2.85	2.89	0.51	100	100	100	100	50	40.62
6	A	-	6.44	6.51	-	-	100	-	100	-	100
7	A	6.82	5.92	5.95	-15.18	100	100	100	100	20	100
8	A	-	6.49	6.51	-	-	100	-	100	-	23.36
9	A	-	8.97	9.05	-	-	100	-	100	-	100
10	A	-	6.84	6.85	-	-	100	-	100	-	64.20

TABLE 4.4 – Comparaison des résultats entre l’algorithme mémétique et le solveur d’optimisation commercial Gurobi avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances de Bredström et al. (2008)

Instance	F	S	M	L	A
1	207	201.19	21.85	1 275.16	3 600
2	1 560.95	1 126.82	479.43	554.73	3.09
3	3 600	3 600	3 600	3 600	177.59
4	3 600	3 600	3 600	3 600	3 600
5	3 600	1 360.12	1 127.53	3 600	976.15
6	3 600	3 600	3 600	3 600	3 600
7	3 600	3 600	3 600	3 600	3 600
8	3 600	3 600	3 600	3 600	3 600
9	3 600	3 600	3 600	3 600	3 600
10	3 600	3 600	3 600	3 600	3 600

TABLE 4.5 – Temps de calcul en secondes de Gurobi pour les instances avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances de Bredström et al. (2008)

Instance	Fonction objectif (m)			Taux de déviation (%)	Respect TW (%)		Moyenne TW satisfaction (%)		Moyenne sync. satisfaction (%)	
	MIP	MA	\overline{MA}		MIP	MA	MIP	MA	MIP	MA
A	171.76	106.60	107.65	-37.94	83.49	100	85.63	100	50	100
B	36.07	36.18	36.28	0.30	92.5	100	92.58	100	-	-
C	39.06	39.06	39.31	0	100	100	100	100	-	-
D	31.97*	32.24	32.44	0.84	93.10	100	96.21	100	100	100
BD	71.25	70.11	70.36	-1.60	100	100	100	100	100	100
CD	90.54	71.43	71.99	-21.11	92.75	100	96.18	100	100	100
BCD	206.69	109.10	110.15	-47.22	88.07	100	88.07	100	88.07	100

TABLE 4.6 – Comparaison des résultats entre l'algorithme mémétique et le solveur d'optimisation commercial Gurobi avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances OptimHaD

Instance	Temps de calcul (s)
A	3 600
B	3 600
C	3 600
D	502.28
BD	3 600
CD	3 600
BCD	3 600

TABLE 4.7 – Temps de calcul en secondes de Gurobi pour les instances avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances OptimHaD

des personnels soignants. Pour ce faire, des valeurs de pénalité élevées sont définies afin d'éviter toute violation des contraintes souples dans notre modélisation du problème.

Le temps total de trajet des membres du personnel soignant calculé par l'algorithme mémétique est comparé aux meilleurs résultats de la littérature avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes indiqués dans la colonne "Meilleur". Les résultats fournis dans cette colonne ont été obtenus par des méthodes exactes et heuristiques. Une étoile (*) est utilisée dans cette colonne pour indiquer si la solution s'est révélée optimale par une méthode exacte pour le problème avec des contraintes strictes. Les meilleurs résultats de la littérature sont proposés par Bredström et al. (2008), Afifi

et al. (2016) et Gayraud (2015).

Les résultats des expériences sont présentés dans le tableau 4.8.

Il faut noter qu'aucune valeur n'est mentionnée en tant que meilleur résultat de la littérature pour les instances 6F, 7F, 8F, 9F, 10F et 6A, 7A, 8A, 9A, 10A car aucun résultat n'a été fourni dans la littérature pour la résolution de ces instances avec des contraintes strictes de fenêtres de temps et de synchronisation. Ainsi, les résultats de notre algorithme sur ces instances sont fournis à titre indicatif, mais ne peuvent pas être utilisés pour la comparaison.

Les résultats mettent en évidence l'efficacité de l'algorithme mémétique. En effet, l'algorithme mémétique égal la meilleure solution connue pour toutes les instances de petite taille. De même, l'algorithme maintient un faible écart (environ 1-2 %) avec la meilleure solution connue sur les instances de taille moyenne et d'environ 4-5 % pour les instances de grande taille. De plus, les solutions trouvées pour les instances 6F et 7F par l'algorithme mémétique se sont avérées être optimales, après vérification des résultats en résolvant ces deux instances avec le solveur Gurobi.

De plus, nous avons découvert que parmi le jeu d'instances original proposé par Bredström et al. (2008), 3 instances (8F, 9F et 10F) sont infaisables.

Dans l'ensemble, l'algorithme mémétique présenté dans ce chapitre, conçu pour gérer les contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes et souples, montre une grande efficacité par rapport aux résultats existants de la littérature en atteignant la meilleure solution connue pour la plupart des cas. L'algorithme mémétique maintient également un taux de déviation faible par rapport aux meilleurs résultats connus pour des instances de taille plus importante.

Dans l'ensemble, les résultats obtenus mettent en évidence les performances de l'algorithme mémétique. L'algorithme proposé fournit d'excellents résultats, que ce soit avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes ou souples, en comparaison avec les meilleurs résultats obtenus dans la littérature ou avec le solveur d'optimisation commercial Gurobi. En outre, l'algorithme mémétique a été évalué sur des instances contenant jusqu'à 109 visites. Puisque plus de 93 % des structures de soins à domicile peuvent prendre en charge moins de 100 patients (1953 sur 2095 structures en France en 2008 selon Bertrand (2010)), l'algorithme mémétique pourrait être appliqué à la majorité des structures de soins hospitaliers à domicile sur le territoire français.

4.6/ CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons introduit une nouvelle variante du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation des visites. Cette variante apporte plus de flexibilité au problème en permettant à l'infirmier coordinateur d'indiquer avec précision quels patients doivent être traités absolument durant leur période de disponibilité. De même, la synchronisation des visites peut être ajustée en fonction du soin à effectuer.

Nous avons développé un algorithme mémétique incluant deux opérateurs de croisement originaux à notre connaissance. Afin d'évaluer la qualité de l'algorithme proposé, des expériences ont été effectuées sur des instances issues de la littérature ainsi qu'un nouvel ensemble d'instances basées sur des données réelles. L'algorithme a été comparé

Instance	Temps de trajet (h)			Taux de déviation (%)	
	Meilleur	MA	\overline{MA}		
1	F	5.13*	5.13	5.13	0
2	F	4.98*	4.98	4.98	0
3	F	5.19*	5.19	5.19	0
4	F	7.21*	7.21	7.21	0
5	F	5.37*	5.37	5.37	0
6	F	-	14.45*	14.45	-
7	F	-	13.02*	13.03	-
8	F	-	Infaisable	Infaisable	-
9	F	-	Infaisable	Infaisable	-
10	F	-	Infaisable	Infaisable	-
1	S	3.55*	3.55	3.55	0
2	S	4.27*	4.27	4.27	0
3	S	3.63*	3.63	3.63	0
4	S	6.14*	6.14	6.14	0
5	S	3.93*	3.93	3.93	0
6	S	8.14*	8.28	8.31	1.72
7	S	8.39*	8.41	8.46	0.24
8	S	9.54*	9.54	9.59	0
9	S	11.93	12.48	12.59	4.61
10	S	8.6	8.80	8.97	2.33
1	M	3.55*	3.55	3.55	0
2	M	3.58*	3.58	3.58	0
3	M	3.33*	3.33	3.33	0
4	M	5.67*	5.67	5.67	0
5	M	3.53*	3.53	3.53	0
6	M	7.7	7.90	8.02	2.60
7	M	7.48	7.53	7.65	0.67
8	M	8.54*	8.76	8.89	2.58
9	M	10.92	11.49	11.86	5.22
10	M	7.62	8.08	8.23	6.04
1	L	3.39*	3.39	3.39	0
2	L	3.42*	3.42	3.42	0
3	L	3.29*	3.29	3.29	0
4	L	5.13*	5.13	5.20	0
5	L	3.34*	3.34	3.34	0
6	L	7.14*	7.39	7.56	3.50
7	L	6.88	6.98	7.04	1.45
8	L	8.14*	8.23	8.33	1.11
9	L	10.49	10.96	11.11	4.48
10	L	7.75	7.99	8.17	3.10
1	A	3.12	3.12	3.12	0
2	A	2.97	2.97	2.97	0
3	A	2.85	2.85	2.93	0
4	A	4.29	4.29	4.29	0
5	A	2.92	2.92	2.95	0
6	A	-	6.48	6.66	-
7	A	-	5.92	6.07	-
8	A	-	6.74	6.95	-
9	A	-	9.18	9.51	-
10	A	-	7.15	7.29	-

TABLE 4.8 – Comparaison des résultats entre l'algorithme mémétique et les meilleurs résultats obtenus dans la littérature avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes – Instances de Bredström et al. (2008)

avec les meilleurs résultats connus en prenant en compte des contraintes strictes de fenêtres de temps et de synchronisation. De même, des expériences ont été effectuées avec des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation pour comparer les performances de l'algorithme mémétique avec le solveur d'optimisation commercial Gurobi.

Les résultats montrent clairement l'efficacité de notre algorithme mémétique pour minimiser le temps de trajet total du personnel soignant tout en maintenant une grande satisfaction des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation. En effet, dans le cas de contraintes strictes, l'algorithme mémétique maintient un faible écart par rapport aux meilleurs résultats connus. Il fournit également 7 nouvelles meilleures solutions pour des instances de test de Bredström et al. (2008) non résolues jusqu'à présent, y compris 2 solutions optimales. Dans le cas de la prise en compte de contraintes souples, l'algorithme mémétique fournit des solutions efficaces par rapport au solveur commercial Gurobi. Globalement, il fonctionne beaucoup mieux dans le cas de grandes instances.

Dans le prochain chapitre, nous souhaitons intégrer l'équilibrage de la charge de travail entre les différents membres du personnel soignant à notre modélisation. En effet, cet aspect ne doit pas être négligé afin de s'assurer de l'applicabilité de notre planification.

ÉQUILIBRAGE DE LA CHARGE DE TRAVAIL DU PERSONNEL SOIGNANT

5.1/ INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous étudions la planification des soins hospitaliers à domicile en portant un intérêt particulier à l'équilibrage de la charge de travail du personnel soignant.

En effet, la charge de travail doit être à peu près la même entre tous les soignants pour obtenir une certaine équité et s'assurer de l'applicabilité de la planification proposée. Cependant, nous avons remarqué que selon le cas d'application, la charge de travail peut être définie de plusieurs façons. Le temps de travail d'un soignant peut être décomposé en plusieurs parties : le temps de trajet, le temps passé à fournir des soins et le temps d'inactivité. Par conséquent, la définition de la charge de travail diffère selon les activités considérées comme faisant partie de celle-ci.

A notre connaissance, la charge de travail n'a pas encore été étudiée comme l'agrégation de diverses activités dans des travaux antérieurs. En effet, la charge de travail a été considérée seulement comme la somme des coûts liés aux trajets par Liu et al. (2013b), comme la somme des temps passés à effectuer des soins par Bredström et al. (2008) ou encore comme la différence entre le temps d'inactivité total des soignants et le temps d'inactivité maximal d'un seul soignant par Nasir et al. (2018).

Dans le problème de planification des soins hospitaliers à domicile, les objectifs à optimiser sont multiples, tels que la minimisation du temps de travail des soignants, la minimisation de la différence maximale de charge de travail ou encore la maximisation de la satisfaction des patients. Cependant, ces objectifs sont contradictoires. En effet, équilibrer la charge de travail entraîne une augmentation du temps de travail total des soignants. Afin de mieux contrôler cette situation, nous suggérons d'analyser la sensibilité de l'équilibrage de la charge de travail sur les différents objectifs. Le but est d'obtenir une bonne solution avec un équilibrage de la charge de travail tout en limitant l'augmentation du temps de travail total.

Afin de pouvoir mener à bien nos expériences, nous avons dû choisir une méthode de résolution. Parmi toutes les approches de résolution déjà mises en œuvre dans la littérature, l'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis (ACO pour *Ant Colony Optimization*) n'a jamais été appliqué au problème de planification des soins hospitaliers à domicile à notre connaissance. Cependant, l'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis a déjà été appliqué avec succès à des problèmes similaires tels que les problèmes

de tournées de véhicules par Liu et al. (2009).

Ainsi, le but de ce chapitre est aussi d'évaluer l'efficacité de l'ACO sur le problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec équilibrage de la charge de travail. C'est l'occasion d'évaluer son efficacité et de comparer les résultats obtenus avec d'autres méthodes de résolution.

Un algorithme hybride d'optimisation mémétique-colonies de fourmis (MACO pour *Memetic-Ant Colony Optimization*) est présenté dans ce chapitre. MACO est une hybridation de deux algorithmes : l'algorithme mémétique et l'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis. Dans le chapitre précédent, nous avons suggéré un algorithme mémétique efficace pour le problème de planification des soins d'HAD avec des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation. Nous réutilisons donc cet algorithme dans une hybridation avec l'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis. Des travaux antérieurs sur l'hybridation de ces deux algorithmes ont montré leur efficacité sur d'autres applications.

Le reste de ce chapitre se décompose comme suit. Dans la section 5.2, la description du problème étudié et la définition originale de la charge de travail sont détaillées. La modélisation mathématique sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes du problème est présentée dans la section 5.3. Dans la section 5.4, le fonctionnement de l'algorithme hybride se basant sur l'algorithme mémétique présenté dans le chapitre précédent et sur un algorithme de colonies de fourmis est décrit. Les instances de test, le paramétrage des expériences et les performances de l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis sont mesurées par l'analyse des résultats expérimentaux dans la section 5.5. L'impact de la définition et du poids donné dans la fonction objectif à la charge de travail sur la qualité de la solution obtenue pour chacun des objectifs est étudié dans la section 5.6. L'objectif de cette section est de pouvoir donner des recommandations aux décideurs de la structure d'HAD sur le paramétrage à appliquer au modèle en fonction de leur stratégie en matière d'équilibrage du temps de travail. Enfin, ce chapitre se termine dans la section 5.7 par quelques remarques conclusives.

5.2/ DESCRIPTION DU PROBLÈME ET DÉFINITION DE LA CHARGE DE TRAVAIL

Dans cette section, nous nous intéressons au problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec équilibrage de la charge de travail. Ce problème étant une extension de celui présenté dans le précédent chapitre, nous rappelons dans un premier temps les caractéristiques du problème présenté dans le chapitre 4. Nous décrivons ensuite de façon plus détaillée la notion de charge de travail.

Étant donné un ensemble de personnels soignants et d'un ensemble de visites à effectuer chez les patients, l'objectif est d'obtenir une planification indiquant quelle visite doit être effectuée par quel membre du personnel soignant et à quel horaire la visite devra commencer chez le patient.

Les horaires de travail du personnel soignant sont restreints par une période d'activité stricte, c'est-à-dire que le travail sous la forme d'heures supplémentaires est interdit. Les membres du personnel soignant sont soit des infirmier(e)s, soit des aides-soignant(e)s. Chaque membre du personnel soignant est associé à l'un des centre de soins hospitaliers

duquel il doit commencer et terminer sa journée de travail.

Chaque visite est associée à une fenêtre de temps souple, c'est-à-dire que le soin peut commencer avant ou après la période de temps prévue. Cependant, les violations de la fenêtre de temps de la visite engendreront des pénalités ajoutées à la fonction objectif. De plus, le personnel soignant doit avoir la qualification requise pour effectuer les soins durant la visite.

Certaines visites sont synchronisées lorsque les soins de santé requiert la présence de deux soignants simultanément. Cette contrainte est également souple. Ainsi, chaque minute de différence entre les arrivées des personnels soignants engendreront également des pénalités à la fonction objectif.

Enfin, la structure d'HAD désire améliorer la planification de ses tournées en équilibrant la charge de travail des personnels soignants afin d'en améliorer l'applicabilité. Le temps de travail d'un personnel soignant peut être décomposé en plusieurs parties : le temps de trajet, le temps passé à fournir des soins et le temps d'inactivité. Par conséquent, la définition de la charge de travail varie selon les activités du temps de travail considérées comme faisant partie de celle-ci.

En conclusion, nous considérons que la structure d'hospitalisation à domicile cherche à optimiser les trois objectifs suivants : minimiser le temps de trajet des personnels soignants, améliorer la qualité de service en minimisant les violations des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation et minimiser l'écart maximal de charge de travail entre les soignants.

5.3/ MODÉLISATION MATHÉMATIQUE

Dans cette partie, nous présentons la modélisation mathématique sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec équilibrage de la charge de travail.

Cependant, une partie de la modélisation étant commune avec celle présentée dans le chapitre 4, il faut se référer aux sections 4.3.1 et 4.3.2 concernant les notations générales et la modélisation des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation.

Dans cette partie, nous mettons en avant les nouveautés par rapport à la modélisation présentée précédemment. Nous présentons tout d'abord la modélisation de la charge de travail puis la formulation mathématique du problème.

5.3.1/ ÉQUILIBRAGE DE LA CHARGE DE TRAVAIL

Dans cette section, l'équilibrage de la charge de travail des soignants est détaillé.

L'équilibrage de la charge de travail vise à minimiser la différence maximale de charge de travail entre les soignants notée W et peut être formulée comme suit :

$$W \geq W_k - W_l \quad \forall k \in S, l \in S, k \neq l \quad (5.1)$$

$$W_k \geq 0 \quad \forall k \in S \quad (5.2)$$

$$W_k = \alpha \cdot d_k + \beta \cdot p_k + \gamma \cdot v_k \quad \forall k \in S \quad (5.3)$$

Les paramètres α , β et γ sont binaires. Ils définissent quelles activités sont équilibrées dans la fonction objectif et définissent ainsi la notion de charge de travail. Si l'une des variables est égale à 1, alors l'activité associée fait partie de la charge de travail. En effet, la charge de travail peut inclure le temps de trajet, le temps passé à fournir des soins et le temps d'inactivité.

En ce qui concerne l'équilibrage du temps de trajet des soignants, le temps total de trajet d'un personnel soignant k est noté d_k .

La variable d_k est calculée comme suit :

$$d_k = \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k \times d_{ij} \quad \forall k \in S \quad (5.4)$$

Ensuite, concernant l'équilibrage des temps de soin, le temps total passé à fournir des soins par un personnel soignant k est défini par la variable p_k .

La variable p_k est calculée comme suit :

$$p_k = \sum_{i \in O} \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k \times c_i \quad \forall k \in S \quad (5.5)$$

Enfin, le temps d'inactivité du soignant k est indiqué par la variable v_k . Le temps de travail du soignant k est représenté par la variable x_k alors que t_k^- et t_k^+ sont les heures auxquelles le soignant k commence et finit sa journée de travail. t_{ik}^+ est le moment où le soignant k finirait sa journée de travail si la visite i était la dernière visite de sa tournée à effectuer. La variable T_k^+ est l'ensemble contenant toutes les valeurs possibles de t_{ik}^+ pour le soignant k . De même, t_{ik}^- est le moment où le soignant k commencerait sa journée de travail si la visite i était la première visite de sa tournée à effectuer. La variable T_k^- est l'ensemble contenant toutes les valeurs possibles de t_{ik}^- pour le soignant k .

En résumé, le temps d'inactivité du soignant k représenté par la variable v_k est calculé comme suit :

$$v_k = x_k - d_k - p_k \quad \forall k \in S \quad (5.6)$$

$$x_k = t_k^+ - t_k^- \quad \forall k \in S \quad (5.7)$$

$$t_k^+ = \max (T_k^+) \quad \forall k \in S \quad (5.8)$$

$$T_k^+ = \{t_{ik}^+\}_{i \in O} \quad \forall k \in S \quad (5.9)$$

$$t_{ik}^+ = t_i + c_i + d_{ij} + (x_{ij}^k - 1) \times M \quad \forall k \in S, i \in O, j \in P, \gamma_i^j = 1 \quad (5.10)$$

$$t_k^- = \min (T_k^-) \quad \forall k \in S \quad (5.11)$$

$$T_k^- = \{t_{ik}^-\}_{i \in O} \quad \forall k \in S \quad (5.12)$$

$$t_{ik}^- = t_i - d_{ij} - (x_{ij}^k - 1) \times M \quad \forall k \in S, i \in O, j \in P, \gamma_i^j = 1 \quad (5.13)$$

La linéarisation des contraintes (5.8) et (5.11) est présentée dans l'annexe A.3 afin d'obtenir un programme linéaire en variables mixtes.

5.3.2/ FORMULATION MATHÉMATIQUE

Dans cette section, la formulation mathématique du problème de planification des soins hospitaliers avec équilibrage de la charge de travail est présentée.

Le tableau 5.1 décrit les ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique. Certains ensembles, paramètres, variables et contraintes ont été présentés dans le chapitre 4 mais sont rappelés dans cette section pour faciliter la compréhension.

Ensembles	Description	
N	Ensemble des nœuds	
S	Ensemble des personnels soignants	
O	Ensemble des visites	
P	Ensemble des centres de soins de la structure d'HAD	
R	Ensemble des rôles du personnel soignant	

Paramètres	Type	Description
d_{ij}	Réel positif	Temps de trajet de la visite i à j
c_i	Réel positif	Durée de la visite i
γ_i^k	Binaire	1 si le soignant i est affecté au centre de soins k , 0 sinon
$[\alpha_i, \beta_i]$	Intervalle de réels positifs	Période d'activité du soignant i
$[a_i, b_i]$	Intervalle de réels positifs	Fenêtre de temps de disponibilité pour la visite i
$[l^T, u^T]$	Intervalle de réels positifs	Période de planification
δ_{ij}	Binaire	1 si les visites i et j sont synchronisées, 0 sinon
η_{ij}	Binaire	1 si le soignant i a le rôle r_j , 0 sinon
ρ_{ij}	Binaire	1 si la visite i requiert un soignant avec le rôle r_j , 0 sinon
p^f	Réel positif	Coefficient multiplicateur pour les violations des fenêtres de temps
p^s	Réel positif	Coefficient multiplicateur pour les violations des visites synchronisées
κ	Réel positif	Coefficient pour pondérer les objectifs
α	Binaire	1 si le temps de trajet est inclus dans la charge de travail, 0 sinon
β	Binaire	1 si le temps de soin est inclus dans la charge de travail, 0 sinon
γ	Binaire	1 si le temps d'inactivité est inclus dans la charge de travail, 0 sinon
ζ	Réel positif	Poids dans la fonction objectif de la minimisation du temps de travail et du non-respect des contraintes souples
κ	Réel positif	Poids dans la fonction objectif de l'équilibrage de la charge de travail
M	Réel positif	Grand nombre

Variables de décision	Type	Description
x_{ij}^k	Binaire	1 si le personnel soignant k se déplace de i à j , 0 sinon
t_i	Réel positif	Horaire de début de la visite i

TABLE 5.1 – Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique

Le programme linéaire en variables mixtes du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec équilibrage de la charge de travail est formulé de la manière suivante :

$$\min \quad \zeta \times \left[\left(\sum_{k \in S} x_k \right) + \left(\sum_{i \in O} f_i(t_i) + \sum_{i \in O} \sum_{j \in O} \delta_{ij} \times g_{ij}(t_i, t_j) \right) \right] + \kappa \times (W) \quad (5.14)$$

tel que :

$$\sum_{j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k = 1 \quad \forall i \in O \quad (4.8)$$

$$\sum_{j \in O} x_{ij}^k = \sum_{j \in O} x_{ji}^k = \gamma_k^i \quad \forall i \in P, k \in S \quad (4.9)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij}^k = \sum_{j \in N} x_{ji}^k \quad \forall i \in N, k \in S \quad (4.10)$$

$$t_j \geq t_i + c_i + d_{ij} + \left(\left(\sum_{k \in S} x_{ij}^k \right) - 1 \right) \times M \quad \forall i \in N, j \in O, i \neq j \quad (4.11)$$

$$t_i \geq l_k + \left(\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k \right) - 1 \times M \quad \forall i \in O, k \in S \quad (4.12)$$

$$u_k \geq t_i + c_i + d_{ij} + (x_{ij}^k - 1) \times M \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S, i \neq j, \gamma_k^j = 1 \quad (4.13)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k = 0 \quad \forall i \in O, k \in S, r \in R, \eta_{kr} \neq \rho_{ir} \quad (4.14)$$

avec les contraintes (4.1) à (4.6) et (5.1) à (5.13)

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i \in N, j \in N, k \in S, \quad t_i \in T \quad \forall i \in O, j \in O, k \in S \quad (4.15)$$

La fonction objectif (5.14) minimise la somme pondérée du temps de travail total des soignants, le non-respect des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation et la différence maximale de charge de travail entre les soignants. La contrainte (4.8) s'assure que chaque visite est effectuée par un soignant. Le départ et l'arrivée des soignants au centre de soins de la structure d'HAD auquel ils sont affectés est assuré par la contrainte (4.9) alors que la conservation du flux est garantie par la contrainte (4.10). La contrainte (4.11) vérifie que les soignants ont suffisamment de temps entre deux visites consécutives pour effectuer la première et ensuite se rendre au domicile du patient suivant. De plus, les soignants sont autorisés à travailler uniquement durant une période d'activité stricte, garantie par les contraintes (4.12) et (4.13). La contrainte (4.14) garantit que les soignants ont la qualification requise pour effectuer les soins de santé planifiés dans leur tournée. Enfin, la contrainte (4.15) définit le domaine des variables.

Afin de résoudre ce problème de planification de tournées avec équilibrage de la charge de travail, nous présentons dans la section suivante plusieurs méthodes de résolution pour ce problème.

5.4/ MÉTHODES DE RÉOLUTION

Dans cette section, nous présentons un algorithme hybride d'optimisation pour résoudre le problème des soins hospitaliers à domicile. L'algorithme hybride se base sur l'algorithme mémétique présenté dans le chapitre précédent et sur un algorithme de colonies de fourmis.

Nous présentons tout d'abord le principe de l'algorithme de colonies de fourmis puis nous détaillerons ensuite le fonctionnement de notre algorithme hybride.

5.4.1/ ALGORITHME DE COLONIES DE FOURMIS

L'algorithme de colonies de fourmis (aussi appelé ACO pour *Ant Colony Optimization*) est une approche métaheuristique pour aborder les problèmes combinatoires NP-difficile. Initialement proposé par Dorigo (1992), ACO s'inspire de la communication indirecte de véritables fourmis au moyen des dépôts d'une substance chimique appelée phéromone. Comme expliqué par López-Ibáñez (2004), les fourmis artificielles sont des agents simples qui utilisent des informations numériques (informations des phéromones artificielles) pour communiquer leur expérience tout en résolvant un problème particulier avec d'autres fourmis.

Inspiré par le comportement alimentaire des colonies de fourmis, ce mécanisme de colonie de fourmis a été appliqué avec succès pour résoudre un large éventail de problèmes d'optimisation tels que le problème du voyageur de commerce par Dorigo et al. (1997a) ou le problème de tournées de véhicules par Liu et al. (2009), similaire au problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

Dans les implémentations proposées de l'algorithme d'optimisation de colonies de fourmis, une variante efficace proposée par Stutzle et al. (2000) appelée MAX-MIN Ant System (ou MMAS) est appliquée. Dans cette variante, le dépôt de phéromone est limité par une borne supérieure représentée par le paramètre τ^+ , empêchant une piste d'être trop renforcée et une borne inférieure τ^- , laissant à n'importe quelle solution la possibilité d'être explorée. Cet algorithme obtient d'excellents résultats, et évite notamment une convergence prématurée.

Afin de donner un aperçu de la variante de l'algorithme de colonies de fourmis MMAS décrit par Dorigo et al. (1996, 1997b), la figure suivante 5.1 détaille les différentes étapes.

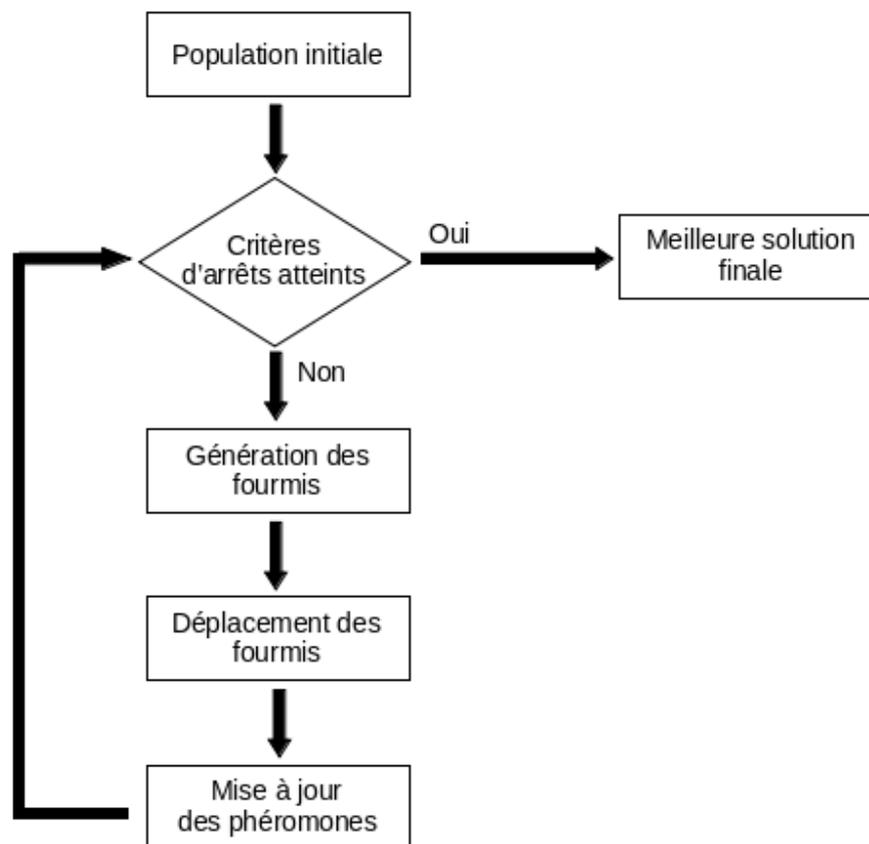


FIGURE 5.1 – Structure de l'algorithme de colonies de fourmis MMAS

Comme défini par Dorigo et al. (1997b), MMAS fonctionne comme suit. Chaque fourmi génère une solution complète en choisissant les visites selon une règle de transition d'état probabiliste. Les fourmis préfèrent se déplacer vers des visites qui sont reliées par un trajet court avec une grande quantité de phéromone sur le chemin entre les deux visites. Une fois que toutes les fourmis ont terminé et obtenu chacune une solution, une règle de mise à jour des phéromones est appliquée. Une fraction des phéromones s'évapore sur tous les chemins (les chemins qui ne sont pas rafraîchis deviennent moins

désirables), et chaque fourmi dépose une quantité de phéromone sur les chemins qui appartiennent à ses tournées en proportion de la qualité de chaque tournée. Le processus est ensuite itéré jusqu'à ce que les critères d'arrêts soient atteints.

Ainsi, le mouvement des fourmis est défini par deux règles majeures : la sélection des chemins et la mise à jour des phéromones.

La sélection des chemins est effectuée par une règle de transition d'état, qui donne la probabilité $p_k(r, s)$ avec laquelle la fourmi k étant positionné à la visite r choisit de se déplacer vers la visite s :

$$p_k(r, s) = \begin{cases} \frac{\tau(r,s)_{ACO}^\alpha \times \eta(r,s)_{ACO}^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} \tau(r,u)_{ACO}^\alpha \times \eta(r,u)_{ACO}^\beta}, & \text{si } s \in J_k(r) \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

avec :

- $\tau(r, s)$ est le niveau de phéromone entre les visites r et s avec $\tau^- \leq \tau(r, s) \leq \tau^+$
- $\eta(r, s)$ est égal à $1/d_{rs}$ est l'inverse du temps de trajet de la visite r à la visite s
- α_{ACO} est un paramètre déterminant l'importance des phéromones dans le déplacement des fourmis ($\alpha_{ACO} > 0$)
- β_{ACO} est un paramètre déterminant l'importance du temps de trajet entre les visites dans le déplacement des fourmis ($\beta_{ACO} > 0$)
- $J_k(r)$ est l'ensemble des visites qui reste à visiter par la fourmi k positionné à la visite r pour que la solution soit faisable

Par la suite, une fois que toutes les fourmis ont construit une solution, les phéromones sont mises à jour sur tous les chemins selon la règle suivante :

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \times \tau(r, s) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_k(r, s)$$

avec :

- $\Delta\tau_k(r, s) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{if } (r, s) \in \text{est un chemin effectué par la fourmi } k \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$
- ρ est le paramètre d'évaporation des phéromones avec $0 < \rho < 1$
- L_k est la valeur de la fonction objectif de la solution obtenu par la fourmi k
- m est le nombre de fourmis
- Q est une constante impactant le nombre de phéromones déposées

À chaque itération, les fourmis nouvellement générées créeront de nouvelles solutions basées sur la règle de sélection des chemins. Les phéromones placées sur les chemins jouent le rôle d'une mémoire à long terme pour permettre une forme indirecte de communication entre les fourmis. De même, une partie des phéromones s'évaporent sur tous les chemins à chaque itération.

5.4.2/ ALGORITHME HYBRIDE MÉMÉTIQUE-COLONIES DE FOURMIS

L'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis (que nous appelons MACO) est un algorithme mono-objectif que nous proposons dans cette section.

MACO est une hybridation de deux algorithmes présentés précédemment : l'algorithme mémétique (MA) proposé dans le chapitre 4 et l'algorithme de colonies de fourmis

(ACO) présenté précédemment dans la section 5.4.1. Le but de cette hybridation est de coupler la structure de MA et ACO pour combiner un nouvel algorithme. Des travaux antérieurs sur l'hybridation de ces deux algorithmes ont montré leur efficacité sur d'autres applications. Des résultats intéressants ont émergé de Zukhri et al. (2013) pour résoudre le problème du voyageur de commerce (TSP), où leur algorithme hybride a mieux fonctionné que l'algorithme génétique et l'algorithme de colonies de fourmis pris séparément. De plus, Mavrovouniotis et al. (2013) ont développé un algorithme mémétique efficace basé sur l'algorithme de colonies de fourmis pour le problème dynamique du voyageur de commerce.

Afin de donner une vue d'ensemble de la structure de notre algorithme hybride d'optimisation mémétique-colonies de fourmis, la figure 5.2 représente le logigramme de l'algorithme.

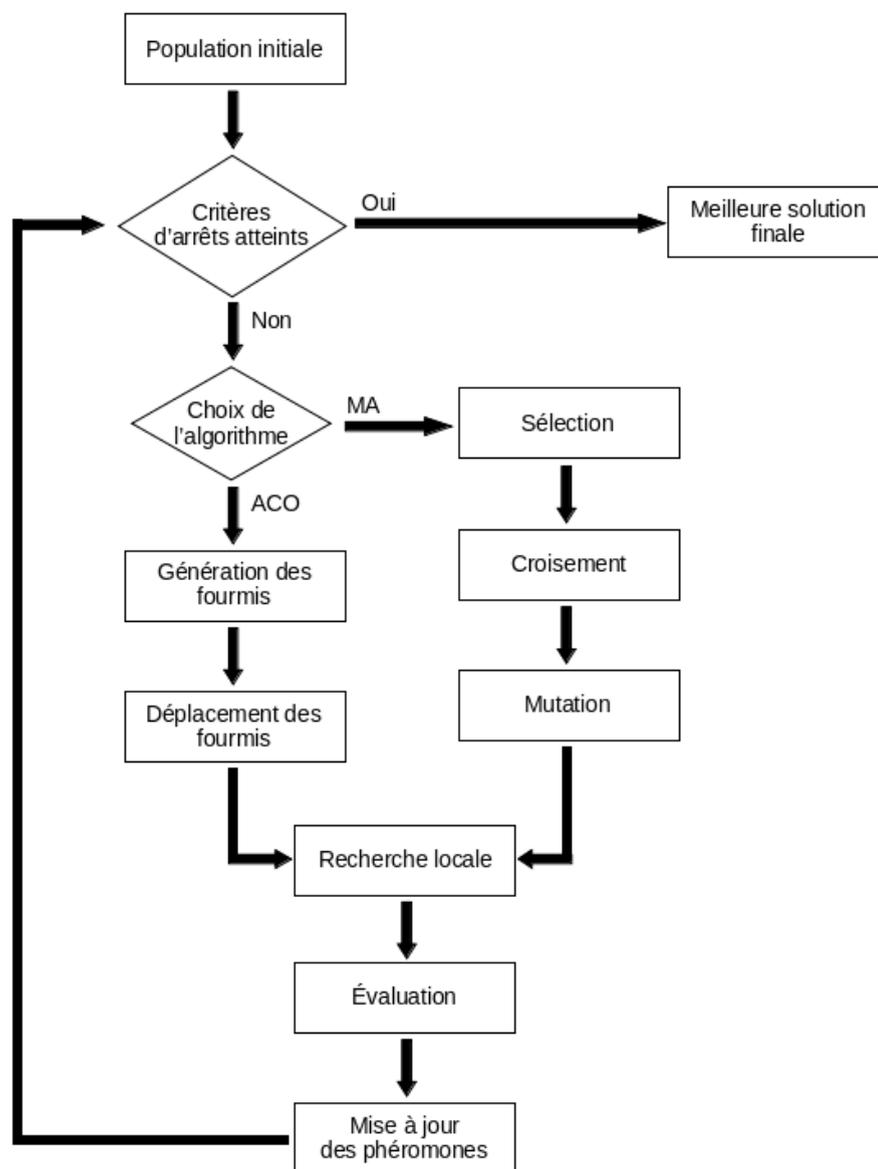


FIGURE 5.2 – Structure de l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis

L'algorithme commence par une population de solutions faisables qui peuvent être générées de manière aléatoire. A chaque itération de l'algorithme, une partie de l'algorithme sera exécutée (relatif à l'algorithme mémétique ou à l'algorithme de colonies de fourmis), en fonction d'une probabilité fixe représentée par le paramètre $proba_{ACO}$. Les deux algorithmes partagent la même population pendant toute la résolution du problème.

Si l'algorithme mémétique est choisi à l'itération courante, les opérateurs de sélection, de croisement et de mutation présentés dans la section 4.4.2 sont appliqués à la population courante. Dans l'autre cas, de nouvelles solutions sont créées en suivant le processus de l'algorithme ACO présenté dans la section 5.4.1.

Par la suite, les opérateurs de recherche locale détaillés dans la section 4.4.3 sont appliqués à la population, quel que soit l'algorithme choisi précédemment.

Enfin, une fois que chaque solution a été évaluée, les phéromones sont mises à jour sur tous les chemins entre les visites selon la règle expliquée dans la section 5.4.1.

Cette hybridation des deux algorithmes, qui partagent la même population, doit permettre à l'algorithme d'obtenir de meilleures solutions en profitant des caractéristiques et des spécificités des deux algorithmes pris individuellement. Ainsi, même lorsque l'algorithme mémétique est choisi, la matrice de phéromones sera également mise à jour, ce qui n'aurait pas été le cas dans la version classique de l'algorithme mémétique. Cette matrice de phéromones mise à jour en continu sera ensuite utilisée par la partie ACO de l'algorithme hybride lorsqu'elle sera sélectionnée. De même, l'opérateur de recherche locale spécifique à l'algorithme mémétique sera également appliqué même si l'ACO est choisi au cours de l'itération en cours, améliorant ainsi potentiellement certaines solutions de la population.

Enfin, MACO s'arrête lorsque les critères d'arrêts ont été atteints, et la meilleure solution trouvée lors de la résolution est le résultat de l'algorithme.

5.5/ RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Dans cette section, les instances de test et les paramètres appliqués à l'algorithme hybride d'optimisation pendant les expériences sont présentés. Par la suite, les résultats obtenus avec différents paramètres du MACO sont étudiés.

5.5.1/ INSTANCES DE TEST

Afin d'évaluer l'efficacité de l'algorithme hybride proposé, nous utilisons les instances de la littérature proposées par Bredström et al. (2008) pour le problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

Ces instances avaient également été utilisées dans le chapitre 4. Nous rappelons donc brièvement les caractéristiques de ces instances.

L'ensemble contient 10 instances de tailles variables allant de 20 à 80 visites à planifier. Chaque instance ne contient qu'un seul dépôt. De plus, 10 % des visites sont synchronisées. Enfin, chaque instance est représenté à cinq reprises en utilisant des restrictions temporelles différentes en fonction de la taille de la fenêtre de temps des visites.

Le tableau 4.2 récapitule les caractéristiques des instances de test.

5.5.2/ PARAMÉTRAGE DES EXPÉRIENCES

Afin de tester les performances de notre algorithme hybride avec différentes configurations, nous présentons ci-après les paramètres appliqués lors des expériences.

Concernant le temps de calcul autorisé, il est limité à 10 minutes pour chaque instance.

A propos des contraintes souples de fenêtres de temps des patients, la valeur de la limite séparant les deux zones de pénalité notée τ_i est fixée à $0.1 \times c_i$. De même, la limite de temps séparant les deux zones de pénalité dans le cas des visites synchronisées dénotée τ_{ij} pour les visites i et j est fixé à $0.1 \times c_i$ en supposant que $c_i = c_j$ dans les expériences. L'objectif est de pénaliser fortement les violations importantes des contraintes souples.

Le calcul de la valeur de la pénalité pour la fenêtre de temps du patient non-satisfait v_i^t dépend du temps de déplacement moyen entre toutes les visites \bar{D} et de la durée de la visite. Si la fenêtre temporelle du patient est petite, cela signifie qu'il a des empêchements durant la journée qui l'empêche d'être disponible plus longtemps. Par conséquent, plus la fenêtre temporelle du patient est petite, plus la valeur de la pénalité est grande.

De la même manière, plus le temps de trajet moyen entre les visites est important et plus la valeur de la pénalité sera grande. Puisqu'une valeur élevée de \bar{D} tend à induire une valeur élevée du temps de trajet total requis par les membres du personnel soignant (faisant partie de la fonction objectif), la valeur de la pénalité doit être proportionnelle à la somme des temps de trajet du personnel soignant afin d'avoir un impact similaire concernant la pénalisation de la fonction objectif.

Par conséquent, la pénalité v_i^t pour chaque minute de violation de la fenêtre de temps souple pour la visite i est définie comme suit :

$$v_i^t = \begin{cases} \frac{\bar{D}}{2 \times (b_i - a_i)} & \text{si } 2 \times (b_i - a_i) \geq 1 \\ \bar{D} & \text{sinon} \end{cases}$$

Le facteur multiplicateur de pénalité pour les fenêtres de temps souples p^t est fixé à la même valeur que le facteur de pénalité pour les visites synchronisées p^s . Par conséquent, dans les expériences, $p^t = p^s = 2$. Cette valeur permet de pénaliser deux fois plus les violations importantes des contraintes souples, afin de les limiter.

De même, la même valeur de pénalité (c'est-à-dire la pénalité appliquée pour chaque minute de violation de la contrainte souple) est utilisée pour les fenêtres de temps que les visites synchronisées. Par conséquent, pour une visite i , $v_i^t = v_{ij}^s$.

Concernant la définition de la charge de travail, nous avons considéré que l'ensemble des activités effectuées par les soignants font partie de leur charge de travail. Ainsi, la charge de travail est égale au temps de travail. En conséquence, les paramètres binaires (α , β et γ) utilisés pour la définition de la charge de travail prennent les valeurs (1, 1, 1).

En outre, les paramètres ζ et κ représentant les poids des objectifs dans la fonction objectif sont définis à 1. Ainsi, les trois objectifs considérés ont tous le même poids.

En ce qui concerne l'algorithme de résolution, les opérateurs de croisement, de muta-

tion et de recherche locale présentés dans la section 4.4.2 sont utilisés par l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis. De même, les règles de sélection des chemins et de mise à jour des phéromones sont identiques à celles présentées dans la section 5.4.1.

La taille de la population F_{max} du MACO est fixée à 20 individus car elle montre un bon équilibre au cours des expériences entre la qualité de la solution et le temps de calcul nécessaire pour effectuer une itération de l'algorithme. L'utilisation d'une population de plus grande taille augmenterait les ressources de calcul nécessaires et donc le temps de calcul.

En ce qui concerne la mise à jour des phéromones, le paramètre Q influençant la quantité de phéromone déposée sur un chemin est initialisée à 1. De plus, le coefficient d'évaporation des phéromones défini par le paramètre ρ est fixé à 0.1. Par conséquent, seulement 10 % des phéromones déposées précédemment subsistent à chaque itération.

Différents niveaux de probabilité ont été étudiés pour appliquer soit la partie algorithme mémétique (MA), soit la partie algorithme de colonies de fourmis (ACO) à chaque itération de l'algorithme MACO. Par conséquent, le paramètre $proba_{ACO}$ est défini à 0, 0.5 ou 1 en fonction de la configuration. Si $proba_{ACO} = 0$, cela signifie que la partie ACO de l'algorithme hybride n'est jamais appliquée. En revanche, si $proba_{ACO} = 1$, la partie relatif à l'algorithme mémétique n'est jamais exécutée.

De plus, diverses valeurs pour les paramètres α_{ACO} et β_{ACO} sont utilisées pour contrôler l'influence relative de l'intensité des phéromones et la visibilité d'un chemin. Une valeur élevée de α_{ACO} augmente l'importance des phéromones dans la règle de sélection des chemins. De même, une valeur élevée de β_{ACO} augmente l'importance de la visibilité d'un chemin dans la règle de déplacement des fourmis. La visibilité d'un chemin est inversement proportionnelle au temps de trajet du chemin entre deux visites.

Dans les expériences, les paramètres α_{ACO} et β_{ACO} sont définis avec des valeurs différentes pour identifier la combinaison fournissant les meilleurs résultats.

En résumé, les paramètres appliqués au MACO pour chaque expérience sont présentés dans le tableau 5.2.

Expérience	$proba_{ACO}$	α_{ACO}	β_{ACO}
MA	0	-	-
ACO v1	1	1	1
ACO v2	1	0.1	1
ACO v3	1	1	0.1
MACO v1	0.5	1	1
MACO v2	0.5	0.1	1
MACO v3	0.5	1	0.1

TABLE 5.2 – Paramètres appliqués à l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis lors des expériences

Il faut souligner dans le tableau 5.2 que lorsque $proba_{ACO} = 0$, les phéromones ne sont pas utilisées lors de l'exécution de l'algorithme. Par conséquent, les valeur des paramètres α_{ACO} et β_{ACO} ne sont pas indiquées.

Par conséquent, les paramètres appliqués à la première expérience "MA" correspondent

au comportement d'un algorithme mémétique tel que présenté dans le chapitre 4. Les expériences "ACO v1", "ACO v2" et "ACO v3" (voir tableau 5.2) utilisent des configurations différentes pour reproduire l'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis comprenant une étape supplémentaire de recherche locale. Enfin, les expériences "MACO v1", "MACO v2" et "MACO v3" (voir tableau 5.2) correspondent au MACO où les parties MA et ACO ont des probabilités égales d'être exécutées à chaque itération.

Les résultats présentés dans la section suivante sont issus de 10 exécutions des expériences sur chaque instance.

De plus, le solveur d'optimisation commercial Gurobi Optimization (2016) (version 6.0.5) est utilisé avec une limite de temps de 2 heures pour effectuer une comparaison des performances avec les résultats obtenus par le MACO sur le problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

Enfin, les expériences sont effectuées sur un ordinateur utilisant un processeur Intel® Core™ i7-7820HQ avec 16 Go de mémoire vive.

5.5.3/ RÉSULTATS OBTENUS

Dans cette partie, les résultats des expériences sont présentés.

Afin d'obtenir une comparaison équitable entre les différentes configurations de l'algorithme hybride MACO, nous présentons tout d'abord la moyenne des résultats obtenus pour chaque instance au cours des 10 exécutions pour chaque configuration. Dans un second temps, les meilleurs résultats obtenus par chaque configuration pour chaque instance sont présentés et comparés avec les résultats obtenus par le solveur d'optimisation commercial Gurobi.

Tout d'abord, les résultats de calcul moyens sur les dix exécutions sont présentés dans le tableau 5.3. Pour chaque ligne, la meilleure valeur concernant la fonction objectif est surlignée en gris pour distinguer la configuration du MACO qui fournit les meilleurs résultats pour cette instance.

La colonne "Fonction objectif" représente la somme du temps de travail, des pénalités survenues des non-satisfactions des contraintes souples et de la différence maximale de charge de travail. Chaque valeur est une moyenne des résultats obtenus lors des 10 exécutions. Les résultats sont présentés pour chaque variante du MACO.

De plus, la colonne "Ecart (%)" indique l'écart entre la meilleure solution trouvée par n'importe quelle variante du MACO parmi "MACO v1", "MACO v2" et "MACO v3" par rapport à la meilleure solution obtenue par d'autres configurations impliquant uniquement l'algorithme mémétique "MA" ou l'algorithme de colonies de fourmis ("ACO v1", "ACO v2", "ACO v3"). Plus l'écart est élevé, meilleur est l'algorithme hybride. De même, la valeur est surlignée en gris lorsque le MACO obtient la meilleure solution sur l'instance considérée.

Par conséquent, l'écart est calculé comme suit :

$$Ecart = \frac{\min(MA, \min_{i \in \{1,2,3\}}(ACOv_i)) - \min_{i \in \{1,2,3\}}(MACOv_i)}{\min_{i \in \{1,2,3\}}(MACOv_i)}$$

En ce qui concerne les résultats présentés dans le tableau 5.3, l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis fonctionne mieux que l'algorithme mémétique ou l'algo-

rithme de colonies de fourmis pris séparément. En effet, le MACO représenté par les expériences "MACO v1", "MACO v2", et "MACO v3" obtient la fonction objectif moyenne la plus faible pour la plupart des instances. Concernant les instances de Bredström et al. (2008), les meilleurs résultats moyens sont obtenus par les versions "MACO v1", "MACO v2" et "MACO v3" pour 45 des 50 instances. En revanche, l'algorithme de colonies de fourmis représenté par les versions "ACO v1", "ACO v2", et "ACO v3" obtient le meilleur résultat pour seulement 4 des 50 instances. Enfin l'algorithme mémétique n'obtient le meilleur résultat que pour l'instance "10F".

De même, il convient de noter que les excellents résultats du MACO par rapport à MA et ACO sont valables pour tous les paramètres du MACO. En effet, quel que soit le paramétrage utilisé pour le MACO (v1, v2 ou v3), la valeur moyenne obtenue parmi toutes les instances est inférieure à la valeur moyenne en utilisant soit le MA, soit le ACO. Par exemple, en utilisant la version "MACO v1", le MACO obtient une valeur moyenne parmi toutes les instances de 533.38 alors que cette valeur atteint 546.61 pour le MA et 557.25 dans le meilleur des cas pour l'ACO (en utilisant la version "ACO v1").

Dans l'ensemble, les résultats mettent en évidence l'efficacité de l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis. L'algorithme proposé fournit de meilleurs résultats que l'algorithme mémétique et l'algorithme de colonies de fourmis, qui pour le premier, avait donné de très bons résultats dans le chapitre 4. De même, on peut souligner que l'ACO obtient les plus mauvais résultats avec la valeur moyenne la plus élevée pour la fonction objectif. Enfin, il convient de noter que parmi les trois configurations du MACO (v1, v2 et v3), aucune configuration ne se détache des autres et toutes donnent de bons résultats.

Dans un second temps, les meilleurs résultats obtenus par l'algorithme hybride MACO au cours des 10 répétitions sont présentés dans le tableau 5.4. Les meilleurs résultats pour chaque instance sont comparés à la meilleure solution obtenue par le solveur d'optimisation commerciale Gurobi Optimization (2016).

Dans la colonne "Fonction objectif (m)", les meilleures solutions obtenues par l'algorithme MACO parmi les dix répétitions sont présentées et les résultats obtenus par le solveur d'optimisation sont donnés par la colonne "MIP". Une étoile (*) est utilisée dans la colonne "MIP" pour indiquer si la solution a été prouvée comme étant optimale par le solveur. Lorsque la valeur indiquée contient une inégalité (supérieure à), cela signifie que Gurobi n'a pas trouvé de solution réalisable durant le temps alloué. Seule une borne inférieure a été obtenue et est indiquée sous la forme d'une inégalité.

La colonne "Taux de déviation (%)" indique l'écart entre la meilleure solution trouvée par n'importe quelle variante du MACO parmi les configurations "MACO v1", "MACO v2" et "MACO v3" par rapport au solveur d'optimisation. Plus l'écart est faible et meilleur est le résultat obtenu par l'algorithme hybride. Par conséquent, le taux de déviation est calculé comme suit :

$$\text{Taux de déviation} = \min_{i \in [1..3]} \left(\frac{\text{MACO}_{v_i} - \text{MIP}}{\text{MIP}} \right)$$

Au regard des résultats obtenus, l'algorithme hybride fournit de bons résultats. En effet, le taux de déviation reste faible pour les instances de petite taille (instances 1-5) où il reste inférieur à 7-8 % pour la plupart des instances. En outre, lorsque la taille du problème augmente (instances 6-8 et 9-10), le solveur commercial devient incapable de trouver ne serait-ce qu'une solution faisable pour la plupart des cas alors que le MACO trouve une solution faisable pour chaque instance.

Instance		Fonction objectif (m)						Ecart (%)	
		MA	ACO v1	ACO v2	ACO v3	MACO v1	MACO v2		MACO v3
1	F	358.78	357.16	357.22	357.16	356.19	355.78	356.91	0.39
2	F	369.85	355.26	355.26	355.26	357.40	354.81	356.27	0.13
3	F	338.28	326.92	326.92	326.92	328.01	326.80	326.91	0.04
4	F	499.48	501.91	501.91	501.91	500.99	499.47	500.82	0
5	F	395.49	391.36	391.88	391.62	393.96	388.14	391.94	0.83
6	F	959.91	1032.91	1065.91	1033.09	919.06	933.93	908.12	5.70
7	F	886.78	934.19	942.14	932.89	856.26	862.51	856.87	3.56
8	F	1390.54	1427.50	1437.15	1432.53	1385.77	1400.31	1390.23	0.34
9	F	1561.19	1633.70	1643.87	1644.54	1556.45	1575.44	1569.06	0.30
10	F	2431.94	2972.73	3009.48	2989.36	2702.60	2705.36	2735.88	-10.01
1	S	239.48	229.18	228.93	228.85	230.78	228.13	231.79	0.32
2	S	274.97	255.22	258.01	256.37	264.52	254.47	262.40	0.29
3	S	250.04	240.26	240.59	240.22	240.38	239.38	240.54	0.35
4	S	383.64	377.09	376.48	376.98	374.86	374.13	373.74	0.73
5	S	258.47	241.68	241.38	239.79	242.82	237.82	239.87	0.83
6	S	598.78	584.59	588.29	588.98	559.75	560.95	559.72	4.44
7	S	596.72	596.64	601.40	593.49	571.91	572.97	578.75	3.77
8	S	658.12	653.96	658.45	652.01	631.68	640.24	637.59	3.22
9	S	852.87	869.49	864.14	866.28	846.02	840.92	845.07	1.42
10	S	1341.67	1370.73	1366.66	1356.52	1268.85	1319.07	1312.62	5.74
1	M	250.29	239.40	239.64	238.92	239.02	238.71	239.51	0.09
2	M	239.65	225.88	227.19	225.64	233.36	226.14	231.41	-0.22
3	M	233.77	223.47	222.88	220.68	220.85	218.36	221.55	1.06
4	M	368.49	354.77	353.38	354.59	356.36	353.98	354.18	-0.17
5	M	238.76	238.28	238.67	238.93	236.22	229.48	235.59	3.84
6	M	551.65	541.70	547.79	546.45	524.31	525.97	521.46	3.88
7	M	539.99	533.79	532.00	532.13	512.08	509.23	510.37	4.47
8	M	606.77	599.03	602.23	603.03	580.01	586.01	581.82	3.28
9	M	774.84	793.25	794.69	795.18	778.22	772.39	766.69	1.06
10	M	912.69	941.71	945.22	970.18	794.76	841.70	784.55	16.33
1	L	233.77	218.20	218.20	218.20	221.30	217.96	221.98	0.11
2	L	230.31	213.90	214.05	213.70	213.59	212.79	213.03	0.42
3	L	227.28	216.45	215.65	215.46	210.91	211.17	209.81	2.69
4	L	340.25	326.07	327.10	326.12	330.15	326.67	330.19	-0.18
5	L	221.29	214.38	215.30	214.34	214.87	213.50	214.03	0.39
6	L	540.49	521.45	523.43	521.25	505.89	507.63	507.79	3.04
7	L	518.45	503.66	512.05	506.11	486.93	492.06	488.96	3.44
8	L	564.94	566.06	561.81	564.54	545.52	548.65	543.87	3.30
9	L	754.38	765.60	762.66	763.54	739.67	745.18	735.90	2.51
10	L	652.29	624.87	614.13	614.51	584.60	588.30	588.38	5.05
1	A	213.62	199.92	202.87	202.33	202.98	200.46	202.49	-0.27
2	A	189.32	186.04	185.97	185.75	185.89	185.75	185.67	0.04
3	A	189.47	180.08	179.46	179.85	180.03	179.15	179.62	0.17
4	A	283.24	273.31	273.12	272.69	268.64	269.32	267.57	1.91
5	A	196.69	183.01	183.01	183.16	182.56	182.56	183.01	0.25
6	A	480.67	474.75	478.10	476.31	454.25	465.19	459.32	4.51
7	A	446.60	446.59	453.13	452.87	426.42	427.85	425.78	4.89
8	A	494.25	484.75	486.63	486.06	470.93	476.08	467.91	3.60
9	A	657.33	675.30	677.12	666.86	651.03	654.13	656.47	0.97
10	A	531.97	544.29	552.03	547.76	529.16	529.04	529.57	0.55
Moyenne		546.61	557.25	559.91	558.04	533.38	536.12	534.67	2.48

TABLE 5.3 – Moyenne des résultats obtenus sur 10 répétitions pour l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis en utilisant différentes configurations – Instances de Bredström et al. (2008)

Il convient de souligner que durant les deux heures de temps de calcul disponible, le solveur commercial trouve la solution optimale pour seulement quatre instances (les instances "1M", "2M", "1L" et "2L"). En comparaison avec le problème similaire étudié dans le chapitre 4 qui ne prenait pas en compte l'équilibrage de la charge de travail, le même solveur commercial avait obtenu la solution optimale dans 13 des 50 instances suggérées par Bredström et al. (2008). La limite de temps disponible était alors de seulement une heure. Par conséquent, l'ajout de l'équilibrage de la charge de travail à la fonction objectif a considérablement complexifié le problème.

Enfin, l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis présenté dans ce chapitre montre une grande efficacité par rapport aux algorithmes d'optimisation mémétique ou par colonies de fourmis en obtenant pour la plupart des cas la fonction objectif avec la plus faible valeur. De même, le MACO suggéré maintient un faible taux de déviation avec le solveur d'optimisation commercial Gurobi sur les instances de la littérature. Il convient également de souligner que ces bons résultats sont valables, quelle que soit la configuration appliqué au MACO ("MACO v1", "MACO v2", "MACO v3") au cours des expériences.

Dans la section suivante, nous allons analyser la qualité des solutions obtenues en fonction de la définition de la charge de travail.

5.6/ IMPACT DE LA CHARGE DE TRAVAIL

Dans ce chapitre, le temps de travail d'un personnel soignant peut être décomposé en trois parties en fonction de l'activité réalisée : le temps de trajet durant la tournée, le temps passé à fournir des soins et le temps d'inactivité. Par conséquent, la notion de charge de travail peut varier en fonction des activités considérées comme en faisant partie.

Étant donné la nature multi-objectif du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec équilibrage de la charge de travail, l'équilibrage de la charge de travail à un impact sur la qualité des solutions obtenus pour chacun des objectifs. Par exemple, l'équilibrage du temps de travail entraîne une augmentation du temps de travail total des personnels soignants. Afin d'éviter cette situation, il pourrait être intéressant d'équilibrer une partie des activités des personnels soignants afin d'obtenir une solution acceptable avec un juste équilibre entre temps de travail total et équilibrage du temps de travail.

Ainsi, cette partie propose d'analyser les effets de l'équilibrage de chaque activité des soignants sur la fonction objectif. L'objectif est d'identifier les combinaisons appropriées afin d'équilibrer le temps de travail des soignants tout en limitant l'augmentation du temps de travail total et du non-respect des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation.

Afin d'étudier les effets de l'équilibrage de la charge de travail sur les autres objectifs, nous avons utilisé l'algorithme mémétique présenté dans le chapitre 4 pour effectuer les expériences.

Concernant le paramétrage de l'algorithme mémétique, le temps de calcul passé par l'heuristique d'insertion pour générer la population initiale est fixé à deux minutes, indépendamment de la taille de l'instance. Par la suite, le temps de calcul de l'algorithme mémétique dépend de la taille de l'instance : 2 minutes pour les petites instances, 5 minutes pour les instances moyennes et 8 minutes pour les grandes instances. Les instances utilisées sont celles proposées par Bredström et al. (2008) que nous avons déjà

Instance		Fonction objectif (m)			Taux de déviation (%)	
		MIP	MACO v1	MACO v2		MACO v3
1	F	325.43	354.64	349.02	355.15	7.25
2	F	340.93	352.49	353.98	352.74	3.39
3	F	320.38	326.40	326.24	326.21	1.82
4	F	482.30	499.33	497.83	498.91	3.22
5	F	365.61	385.16	386.59	386.59	5.35
6	F	1554.29	882.32	889.57	886.32	-43.23
7	F	> 532.55	833.81	838.57	832.38	-
8	F	> 583.56	1367.03	1365.40	1362.43	-
9	F	> 683.14	1522.42	1522.91	1538.59	-
10	F	> 519.92	2367.74	2362.78	2606.11	-
1	S	220.66	226.57	226.41	227.03	2.61
2	S	238.84	250.94	250.34	250.34	4.81
3	S	221.81	238.98	233.46	238.85	5.25
4	S	359.67	368.53	368.53	372.33	2.46
5	S	220.02	234.92	236.52	235.64	6.77
6	S	595.99	545.05	547.78	552.05	-8.55
7	S	> 379	552.45	558.97	553.05	-
8	S	> 437.16	619.73	628.10	628.06	-
9	S	> 517.63	820.87	818.60	829.10	-
10	S	> 392.38	1152.96	1247.09	1204.42	-
1	M	205.13*	235.09	237.76	236.20	14.60
2	M	213.70*	227.22	222.71	225.88	3.97
3	M	207.78	216.91	217.29	216.52	4.20
4	M	332.49	352.64	350.82	351.25	5.51
5	M	207.84	227.91	224.21	227.91	7.88
6	M	562.66	515.50	512.54	507.35	-9.83
7	M	756.70	507.03	491.69	505.37	-35.02
8	M	> 386.18	559.72	563.54	568.31	-
9	M	> 487.92	760.45	754.62	743.38	-
10	M	> 362.18	597.27	589.51	582.08	-
1	L	199.26*	217.59	215.87	217.42	8.33
2	L	203.81*	208.24	210.48	210.44	2.17
3	L	198.99	206.15	203.00	203.00	2.01
4	L	307.48	322.05	322.05	322.05	4.74
5	L	196.37	212.28	211.10	211.53	7.50
6	L	494.26	496.74	498.82	498.39	0.50
7	L	> 317.02	474.40	476.15	474.84	-
8	L	> 360.25	533.75	538.43	530.06	-
9	L	> 465.97	730.20	737.57	714.79	-
10	L	> 346.11	569.18	573.32	563.15	-
1	A	183.77	195.80	197.35	195.80	6.55
2	A	180.41	185.67	185.67	185.67	2.92
3	A	176.15	178.46	178.46	178.46	1.31
4	A	252.63	262.20	264.15	262.20	3.79
5	A	171.00	181.51	181.51	183.01	6.14
6	A	> 338.60	440.36	453.21	450.00	-
7	A	411.43	406.45	416.41	415.58	-1.21
8	A	> 333.98	464.19	467.13	460.23	-
9	A	> 425.98	635.52	640.78	645.29	-
10	A	> 327.46	523.11	522.36	519.00	-

TABLE 5.4 – Meilleurs résultats obtenus sur 10 répétitions pour l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis en utilisant différentes configurations – Instances de Bredström et al. (2008)

utilisées pour les expériences des chapitres 4 et 5.

De plus, afin d'étudier les effets de l'équilibrage de la charge de travail sur la fonction objectif, des expériences ont été menées avec une importance variable de la minimisation de l'équilibrage de la charge de travail. Par conséquent, le paramètre ζ concernant le poids dans la fonction objectif relatif à la minimisation du temps de travail et à la violation des contraintes souples a été fixé à 1. En revanche, le paramètre κ concernant le poids dans la fonction objectif de l'équilibrage de la charge de travail a été testé avec les valeurs suivantes : 1, 10 et 100. Ainsi, nous avons donné la même importance aux objectifs, 10 fois plus d'importance à l'équilibrage de la charge de travail et 100 fois plus d'importance à la charge de travail équilibrage, lors des expériences.

Les paramètres binaires α , β et γ sont utilisés pour définir quelles activités sont équilibrées dans la fonction objectif, et ainsi définir la notion de charge de travail. Si la valeur d'un paramètre est définie à 1, cela signifie que l'activité associée fait partie de la notion de charge de travail et doit donc être équilibrée entre les soignants. Sinon, le paramètre est défini à 0. Par exemple, si nous considérons $\alpha = 1$, cela signifie que le temps de trajet des soignants est inclus dans la définition de la charge de travail, et doit donc être équilibré. De même, β est lié au temps passé à fournir des soins, et γ est lié au temps d'inactivité.

Pour analyser les effets de l'équilibrage de chaque activité sur la fonction objectif, des expériences ont été effectuées sur toutes les combinaisons de valeurs possibles pour (α, β, γ) . Par conséquent, les combinaisons suivantes ont été exécutées : (0,0,0), (0,0,1), (0,1,0), (0,1,1), (1,0,0), (1,0,1), (1,1,0) et (1,1,1).

Ainsi, 24 expériences pour chaque instance ont été effectuées afin de prendre en compte toutes les combinaisons de valeurs possibles pour $(\alpha, \beta, \gamma, \zeta, \kappa)$.

Dans cette section, les résultats des expériences sont discutés et plusieurs lignes directrices sont fournies pour les décideurs d'une structure de soins hospitaliers à domicile.

Afin de mettre en évidence la sensibilité de l'équilibrage, les critères analysés sont le temps de travail total des soignants (noté F1), la violation des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation (F2) et la différence maximale de temps de travail entre les soignants (F3).

Les tableaux 5.5, 5.6 et 5.7 présentent les résultats obtenus avec les différentes valeurs de κ dans la fonction objectif.

Dans ces tableaux, la colonne "Paramètre" indique quelle activité est incluse dans la notion de charge de travail pour obtenir les résultats. Par exemple, si la colonne "Paramètre" indique " $\alpha = 1$ ", cela signifie que les résultats présentés dans cette ligne sont obtenus en faisant la moyenne des résultats expérimentaux de toutes les combinaisons considérant " $\alpha = 1$ " : (1,0,0), (1,0,1), (1,1,0) et (1,1,1). De plus, la colonne "Evolution (%)" représente l'évolution du résultat en changeant le paramètre considéré de 0 à 1. En d'autres termes, il vise à représenter les effets de l'équilibrage de l'activité liée au paramètre sur les critères analysés.

Les résultats expérimentaux mettent en évidence l'importance de la définition de la charge de travail sur le comportement des trois critères étudiés.

Dans un premier temps, nous remarquons qu'en fonction des activités faisant partie de la charge de travail, les résultats obtenus sont très différents.

Taille de l'instance	Paramètre	F1 (m)	Evolution (%)	F2 (m)	Evolution (%)	F3 (m)	Evolution (%)
Petit	$\alpha = 0$	1508.41	0.2	297.38	16.30	198.33	-25.67
	$\alpha = 1$	1511.54		345.86		147.42	
	$\beta = 0$	1501.95	1.07	208.28	108.85	273.86	-73.75
	$\beta = 1$	1518.00		434.96		71.89	
	$\gamma = 0$	1506.90	0.41	329.35	-4.69	168.48	5.22
	$\gamma = 1$	1513.05		313.89		177.28	
Moyen	$\alpha = 0$	3797.61	0.02	504.70	13.78	272.50	-16.20
	$\alpha = 1$	3798.23		574.26		228.36	
	$\beta = 0$	3778.98	1	440.27	45.07	359.33	-60.61
	$\beta = 1$	3816.85		638.70		141.53	
	$\gamma = 0$	3796.87	0.06	538.06	0.53	241.58	7.33
	$\gamma = 1$	3798.97		540.90		259.28	
Grand	$\alpha = 0$	2966.90	-0.72	2656.19	8.10	233.62	0.14
	$\alpha = 1$	2945.67		2871.39		233.94	
	$\beta = 0$	2947.42	0.60	2397.19	30.58	304.98	-46.69
	$\beta = 1$	2965.15		3130.38		162.58	
	$\gamma = 0$	2945.63	0.72	2785.06	-1.53	237.25	-2.93
	$\gamma = 1$	2966.94		2742.52		230.30	

TABLE 5.5 – Résultats expérimentaux avec $\kappa = 1$. Les colonnes sont le temps de travail total (F1), la violation des contraintes souples (F2) et la différence maximale de temps de travail (F3).

Taille de l'instance	Paramètre	F1 (m)	Evolution (%)	F2 (m)	Evolution (%)	F3 (m)	Evolution (%)
Petit	$\alpha = 0$	1528.59	0.05	285.62	69.51	194.65	-54.26
	$\alpha = 1$	1529.30		484.16		89.03	
	$\beta = 0$	1510.82	2.40	278.60	76.30	247.95	-85.59
	$\beta = 1$	1547.07		491.18		35.73	
	$\gamma = 0$	1516.47	1.65	401.54	-8.29	133.46	12.56
	$\gamma = 1$	1541.42		368.24		150.22	
Moyen	$\alpha = 0$	3845.46	0.34	638.07	22.89	233.03	-35.61
	$\alpha = 1$	3858.49		784.11		150.04	
	$\beta = 0$	3808.47	2.28	552.67	57.33	327.91	-81.96
	$\beta = 1$	3895.48		869.50		59.16	
	$\gamma = 0$	3847.75	0.22	690.16	6.06	195.14	-1.65
	$\gamma = 1$	3856.21		732.01		191.92	
Grand	$\alpha = 0$	3004.37	-0.06	3036.03	16.39	203.89	-25.79
	$\alpha = 1$	3002.60		3533.56		151.31	
	$\beta = 0$	2967.60	2.42	2667.76	46.26	290.25	-76.59
	$\beta = 1$	3039.37		3901.82		67.95	
	$\gamma = 0$	2991.64	0.79	3283.03	0.11	182.26	-3.47
	$\gamma = 1$	3015.34		3286.55		175.94	

TABLE 5.6 – Résultats expérimentaux avec $\kappa = 10$. Les colonnes sont le temps de travail total (F1), la violation des contraintes souples (F2) et la différence maximale de temps de travail (F3).

L'équilibrage du temps passé à effectuer des soins est l'activité la plus efficace afin de réduire la différence maximale de temps de travail entre les soignants. En effet, cela permet de réduire la différence maximale de temps de travail jusqu'à 90 % dans le cas d'instances de petite taille avec $\kappa = 100$ (i.e. l'équilibrage de la charge de travail a 100 fois

Taille de l'instance	Paramètre	F1 (m)	Evolution (%)	F2 (m)	Evolution (%)	F3 (m)	Evolution (%)
Petit	$\alpha = 0$	1535.52	1.79	302.60	56.05	197.26	-59.21
	$\alpha = 1$	1563.04		472.22		80.46	
	$\beta = 0$	1511.39	5.01	278.16	78.55	254.75	-90.98
	$\beta = 1$	1587.17		496.66		22.97	
	$\gamma = 0$	1531.62	2.31	430.71	-20.11	125.74	20.87
	$\gamma = 1$	1566.94		344.11		151.98	
Moyen	$\alpha = 0$	3913.26	1.67	544.76	51.55	243.83	-49.77
	$\alpha = 1$	3978.52		825.61		122.49	
	$\beta = 0$	3855.40	4.69	529.40	58.85	323.50	-86.77
	$\beta = 1$	4036.38		840.97		42.81	
	$\gamma = 0$	3904.99	2.09	748.65	-16.95	172.66	12.16
	$\gamma = 1$	3986.80		621.72		193.66	
Grand	$\alpha = 0$	3105.37	1.04	2534.22	15.82	199.48	-35.94
	$\alpha = 1$	3137.70		2935.11		127.79	
	$\beta = 0$	3003.38	7.87	2813.19	-5.58	274.84	-80.92
	$\beta = 1$	3239.70		2656.14		52.43	
	$\gamma = 0$	3085.47	2.34	3163.26	-27.10	165.44	-2.18
	$\gamma = 1$	3157.60		2306.07		161.83	

TABLE 5.7 – Résultats expérimentaux avec $\kappa = 100$. Les colonnes sont le temps de travail total (F1), la violation des contraintes souples (F2) et la différence maximale de temps de travail (F3).

plus d'importance dans la fonction objectif que les autres objectifs). A titre de comparaison, la différence maximale de temps de travail peut être réduite jusqu'à 59 % lors de la prise en compte des temps de trajet du personnel soignant comme faisant partie de la charge de travail à équilibrer.

Cependant, cette bonne performance sur l'équilibrage du temps de travail présente également des inconvénients. Cela produit dans la plupart des cas une augmentation élevée du temps de travail total et des violations des contraintes souples. En effet, l'équilibrage du temps passé à effectuer des soins sur les grandes instances peut augmenter le temps de travail total des soignants jusqu'à presque 8 %. Cette augmentation est limitée à 5 % lors de l'équilibrage des temps de trajet du personnel soignant.

Par ailleurs, il n'est pas possible de tirer de conclusions sur le comportement de l'équilibrage du temps d'inactivité des soignants. En effet, le temps d'inactivité représente moins de 1% du temps de travail en moyenne parmi toutes les solutions obtenues. Par conséquent, cette petite partie du temps de travail n'influence presque pas la fonction objectif. En revanche, le temps passé à fournir des soins représente environ 79 % du temps de travail total des soignants sur les instances considérées alors que le temps de trajet ne représente qu'environ 20 % du temps de travail. Par conséquent, une corrélation entre l'importance de l'activité dans le temps de travail et l'équilibrage de cette activité est manifeste. Plus les soignants passent de temps à effectuer cette activité, plus l'équilibrage de cette dernière aura un impact sur la qualité de la solution obtenue.

Dans un second temps, un autre critère à prendre en compte est le poids de l'équilibrage de la charge de travail dans la fonction objectif (i.e. la valeur de κ). En fonction de son poids, l'équilibrage de la charge de travail produit des résultats différents.

Les figures 5.3, 5.4 et 5.5 représentent la valeur du temps de travail total des soignants

pour toutes les tailles d'instance en fonction du poids dans la fonction objectif κ de l'équilibrage de la charge de travail.

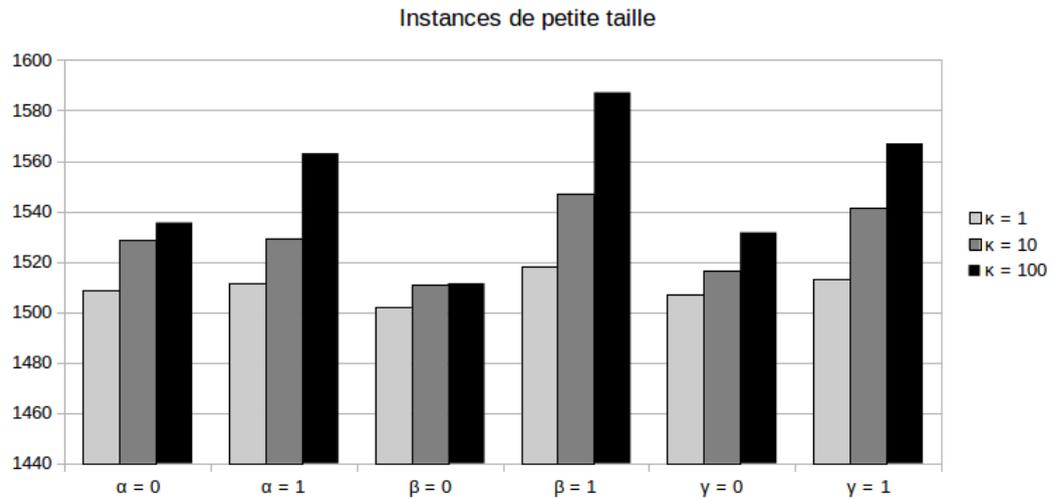


FIGURE 5.3 – Evolution du temps de travail total des soignants pour les instances de petite taille

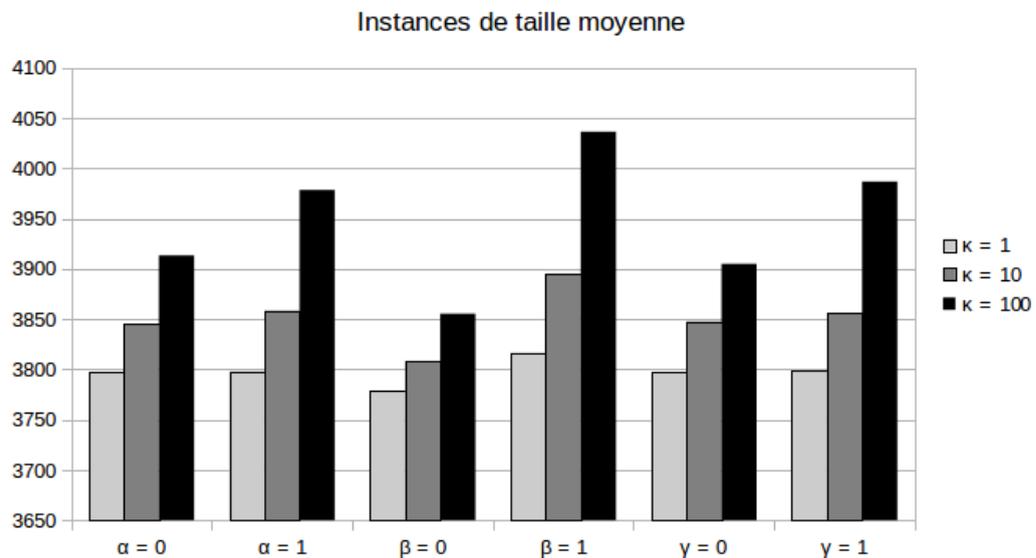


FIGURE 5.4 – Evolution du temps de travail total des soignants pour les instances de taille moyenne

Les résultats expérimentaux montrent clairement que pour la même définition de la charge de travail, le temps de travail total obtenu dans la meilleure solution trouvée par l'algorithme mémétique augmente au fur et à mesure que le poids de l'équilibrage de la charge de travail augmente dans la fonction objectif.

Par exemple dans le cas des instances de taille moyenne, en considérant le temps passé à effectuer des soins appartenant à la charge de travail, on peut remarquer une augmentation de 5,75% sur le temps total de travail allant de 3816.35 à 4036.38 minutes. D'un autre côté, cette augmentation du temps de travail total, due à l'accent mis sur

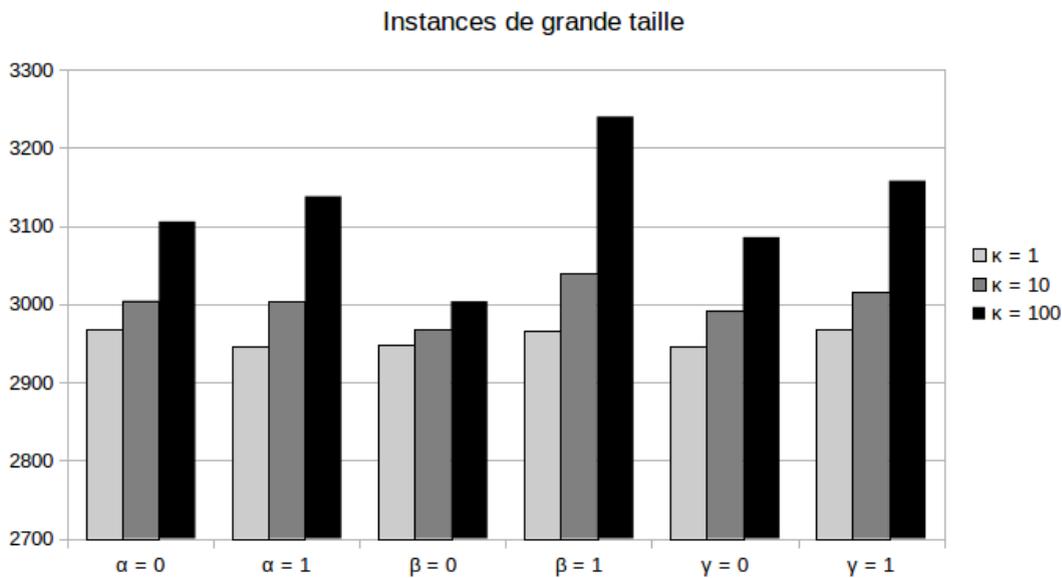


FIGURE 5.5 – Evolution du temps de travail total des soignants pour les instances de grande taille

l'équilibrage de la charge de travail, permet de trouver des solutions avec un temps de travail plus équilibré entre les soignants. En effet, la différence maximale de temps de travail diminue de 69,75% passant de 141.53 à 42.81 minutes.

Par conséquent, définir une valeur élevée pour le paramètre κ a aussi tendance à déséquilibrer les différents objectifs et à mettre l'accent sur l'équilibrage de la charge de travail de manière immodérée.

En résumé, si les décideurs adoptent une stratégie agressive et sont disposés à obtenir à tout prix le meilleur équilibre entre le temps de travail des soignants, les activités qui représentent la plus grande partie du temps de travail des soignants, doivent faire partie de la charge de travail. Dans ce cas, les combinaisons comprenant le temps passé à effectuer des soins (0,1,0) ou en y ajoutant les temps de trajet (1,1,0) sont les choix les plus appropriés comme définition de la charge de travail. De plus, l'accent mis sur l'équilibrage de la charge de travail doit être marqué en établissant un poids élevé pour cet objectif ($\kappa > 10$) dans la fonction objectif.

Cependant, si les décideurs visent à maintenir un compromis entre l'équilibrage du temps de travail des soignants et l'augmentation du temps de travail total et des violations des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation, ils doivent alors privilégier l'équilibrage d'une activité importante dans le temps de travail mais pas nécessairement l'activité majeure des soignants. Dans ce cas, la combinaison considérant la charge de travail d'un soignant comme son temps de trajet (1,0,0) est un bon candidat. De plus, les décideurs peuvent décider de se concentrer sur l'équilibrage de la charge de travail en attribuant le même poids à chaque objectif de la fonction objectif ou en se concentrant légèrement sur l'équilibre de la charge de travail ($1 \leq \kappa \leq 10$).

Enfin, les activités qui représentent une part insignifiante du temps de travail des soignants (< 1%) peuvent être négligées. En effet, leur équilibrage ne fera qu'ajouter plus de complexité au problème sans obtenir d'améliorations significatives.

5.7/ CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons étudié une variante du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec des contraintes de fenêtres de temps, de synchronisation et l'équilibrage de la charge de travail. Le problème est modélisé afin de diminuer le temps de trajet des soignants, de fournir la meilleure qualité de service aux patients et de minimiser la différence maximale de charge de travail entre les soignants. En effet, une charge de travail équilibrée entre les soignants est essentielle pour obtenir l'équité et assurer l'applicabilité de la planification. Le temps de travail des soignants se compose de trois activités : le temps de trajet, le temps passé à fournir des soins et le temps d'inactivité. En conséquence, la charge de travail d'un soignant dépend des temps qui sont considérés comme faisant partie de celle-ci.

Nous proposons un nouvel algorithme hybride d'optimisation mémétique-colonies de fourmis (MACO) afin de résoudre ce problème. L'algorithme est comparé à l'algorithme mémétique présenté dans le chapitre précédent ainsi qu'à un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis, qui est appliqué pour la première fois au problème de planification des soins hospitaliers à domicile à notre connaissance. Afin d'évaluer l'efficacité de l'algorithme hybride proposé, les meilleurs résultats des expériences sont également comparés au solveur d'optimisation commercial Gurobi. Les expériences sont menées sur des instances de référence issues de la littérature.

Les résultats montrent clairement l'efficacité de notre algorithme hybride d'optimisation mémétique-colonies de fourmis. En effet, le MACO obtient en moyenne la fonction objectif la plus faible pour la plupart des instances. Quels que soient les paramètres utilisés dans nos expériences, la valeur moyenne obtenue est inférieure à la valeur moyenne en utilisant l'algorithme mémétique ou de colonies de fourmis. Il convient de souligner que l'ACO donne les moins bons résultats avec la valeur moyenne la plus élevée pour la fonction objectif.

En outre, le MACO fonctionne bien en comparant le meilleur résultat obtenu lors des expériences avec le solveur commercial Gurobi. En effet, le taux de déviation reste faible pour les instances de petite taille où il reste inférieur à 7-8 % par rapport à la solution optimale. Lorsque la taille du problème augmente, le solveur commercial devient incapable de trouver une solution faisable, tandis que le MACO trouve une solution faisable pour chaque instance.

Par ailleurs, l'impact de la définition de la charge de travail sur la qualité des solutions obtenues est étudié. L'analyse met en évidence les effets de l'équilibrage de chaque activité sur la fonction objectif. Équilibrer les temps de soins fournis par les soignants réduit la différence maximale de temps de travail entre les soignants jusqu'à 90%. Cependant, une grande efficacité sur l'équilibrage du temps de travail présente également certains inconvénients puisque le temps total de travail et les violations des contraintes souples tendent à augmenter. Les résultats des expériences montrent que l'équilibrage de l'activité représentant la plus grande partie du temps de travail total fournit les résultats les plus significatifs. De plus, ce chapitre souligne l'importance de fixer les poids dans la fonction objectif en fonction de la stratégie des décideurs. En effet, se concentrer sur l'équilibrage de la charge de travail peut réduire considérablement la différence maximale de temps de travail tout en augmentant le temps de travail total des soignants. Par conséquent, le choix des activités à équilibrer ainsi que le poids mis sur l'équilibrage de la charge de travail doivent dépendre de la stratégie des décideurs.

Dans le prochain chapitre, nous souhaitons étudier le problème de planification sous sa forme multi-objectif afin de pouvoir obtenir un ensemble de solutions représentant les différents compromis entre les objectifs. Le but sera d'étudier les relations entre eux et ainsi permettre aux décideurs de la structure d'HAD d'être au cœur du processus de décision, en sélectionnant la solution appropriée à leurs souhaits.

RÉSOLUTION MULTI-OBJECTIF DE LA PLANIFICATION DES SOINS HOSPITALIERS À DOMICILE

6.1/ INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous étudions la résolution sous sa forme multi-objectif du problème de planification des soins hospitaliers à domicile.

Dans la littérature récente, de nombreux objectifs ont été pris en compte pour la planification des soins hospitaliers à domicile. Généralement, le coût ou le temps de trajet des infirmiers sont les objectifs les plus communément optimisés. D'autres objectifs liés aux heures supplémentaires, à la qualité du service, à l'équité de la charge de travail des soignants ou au respect des préférences des patients et / ou des infirmiers ont été étudiés. En conséquence, de nombreux articles ont considéré le problème de planification des soins hospitaliers à domicile comme un problème avec des objectifs multiples. Un aperçu de plusieurs publications traitant de ce problème est présenté dans le tableau 6.1.

Référence	Approche	Nombre d'objectifs	Fenêtre temps patient	Rôle des soignants	Synchronisation
Bertels et al. (2006)	Agrégation linéaire	5	X	X	
Braekers et al. (2016a)	Front de Pareto	2	X	X	
Bredström et al. (2008)	Agrégation linéaire	3	X		X
Cheng (1998)	Agrégation linéaire	2	X		
En-nahli et al. (2015)	Agrégation linéaire	4	X	X	
Hiermann et al. (2015)	Agrégation linéaire	13	X	X	
Liu et al. (2017)	Agrégation linéaire	2	X		
Mankowska et al. (2014)	Agrégation linéaire	3	X	X	X
Duque et al. (2015)	Ordre lexicographique	2			
Nickel et al. (2012)	Agrégation linéaire	4	X	X	
Rasmussen et al. (2012)	Agrégation linéaire	3	X		X
Trautsmwieser et al. (2011a)	Agrégation linéaire	7	X	X	
Triki et al. (2014)	Agrégation linéaire	5	X		

TABLE 6.1 – Contraintes et hypothèses prises en compte dans les travaux de la littérature pour la planification des soins d'hospitalisation à domicile

Comme indiqué par Fikar et al. (2017), la plupart des travaux utilisent une fonction objectif pondérée pour représenter les différents objectifs des décideurs. En effet, les méthodes de résolution multi-objectif décrivant un ensemble de solutions Pareto-optimales n'ont été que très peu appliquées au problème de planification des soins d'hospitalisation à domi-

cile. Par exemple, parmi les 13 publications de la littérature présentées dans le tableau 6.1, 11 d'entre elles utilisent une somme pondérée pour agréger les différentes fonctions objectifs, un article utilise l'ordre lexicographique pour prioriser les objectifs et un seul article utilise une méthode permettant d'obtenir un ensemble de solutions non-dominées au sens de l'optimum de Pareto.

Selon une récente revue de littérature de Cissé et al. (2017), seuls Braekers et al. (2016a) ont proposé d'énumérer l'ensemble des solutions du front Pareto. Dans la littérature, presque tous les travaux considèrent une somme pondérée d'objectifs comme fonction objectif afin d'obtenir une solution unique lors de la résolution. Cependant, nous estimons qu'assigner des poids à des objectifs différents dans la fonction objectif apporte de la subjectivité et peut être difficile à justifier par les décideurs. De plus, l'affectation de poids aux objectifs n'a pas de signification claire et peut être obscur pour les décideurs tel qu'expliqué par Marler et al. (2010). Cela suppose également que les décideurs sont en mesure de fournir des poids appropriés pour chaque objectif. Le rôle des décideurs dans le processus décisionnel est alors réduit à la simple définition du problème.

Dans ce chapitre, le problème est modélisé sous sa forme multi-objectif. Un algorithme d'optimisation basé sur l'optimum de Pareto est utilisé afin d'obtenir un ensemble de solutions non-dominées, représentant divers compromis entre les objectifs. L'objectif de cette méthode est d'impliquer le décideur a posteriori, en lui permettant de choisir la solution souhaitée grâce à différents outils de visualisation du front Pareto tels que des diagrammes de niveaux proposés par Blasco et al. (2008). Cependant, le nombre de solutions du front Pareto peut devenir très grand, ce qui rend difficile le choix d'une solution comme expliqué par Zitzler (1999). Pour résoudre ce problème, plusieurs techniques ont été suggérées pour réduire la taille de l'ensemble non-dominé. Morse (1980) a proposé d'élaguer l'ensemble non-dominé en le divisant en plusieurs groupes de solutions relativement homogènes. Par la suite, une solution représentative de chaque groupe peut être proposée aux décideurs afin d'avoir une sélection limitée mais représentative du front Pareto.

Puisqu'un seul article a étudié le problème de planification des soins d'HAD d'un point de vue multi-objectif, il existe de nombreuses possibilités pour analyser la relation de compromis entre les objectifs du problème. En comparaison avec le travail existant de Braekers et al. (2016a), nous considérons également les dépendances temporelles entre les visites dans notre modélisation du problème. Mis à part le temps de travail et la qualité de service, nous considérons l'équilibrage du temps de travail comme un nouvel objectif à prendre en compte. En effet, pour assurer l'applicabilité des plannings obtenus, l'équilibrage du temps de travail doit être absolument pris en compte. Par conséquent, cet article considère trois fonctions objectifs à satisfaire : minimiser le temps de travail total des soignants, maximiser la qualité de service et minimiser la différence maximale de temps de travail entre les infirmiers et les aides-soignants.

De plus, les objectifs sont considérés indépendamment afin d'obtenir un front de Pareto des solutions faisables. En effet, assigner des poids à des fonctions objectifs ou définir lequel est le plus important peut être impossible ou déroutant pour les décideurs qui ont une approche opérationnelle du problème.

À cette fin, le but de ce chapitre est de mettre en évidence la relation entre le temps de travail, la qualité de service et l'équilibrage des tournées pour le problème de planification des soins hospitaliers à domicile. Cette approche est originale à notre connaissance. Nous proposons aussi un algorithme mémétique original pour l'optimisation multi-objectif

afin de résoudre ce problème. Les résultats expérimentaux mettent en évidence l'efficacité de l'approche proposée grâce à une comparaison des résultats avec d'autres algorithmes de la littérature.

La suite de ce chapitre sera organisée comme suit. Les concepts de base pour la compréhension de l'optimisation multi-objectif seront présentés dans la section 6.2. Dans la section 6.3, nous aborderons le problème cherchant à trouver un compromis entre les souhaits des décideurs, soignant et patients. Le problème sera tout d'abord décrit puis sa formulation mathématique sera présentée. Trois algorithmes de résolution seront présentés dans cette section afin de résoudre le problème, dont notre algorithme mémétique original. Les trois algorithmes seront évalués sur des instances de test de la littérature suivant quatre indicateurs de mesure des performances. Finalement, les résultats obtenus permettront d'analyser le compromis entre les trois objectifs étudiés dans la section 6.4. Enfin, le chapitre se termine dans la section 6.5 par quelques remarques en conclusion.

6.2/ OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF ÉVOLUTIONNAIRE

Dans cette section, nous introduisons des concepts de base pour la compréhension de l'optimisation multi-objectif et présentons la technique de gestion des contraintes utilisée pour ce problème d'optimisation.

L'optimisation multi-objectif évolutionnaire est un domaine de l'optimisation qui implique plus d'une fonction objectif à optimiser simultanément. De nombreux problèmes d'optimisation provenant de cas réels considèrent plusieurs objectifs. Au cours de la dernière décennie, les travaux de recherche axés sur des problèmes multi-objectif sont de plus en plus courants. Par ailleurs, les objectifs à optimiser peuvent aussi être contradictoires.

En plus d'avoir plusieurs objectifs à optimiser, l'une des principales différences entre l'optimisation mono-objectif et multi-objectif est la définition de l'optimalité. Afin de déterminer si une solution est meilleure qu'une autre, on introduit la notion de dominance de Pareto telle que définie par Pareto (1896), en considérant n comme le nombre de fonctions objectif :

Définition 1 : Dominance de Pareto

Une solution x domine (\leq) une solution z si et seulement si $\forall i \in \{1, \dots, n\}, f_i(x) \leq f_i(z)$ et $\exists i \in \{1, \dots, n\}$ tel que $f_i(x) < f_i(z)$.

Si une solution n'est dominée par aucune autre, la solution est dite *Pareto-optimale*. L'ensemble des solutions Pareto-optimales est appelé *front de Pareto*. Par conséquent, le but des algorithmes multi-objectif évolutionnaires est d'obtenir le front de Pareto si possible, ou au moins de l'approcher le plus près possible. Par conséquent, les algorithmes multi-objectif évolutionnaires ne fournissent pas seulement une solution mais un ensemble de solutions Pareto-optimale.

De plus, il est important de noter que l'espace de recherche des solutions faisables ne contient pas seulement des solutions Pareto-optimales, mais aussi des solutions qui ne sont pas optimales.

Puisque plusieurs objectifs sont considérés, les algorithmes multi-objectif évolutionnaires doivent travailler à les satisfaire tous. Cependant, l'optimisation d'un objectif ne per-

met pas nécessairement d'optimiser les autres objectifs. Par conséquent, certains mécanismes doivent maintenir un ensemble diversifié de solutions, réparties le long du front de Pareto, aussi uniformément que possible pour représenter une approximation du véritable front de solutions Pareto-optimales.

En ce qui concerne le respect des contraintes, il est généralement reconnu que la résolution de problèmes avec une variété de contraintes complexes est une tâche difficile. De nombreuses approches sont basées sur l'utilisation de fonctions de pénalité par Fiacco et al. (1966) ou en corrigeant les solutions infaisables par Xiao et al. (1997). Dans ce chapitre, les contraintes sont traitées en préservant la faisabilité des solutions tout au long de la résolution du problème comme expliqué par Michalewicz (1996). En conséquence, la population initiale générée aléatoirement consiste uniquement en un ensemble de solutions faisables. Ensuite, les opérateurs de croisement, mutation et de recherche locale sont conçus pour produire uniquement des solutions faisables. Bien que cela puisse nécessiter un effort de calcul supplémentaire pour garantir la faisabilité des solutions générées, l'espace de recherche est alors limité aux solutions faisables uniquement.

6.3/ PRISE EN COMPTE DES SOUHAITS DES DÉCIDEURS, PATIENTS ET PERSONNELS SOIGNANTS

6.3.1/ DESCRIPTION DU PROBLÈME

Dans cette section, nous nous intéressons au problème de planification des soins hospitaliers à domicile sous sa forme multi-objectif. Le problème étant similaire à celui présenté dans le précédent chapitre 5, nous décrivons brièvement les caractéristiques considérées dans ce chapitre.

Étant donné un ensemble de personnels soignants et un ensemble de visites à effectuer chez les patients, l'objectif est d'obtenir une planification indiquant quelle visite doit être effectuée par quel membre du personnel soignant et à quel horaire la visite devra commencer chez le patient.

Les horaires de travail des personnels soignants sont restreints par une période d'activité stricte, c'est-à-dire que le travail sous la forme d'heures supplémentaires est interdit. Les membres du personnel soignant sont soit des infirmier(e)s, soit des aides-soignant(e)s. Chaque membre du personnel soignant est associé à l'un des centres de soins hospitaliers duquel il doit commencer et terminer sa journée de travail.

Chaque visite est associée à une fenêtre de temps souple, c'est-à-dire que le soin peut commencer avant ou après la période de temps prévue. Cependant, les violations de la fenêtre de temps de la visite engendreront des pénalités ajoutées à la fonction objectif. De plus, le personnel soignant doit avoir la qualification requise pour effectuer les soins durant la visite.

Certaines visites sont synchronisées lorsque les soins de santé requiert la présence de deux soignants simultanément. Cette contrainte est également souple. Ainsi, chaque minute de différence entre les arrivées des personnels soignants engendrera également des pénalités à la fonction objectif.

Enfin, la structure d'HAD désire améliorer la planification de ses tournées en équilibrant

le temps de travail des personnels soignants afin d'en améliorer l'applicabilité.

En conclusion, nous considérons que la structure d'hospitalisation à domicile cherche à optimiser les trois objectifs suivants de façon simultanée : minimiser le temps de travail des personnels soignants, améliorer la qualité de service en minimisant les violations des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation et minimiser l'écart maximal de temps de travail entre les soignants.

Afin d'optimiser ces objectifs simultanément, nous allons chercher à obtenir un ensemble de solutions représentant les différents compromis possibles entre les objectifs, puisqu'une solution optimale unique n'existe pas dans la plupart des cas.

6.3.2/ MODÉLISATION MATHÉMATIQUE

Dans cette partie, la formulation mathématique du problème multi-objectif de planification des soins hospitaliers à domicile est présentée.

Le tableau 6.2 décrit les ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique. Certains ensembles, paramètres, variables et contraintes ont été présentés dans les chapitres 4 et 5 mais sont rappelés dans cette section pour faciliter la compréhension.

Ensembles	Description	
N	Ensemble des nœuds	
S	Ensemble des personnels soignants	
O	Ensemble des visites	
P	Ensemble des centres de soins de la structure d'HAD	
R	Ensemble des rôles du personnel soignant	

Paramètres	Type	Description
d_{ij}	Réel positif	Temps de trajet de la visite i à j
c_i	Réel positif	Durée de la visite i
γ_i^k	Binaire	1 si le soignant i est affecté au centre de soins k , 0 sinon
$[\alpha_i, \beta_i]$	Intervalle de réels positifs	Période d'activité du soignant i
$[a_i, b_i]$	Intervalle de réels positifs	Fenêtre de temps de disponibilité pour la visite i
$[l^i, u^i]$	Intervalle de réels positifs	Période de planification
δ_{ij}	Binaire	1 si les visites i et j sont synchronisées, 0 sinon
η_{ij}	Binaire	1 si le soignant i a le rôle r_j , 0 sinon
ρ_{ij}	Binaire	1 si la visite i requiert un soignant avec le rôle r_j , 0 sinon
p^s	Réel positif	Coefficient multiplicateur pour les violations des fenêtres de temps
α	Réel positif	Coefficient multiplicateur pour les violations des visites synchronisées
β	Binaire	1 si le temps de trajet est inclus dans la charge de travail, 0 sinon
γ	Binaire	1 si le temps de soin est inclus dans la charge de travail, 0 sinon
M	Réel positif	1 si le temps d'inactivité est inclus dans la charge de travail, 0 sinon
		Grand nombre

Variables de décision	Type	Description
x_{ij}^k	Binaire	1 si le personnel soignant k se déplace de i à j , 0 sinon
t_i	Réel positif	Horaire de début de la visite i

TABLE 6.2 – Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique

Le programme linéaire en variables mixtes du problème de planification des soins hospitaliers à domicile sous sa forme multi-objectif est formulé de la manière suivante :

$$f_1 = \min \sum_{k \in S} x_k \quad (6.1)$$

$$f_2 = \min \sum_{i \in O} f_i(t_i) + \sum_{i \in O} \sum_{j \in O} \delta_{ij} \times g_{ij}(t_i, t_j) \quad (6.2)$$

$$f_3 = \min W \quad (6.3)$$

tel que :

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} \sum_{k \in S} x_{ij}^k = 1 \quad \forall i \in O \quad (4.8)$$

$$\sum_{j \in O} x_{ij}^k = \sum_{j \in O} x_{ji}^k = \gamma_k^i \quad \forall i \in P, k \in S \quad (4.9)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k = \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ji}^k \quad \forall i \in N, k \in S \quad (4.10)$$

$$t_j \geq t_i + c_i + d_{ij} + \left(\sum_{k \in S} x_{ij}^k - 1 \right) \times M \quad \forall i \in O, j \in O, i \neq j \quad (4.11)$$

$$t_i \geq \alpha_k + d_{ij} + (x_{ji}^k - 1) \times M \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S, \gamma_{kj} = 1 \quad (4.12)$$

$$\beta_k \geq t_i + c_i + d_{ij} + (x_{ij}^k - 1) \times M \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S, \gamma_{kj} = 1 \quad (4.13)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k = 0 \quad \forall i \in O, k \in S, r \in R, \eta_{kr} \neq \rho_{ir} \quad (4.14)$$

avec les contraintes (4.1) à (4.6) et (5.1) à (5.13)

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i \in N, j \in N, k \in S, \quad t_i \in T \quad \forall i \in O, j \in O, k \in S \quad (4.15)$$

La fonction objectif f_1 (6.1) minimise le temps de travail total des soignants. La fonction objectif f_2 (6.2) optimise la qualité de service en minimisant la non-satisfaction des fenêtres de temps des patients et le non-respect des visites synchronisées. La fonction objectif f_3 (6.3) minimise la différence maximale de charge de travail entre les soignants. Dans les expériences, la charge de travail sera définie comme étant égale au temps de travail.

La contrainte (4.8) s'assure que chaque visite est effectuée par un soignant. La contrainte (4.9) assure le départ et l'arrivée des soignants à leur centre de soins hospitaliers à domicile associé. La conservation du flux est garantie par la contrainte (4.10). La contrainte (4.11) vérifie que les soignants ont suffisamment de temps entre deux visites consécutives pour effectuer la première puis ensuite aller chez le patient suivant. De plus, les soignants sont autorisés à travailler uniquement pendant une période d'activité stricte, telle que garantie par les contraintes (4.12) et (4.13).

La contrainte (4.14) garantit que les soignants ont le rôle requis pour effectuer les soins de santé durant leur tournée.

Enfin, la contrainte (4.15) définit le domaine des variables.

Les méthodes de résolution utilisées pour la résolution du problème sont présentées dans la section suivante.

6.3.3/ MÉTHODES DE RÉOLUTION

Dans cette section, nous présentons trois algorithmes multi-objectif. Tout d'abord, deux algorithmes existants de la littérature (NSGA-II et MDLS) sont présentés. Ensuite, un troisième algorithme original résultant de l'hybridation des deux précédents est décrit sous le nom de MAMO.

6.3.3.1/ NON-DOMINATED SORTING GENETIC ALGORITHM II (NSGA-II)

L'algorithme d'optimisation évolutionnaire "Non-dominated sorting genetic algorithm II" (NSGA-II) est un algorithme élitiste multi-objectif proposé par Deb et al. (2002).

Comme son nom l'indique, NSGA-II est une version améliorée de NSGA proposée par Srinivas et al. (1994), qui vise à corriger les inconvénients de l'ancienne version : haute complexité de calcul, manque d'élitisme et besoin de spécifier le paramètre de partage σ_{share} .

Dans cette partie, l'algorithme NSGA-II est décrit étape par étape selon la procédure présentée par Deb (2001). De même, l'algorithme est illustré par la figure 6.1.

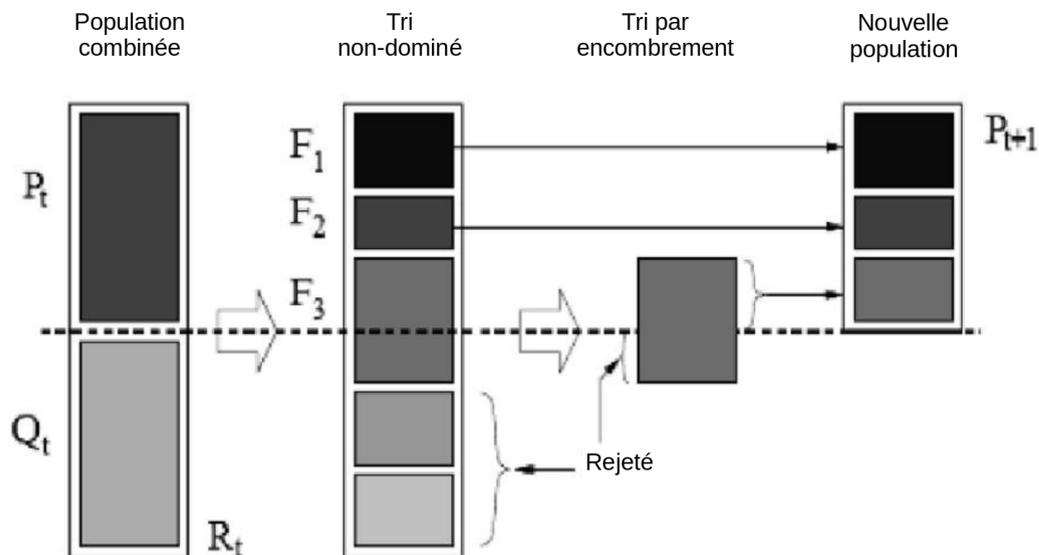


FIGURE 6.1 – Fonctionnement de l'algorithme NSGA-II

Étape 1 : Combiner les populations parente et enfant et créer $R_t = P_t \cup Q_t$. Effectuer un tri non-dominé de R_t et identifier différents fronts : $\mathcal{F}_i, i = 1, 2, \dots, \text{etc.}$

Étape 2 : Définir une nouvelle population $P_{t+1} = \emptyset$. Définir un compteur $i=1$ jusqu'à $|P_{t+1}| + |\mathcal{F}_i| < N$, effectuer $P_{t+1} = P_{t+1} \cup \mathcal{F}_i$ et $i = i + 1$.

Étape 3 : Exécuter la procédure *recherche_encombrement*($\mathcal{F}_i, <_c$) et inclure les $(N - |P_{t+1}|)$ solutions les plus répandues en utilisant les valeurs de distance d'encombrement dans les ensembles triés \mathcal{F}_i à P_{t+1} .

Étape 4 : Créer la population Q_{t+1} enfante de P_{t+1} en utilisant les opérateurs de sélection par tournoi d'encombrement, croisement et mutation.

La diversité des solutions non-dominées est obtenue en utilisant la procédure de comparaison par encombrement qui est utilisée par l'opérateur de sélection par tournoi d'encombrement et pendant la phase de réduction de la population. De même, le mécanisme d'élitisme ne permet pas de supprimer une solution déjà Pareto-optimale. La notion d'encombrement permet de mesurer l'espace entre les solutions dans l'espace multi-dimensionnel des objectifs.

Cependant, l'utilisation de la distance d'encombrement pour restreindre la taille de la population présente un inconvénient. Comme mentionné par Deb (2001), "dans les générations futures, quand il y a plus de solutions non-dominées appartenant au premier front dans la population parent-enfant combinée, que le nombre désiré de solutions dans la population, certaines solutions Pareto-optimales peuvent donner leur place à d'autres solutions non-dominées mais non Pareto-optimales".

Cela signifie que la procédure d'encombrement peut exclure de la population certaines solutions qui sont Pareto-optimales parce qu'elles sont trop proches en termes de distance d'encombrement par rapport à d'autres solutions non-dominées. Ces solutions Pareto-optimales peuvent être exclues à la place de certaines autres solutions non-dominées, qui ne sont pas Pareto-optimales. Cependant, cet inconvénient se produit si $\mathcal{F}_1 > N$, ce qui est assez rare.

6.3.3.2/ MULTI-DIRECTIONAL LOCAL SEARCH (MDLS)

La recherche locale multi-directionnelle (MDLS) est une métaheuristique pour l'optimisation multi-objectif introduite par Tricoire (2012).

L'idée principale de MDLS est d'améliorer itérativement un ensemble de solutions non-dominées en explorant le voisinage par la recherche locale mono-objectif.

L'algorithme commence par un ensemble de solutions non-dominées F . A chaque itération, une solution est sélectionnée dans cet ensemble. Pour chaque objectif, une recherche locale mono-objectif est effectuée sur la solution sélectionnée. Les nouvelles solutions résultantes (autant qu'il y a d'objectifs) sont ajoutées à l'ensemble des solutions s'il s'agit de solutions non-dominées. Le processus est répété jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint, ce qui peut être une limite de temps ou un nombre défini d'itérations.

Le fonctionnement de MDLS, en supposant un problème avec K objectifs est présenté par l'algorithme 3 comme défini par Tricoire (2012).

Il convient de souligner qu'il n'y a aucune restriction sur la façon de sélectionner une solution x à partir de l'ensemble de solutions non-dominées F .

De plus, différents opérateurs de recherche locale peuvent être utilisés pour améliorer la solution sélectionnée concernant un seul objectif à la fois. De même, bien que l'algorithme MDLS ne fonctionne qu'avec des solutions faisables, les procédures de recherche locale ne doivent produire que des solutions faisables.

Enfin, MDLS ne limite pas la taille de l'ensemble F , qui peut devenir très importante dans certains cas. Puisque l'ensemble F doit être mis à jour à chaque itération, cela peut rapidement devenir un problème concernant le temps de calcul.

Algorithm 3 Multi-Directional Local Search pour K objectifs

Input : un ensemble de solutions non-dominées F

```

1: repeat
2:    $x \leftarrow \text{selectSolution}(F)$ 
3:    $G \leftarrow \emptyset$ 
4:   for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
5:      $G \leftarrow G \cup \{LS_k(x)\}$ 
6:   end for
7:    $\text{update}(F, G)$ 
8: until stopping criteria are not met
9: return  $F$ 

```

6.3.3.3/ MEMETIC ALGORITHM FOR MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION (MAMO)

L'algorithme mémétique pour l'optimisation multi-objectif (MAMO) est un algorithme multi-objectif évolutionnaire que nous proposons dans ce chapitre.

MAMO est une hybridation des deux algorithmes présentés précédemment : NSGA-II et MDLS. Le but de cette hybridation est de tirer profit des deux algorithmes existants. La diversité de l'ensemble des solutions non-dominées est maintenue grâce à la sélection par tournoi d'encombrement. De plus, l'élitisme de l'algorithme est amené par la recherche locale dans différentes directions effectuée lors d'une phase d'amélioration.

À cette fin, MAMO est considéré comme un algorithme mémétique utilisant la structure de NSGA-II comme une approche à base de population et enrichi par l'apprentissage individuel distinct fourni par la recherche locale multi-directionnelle.

L'algorithme 4 présente la structure de l'algorithme MAMO.

L'algorithme commence avec un ensemble de solutions faisables F , non-dominées et qui peuvent être générées aléatoirement.

Afin de générer l'ensemble F , on commence par générer aléatoirement deux fois plus de solutions que la taille maximale de la population F_{max} . Ensuite, l'ensemble des solutions est mis à jour pour que seules les solutions non-dominées soient conservées. Si la taille de l'ensemble résultant est inférieure ou égale à F_{max} , l'ensemble est utilisé tel quel. Cependant, si la taille de l'ensemble résultant est supérieure à F_{max} , certaines solutions sont retirées aléatoirement afin d'en conserver exactement F_{max} solutions.

Enfin, l'ensemble résultant F est utilisé comme donnée d'entrée pour l'algorithme de résolution.

Le tri non-dominé (*fast-non-dominated-sort*) est ensuite effectué de manière similaire à l'algorithme NSGA-II. Pour établir un parallèle entre l'algorithme 4 et la description de NSGA-II présentée dans la section 6.3.3.1, les lignes 5-6 correspondent à l'étape 1, les lignes 7-13 correspondent à l'étape 2, les lignes 14-15 correspondent à l'étape 3 et les lignes 16-18 correspondent à l'étape 4.

De plus, le tri par encombrement ($(\mathcal{F}_i, <_n)$ (*crowding-sort*) est une procédure utilisée pour calculer la distance d'encombrement de chaque solution de l'ensemble \mathcal{F}_i . Comme expliqué par Deb (2001), "le tri par encombrement des solutions est effectué en utilisant une métrique de distance d'encombrement [...] La population est triée par ordre décroissant de valeur de distance d'encombrement".

Algorithm 4 Algorithme mémétique pour l'optimisation multi-objectif (MAMO) pour K objectifs

Entrée : un ensemble de solutions F , la taille maximale de la population F_{max} et la probabilité d'appliquer les opérateurs de croisement $proba_C$, mutation $proba_M$ et recherche locale $proba_{LS}$

```

1:  $P_0 \leftarrow F$ 
2:  $Q_0 \leftarrow \emptyset$ 
3:  $t \leftarrow 0$ 
4: repeat
5:    $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$ 
6:    $\mathcal{F} \leftarrow \text{fast-non-dominated-sort}(R_t)$ 
7:    $P_{t+1} \leftarrow \emptyset$ 
8:    $i \leftarrow 1$ 
9:   repeat
10:    crowding-distance-assignment( $\mathcal{F}_i$ )
11:     $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup \mathcal{F}_i$ 
12:     $i \leftarrow i + 1$ 
13:   until  $|P_{t+1}| + |\mathcal{F}_i| \leq F_{max}$ 
14:   crowding-sort( $\mathcal{F}_i, <_n$ )
15:    $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup \mathcal{F}_i[1 : (F_{max} - |P_{t+1}|)]$ 
16:    $P_{t+1} \leftarrow \text{crowding-selection}(P_{t+1}, <_n)$ 
17:    $Q_{t+1} \leftarrow \text{crossover}(P_{t+1}, proba_C)$ 
18:    $Q_{t+1} \leftarrow Q_{t+1} \cup \text{mutation}(P_{t+1}, proba_M)$ 
19:   for  $x \in P_{t+1}$  do
20:     if applyLocalSearch( $proba_{LS}$ ) = true then
21:        $k \leftarrow \text{random}(K)$ 
22:        $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup LS_k(x)$ 
23:     end if
24:   end for
25:   for  $x \in Q_{t+1}$  do
26:     if applyLocalSearch( $proba_{LS}$ ) = true then
27:        $k \leftarrow \text{random}(K)$ 
28:        $Q_{t+1} \leftarrow Q_{t+1} \cup LS_k(x)$ 
29:     end if
30:   end for
31:    $t \leftarrow t + 1$ 
32: until stopping criteria are not met
33: return getParetoFront( $P_t \cup Q_t$ )

```

De plus, l'opérateur de comparaison par encombrement ($<_n$) guide le processus de sélection aux différentes étapes de l'algorithme vers un front Pareto-optimal uniformément réparti. Comme expliqué par Deb et al. (2002), en supposant que chaque individu i dans la population ait deux attributs : son rang de non-domination (i_{rang}) et sa distance d'encombrement ($i_{distance}$), nous pouvons définir une relation d'ordre partiel $<_n$ entre les individus i et j tel que :

$$i <_n j \text{ si } (i_{rang} < j_{rang}) \text{ ou } ((i_{rang} = j_{rang}) \text{ et } (i_{distance} > j_{distance}))$$

Tous les détails et la description algorithmique du tri par encombrement et de la procédure de comparaison par encombrement sont détaillés dans les travaux de Deb (2001); Deb et al. (2002).

Ainsi, une partie de la population de l'itération suivante P_{t+1} est générée. P_{t+1} est le résultat du processus de sélection de l'algorithme NSGA-II. L'ensemble peut contenir des solutions non-dominées et dominées à partir de l'ensemble R_t , suivant la procédure de sélection par encombrement (crowding-selection()). Cette population est ensuite utilisée comme donnée d'entrée par les opérateurs de croisement et de mutation afin de créer une nouvelle population Q_{t+1} . Par la suite, le processus d'amélioration est exécuté en utilisant la recherche locale multi-directionnelle. Cependant, il convient de noter que tous les individus des populations P_{t+1} et Q_{t+1} ne passeront pas par la procédure d'amélioration puisqu'elle dépend d'une probabilité $prob_{LS}$. Par ailleurs, une différence importante par rapport au fonctionnement de l'algorithme MDLS concerne la recherche locale. Si une solution est sélectionnée pour la procédure d'amélioration, la recherche locale sera appliquée dans une seule direction choisie (i.e. un seul objectif) au hasard au lieu de toutes les directions (i.e. autant qu'il y a des objectifs). Ce choix a été pris afin de réduire l'effort global de calcul de l'algorithme et permettre l'exécution d'un plus grand nombre d'itérations. Une fois le critère d'arrêt atteint (limite de temps, nombre d'itérations ...), l'algorithme retourne l'ensemble des solutions non-dominées des populations P_t et Q_t sous la forme d'une seule population.

Pendant toute son exécution, l'algorithme ne fonctionne qu'avec des solutions faisables puisqu'il n'y a pas de procédure de correction. Par conséquent, les opérateurs de croisement, de mutation et de recherche locale ne doivent produire que des solutions faisables.

Les opérateurs de croisement visent à créer de nouvelles solutions à partir d'une population par analogie à la reproduction. Les opérateurs de croisement sont appliqués aux solutions sélectionnées selon une probabilité prédéfinie $proba_C$. Cinq opérateurs de croisement sont utilisés par l'algorithme.

Les opérateurs de mutation sont essentiels à la préservation de la diversité génétique de la population. Ils peuvent modifier considérablement une solution à partir de son état initial et aider grandement l'algorithme à échapper à un optimum local. Les opérateurs de mutation sont appliqués à l'individu sélectionné selon une probabilité prédéfinie $proba_M$. Si une solution est sélectionnée pour le processus de mutation, alors l'un des trois opérateurs de mutation sera appliqué de manière aléatoire.

Enfin, les opérateurs de recherche locale unidirectionnelle appliquent itérativement des modifications locales à la solution afin d'améliorer uniquement l'un des objectifs. Comme la procédure de recherche locale prend beaucoup de temps, un seul objectif choisi au hasard sera amélioré pour chaque solution. Les opérateurs de recherche locale sont appliqués à l'individu sélectionné selon une probabilité prédéfinie $proba_{LS}$.

Les opérateurs de croisement, mutation et recherche locale mis en place étant les mêmes que ceux présentés précédemment dans le chapitre 4, nous invitons le lecteur à se référer respectivement aux sections 4.4.2.2, 4.4.2.3 et 4.4.3 de ce manuscrit pour des explications détaillées concernant le fonctionnement de ces opérateurs.

6.3.4/ RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Dans cette section, les instances de test et les paramètres appliqués aux trois algorithmes multi-objectif sont présentés. Ensuite, les métriques utilisées pour comparer les performances des algorithmes sont décrites. Les résultats obtenus par l'algorithme MAMO sont finalement comparés aux deux autres algorithmes multi-objectif de la littérature.

6.3.4.1/ INSTANCES DE TEST ET PARAMÉTRAGE DES EXPÉRIENCES

Afin d'évaluer l'efficacité des trois algorithmes, nous utilisons les instances de la littérature proposées par Bredström et al. (2008) pour le problème multi-objectif de planification des soins hospitaliers à domicile.

Ces instances ont également été utilisées dans les chapitres 4 et 5. Nous rappelons donc brièvement les caractéristiques de ces instances.

Les instances de test sont regroupées en trois catégories en fonction du nombre de visites. La première catégorie contient cinq instances de petite taille de 20 visites, la deuxième contient trois instances de taille moyenne de 50 visites et la dernière catégorie contient deux instances de 80 visites.

Dans tous les cas, un jour de planification est considéré comme durant neuf heures. Par conséquent, toutes les données liées au temps dans les instances doivent être normalisées sur une échelle quotidienne de neuf heures.

De plus, dans chaque cas, 10% des visites sont des visites synchronisées.

Enfin, afin de couvrir les différentes possibilités de fenêtre temporelle, cinq groupes de restrictions temporelles ont été créés respectivement des fenêtres de temps fixes (F), petites fenêtres de temps (S), fenêtres de temps moyennes (M), grandes fenêtres de temps (L) et aucune restriction de fenêtres de temps (A).

Le tableau 4.2 récapitule les caractéristiques des instances de test.

Concernant le paramétrage des expériences, le temps de calcul autorisé pour chaque instance est défini à 30 minutes. Le temps de calcul est le même pour tous les algorithmes multi-objectif afin de fournir une comparaison équitable de leurs performances.

A propos des contraintes souples de fenêtres de temps des patients, la valeur de la limite séparant les deux zones de pénalité notée τ_i est fixée à $0.1 \times c_i$. De même, la limite de temps séparant les deux zones de pénalité dans le cas des visites synchronisées dénotée τ_{ij} pour les visites i et j est fixé à $0.1 \times c_i$ en supposant que $c_i = c_j$ dans les expériences. L'objectif est de pénaliser fortement les grandes violations des contraintes souples.

Le calcul de la valeur de la pénalité pour la fenêtre de temps d'un patient i non-satisfait v_i^t dépend du temps de déplacement moyen entre toutes les visites \bar{D} et de la durée de la visite. Si la fenêtre temporelle du patient est petite, cela signifie qu'il a des empêchements durant la journée qui l'empêche d'être disponible plus longtemps. Par conséquent, plus la fenêtre temporelle du patient est petite, plus la valeur de la pénalité est grande. De la même manière, plus le temps de trajet moyen entre les visites est important et plus la valeur de la pénalité sera grande.

Par conséquent, la pénalité v_i^t pour chaque minute de violation de la fenêtre de temps

souple pour la visite i est définie comme suit :

$$v_i^t = \begin{cases} \frac{\bar{D}}{2 \times (b_i - a_i)} & \text{si } 2 \times (b_i - a_i) \geq 1 \\ \bar{D} & \text{sinon} \end{cases}$$

Le facteur multiplicateur de pénalité pour les fenêtres de temps souples p^t est fixé à la même valeur que le facteur de pénalité pour les visites synchronisées p^s . Par conséquent, dans les expériences, $p^t = p^s = 2$. Cette valeur permet de pénaliser deux fois plus les violations importantes des contraintes souples, afin de les limiter.

De même, la même valeur de pénalité (c'est-à-dire la pénalité appliquée pour chaque minute de violation de la contrainte souple) est utilisée pour les fenêtres de temps que les visites synchronisées. Par conséquent, pour une visite i , $v_i^t = v_{ij}^s$.

Par ailleurs, l'objectif f_3 minimise la différence maximale de charge de travail entre les soignants. Afin que la charge de travail soit égale au temps de travail, les paramètres (α, β, γ) sont définis à $(1, 1, 1)$ durant les expériences.

En ce qui concerne les algorithmes multi-objectif, les mêmes opérateurs de croisement et de mutation que ceux présentés dans la section 4.4.2 sont utilisés pour les algorithmes NSGA-II et MAMO. De même, les mêmes opérateurs de recherche locale sont utilisés pour les algorithmes MAMO et MDLS.

La taille de population F_{max} pour les algorithmes NSGA-II et MAMO est fixée à 100 individus.

Concernant la mise en œuvre des principes présentés pour l'algorithme MDLS, la recherche locale multi-directionnelle est appliquée premièrement pour chaque solution de F . Les solutions résultantes sont stockées dans l'ensemble G . Ensuite, les ensembles F et G sont fusionnés et seules les solutions non-dominées sont conservées dans l'ensemble résultant F . Les auteurs ont choisi cette stratégie afin d'éviter de mettre à jour l'ensemble des solutions non-dominées à chaque itération.

En outre, des expériences ont été menées avec différentes probabilités d'appliquer la procédure de recherche locale dans l'algorithme MAMO. Ainsi, la probabilité de recherche locale $prob_{LS}$ a été successivement fixée à 10 %, 50 % et 90 % afin d'analyser les performances de MAMO sur différentes configurations.

Les résultats de MAMO sont comparés avec NSGA-II et MDLS dans une prochaine section. Il convient de souligner que l'algorithme suggéré n'est comparé à aucune approche basée sur la décomposition telle que MOEA/D proposée par Zhang et al. (2007). Bien que le principal inconvénient de l'optimisation basée sur la dominance au sens de Pareto est qu'il ne convient pas à l'optimisation de problèmes contenant de nombreux objectifs comme expliqué par Trivedi et al. (2017), notre travail se concentre sur le problème de planification des soins d'hospitalisation à domicile qui ne considère que trois objectifs. En conséquence, l'algorithme basé sur la dominance reste efficace pour ce type de problème d'optimisation. De plus, l'algorithme MAMO est comparé à l'algorithme MDLS, qui s'est déjà avéré obtenir des résultats compétitifs par rapport à MOEA/D comme présenté par Tricoire (2012). Enfin, MOEA/D a aussi montré de mauvaises performances par rapport à NSGA-II dans le travail de Zhang et al. (2007) sur l'instance ZDT3. Cette mauvaise performance est attribuée au fait que les objectifs dans l'instance ZDT3 ont des échelles de valeurs disparates. C'est également le cas dans notre modélisation du problème où

les trois objectifs ont des plages de valeurs très différentes. Par conséquent, MAMO est uniquement comparé avec les deux algorithmes dont il s'inspire, NSGA-II et MDLS qui est actuellement le seul algorithme multi-objectif à avoir été appliqué au problème de planification des soins d'hospitalisation à domicile dans la littérature.

Les résultats présentés par la suite sont les résultats moyens obtenus pour chaque algorithme parmi 5 exécutions des expériences pour chaque instance.

Enfin, les expériences sont effectuées sur un ordinateur utilisant un processeur Intel® Xeon (R) CPU E5-1603 (@ 2.80GHz) avec 8 Go de mémoire RAM.

6.3.4.2/ MÉTRIQUES D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES

Dans cet article, plusieurs indicateurs de mesure de qualité sont utilisés pour évaluer le front Pareto obtenu par chaque algorithme.

Afin d'évaluer l'efficacité d'un algorithme multi-objectif, l'opérateur de comparaison doit comparer l'ensemble des solutions fournies par les algorithmes, et pas seulement une seule solution par algorithme. De même, les indicateurs doivent renvoyer une valeur indiquant l'évaluation de la performance de l'algorithme sur les critères étudiés. Tous ces indicateurs sont généralement calculés sur des valeurs normalisées pour les fonctions objectives, de sorte que tous les objectifs prennent des valeurs dans la même fourchette lorsqu'on considère l'ensemble du front Pareto. Une revue des indicateurs de performance existants pour l'optimisation multi-objectif a été proposée par Riquelme et al. (2015).

Dans ce chapitre, quatre indicateurs de mesure sont utilisés pour évaluer la qualité des algorithmes, qui ont été choisis parmi les plus fréquemment utilisés. Chaque mesure présente des inconvénients qui nous empêchent de l'utiliser comme seule mesure de qualité. Une évaluation significative de l'algorithme n'est possible que si tous les indicateurs sont considérés en même temps.

L'indicateur d'hypervolume (I_H), introduit par Zitzler et al. (1999), mesure la taille de l'espace couvert par un ensemble de solutions. Un point de référence est nécessaire pour calculer l'hypervolume. Pour un problème de minimisation comme le notre, il est courant de définir le point de référence à la valeur (1,1,1). Puisque les trois objectifs considérés dans le problème de planification des soins d'hospitalisation à domicile n'ont pas la même échelle, les valeurs des objectifs pour chaque solution sont normalisées dans l'intervalle [0, 1] avant de calculer l'indicateur d'hypervolume. Des valeurs plus grandes indiquent de meilleurs résultats pour cet indicateur. Afin de calculer l'hypervolume d'un ensemble de solutions, l'algorithme proposé par Fonseca et al. (2006) a été utilisé dans la partie suivante.

La couverture d'ensemble (I_C), également introduite par Zitzler et al. (1999), compare la convergence de deux ensembles de solutions différents. Cet indicateur peut être utilisé pour montrer que l'ensemble des solutions d'un algorithme domine les résultats d'un autre algorithme, même s'il ne dit pas de combien il est meilleur. En considérant deux ensembles de solutions A et B , la couverture d'ensemble est calculée comme suit :

$$I_C(A, B) = \frac{|\{b \in B : \exists a \in A, a < b\}|}{|B|} \quad (6.4)$$

L'indicateur epsilon unaire multiplicatif (I_ϵ), introduit par Zitzler et al. (2003), indique à

quelle distance d'un ensemble de référence R se trouve un ensemble A . Pour un problème de minimisation, l'indicateur calcule le plus petit facteur ϵ pour lequel chaque solution de l'ensemble de référence R peut être multiplié de sorte qu'il devient totalement dominé par l'ensemble A . Une valeur plus petite indique une meilleure performance. Comme expliqué par Lian et al. (2016), l'indicateur epsilon unaire multiplicatif est calculé comme suit :

$$I_{\epsilon}(A, R) = \inf_{\epsilon} \{ \forall r \in R, \exists a \in A : a \leq_{\epsilon} r \} \quad (6.5)$$

avec la relation de ϵ -domination (\leq_{ϵ}) défini tel que pour M objectifs :

$$a \leq_{\epsilon} r \Leftrightarrow \forall i = 1, \dots, M, a_i \leq \epsilon \cdot r_i \quad (6.6)$$

Enfin, le dernier indicateur de mesure est le nombre de solutions contenues dans le front Pareto. La cardinalité du front de Pareto $|F|$ représente le nombre d'alternatives qui sont données au décideur. Une valeur plus élevée indique une meilleure performance puisque le décideur aura plus de choix. Cependant, comme expliqué par Kovacs et al. (2015), cette mesure ignore la qualité de l'ensemble des solutions non-dominées. Une seule solution d'un ensemble de petite taille pourrait dominer un autre ensemble contenant plus de solutions.

6.3.4.3/ RÉSULTATS OBTENUS

Grâce aux paramètres précédemment définis, MAMO est comparé aux algorithmes NSGA-II et MDLS sur le problème multi-objectif de planification des soins d'hospitalisation à domicile.

Les tableaux 6.3, 6.4 et 6.5 présentent les résultats avec diverses probabilités d'appliquer la recherche locale pour MAMO, soit respectivement 10 %, 50 % et 90 % .

Pour chaque tableau de résultats, les résultats des 50 instances sont agrégés en fonction des restrictions appliquées aux fenêtres de temps des patients (voir tableau 4.2). Par conséquent, chaque ligne correspond à la moyenne des résultats obtenus lors des 5 répétitions des expériences sur les 10 instances qui appliquent la restriction de fenêtres de temps considérée.

De plus, la meilleure valeur pour chaque mesure est surlignée en gris afin de distinguer aisément l'algorithme fournissant les meilleurs résultats.

A partir des résultats obtenus, MAMO obtient des valeurs plus élevées, c'est-à-dire meilleures, concernant l'indicateur d'hypervolume par rapport aux autres algorithmes (voir figure 6.2a), quelle que soit la probabilité d'appliquer la recherche locale. Par exemple, la valeur de l'indicateur d'hypervolume pour l'algorithme MAMO avec 50% de probabilité d'appliquer la recherche locale est de 0.9051 alors que l'algorithme NSGA-II obtient seulement 0.7815 et l'algorithme MDLS obtient une valeur de 0.8106. En moyenne sur toutes les expériences, MAMO améliore significativement les résultats obtenus par NSGA-II de 15.11 % et les résultats obtenus par MDLS de 11.56 % concernant l'indicateur d'hypervolume.

En ce qui concerne l'indicateur de couverture d'ensemble (voir figure 6.2b), la comparaison ne peut être générale car on ne peut comparer que deux algorithmes entre eux. En ce qui concerne la performance de MAMO vis-à-vis de NSGA-II, MAMO semble être plus

performant de manière générale que NSGA-II. Par exemple, en prenant en compte une probabilité de 10 % d'appliquer la recherche locale pour MAMO, l'indicateur $I_C(\text{MAMO}, \text{NSGA-II})$ est égal à 0.3017 tandis que l'indicateur $I_C(\text{NSGA-II}, \text{MAMO})$ est égal à 0.1824. Cela signifie qu'il y a plus de solutions produites par MAMO qui dominent au moins une solution du front Pareto obtenu par NSGA-II, que l'inverse. Cependant, il faut souligner que si l'on considère uniquement les cas où il n'y a pas de restriction temporelle sur les fenêtres de temps des patients (instance du type A), l'algorithme NSGA-II est plus performant que MAMO concernant cet indicateur.

En outre, la comparaison de MAMO et MDLS sur l'indicateur de couverture met en évidence l'efficacité de MAMO. En effet, l'indicateur $I_C(\text{MAMO}, \text{MDLS})$ fournit des valeurs plus élevées, c'est-à-dire meilleures, que $I_C(\text{MDLS}, \text{MAMO})$ pour toutes les configurations testées.

À propos de l'indicateur epsilon unaire multiplicatif, des valeurs plus petites indiquent de meilleurs résultats. Les résultats montrent que MAMO surpasse les algorithmes NSGA-II et MDLS (voir figure 6.2c). En effet, peu importe la restriction de fenêtres de temps ou la probabilité d'appliquer la recherche locale pour MAMO, la valeur moyenne de l'indicateur epsilon unaire multiplicatif est de 1.1550 pour MAMO, de 1.1621 pour NSGA-II et de 1.3045 pour MDLS. En outre, il est à noter que la performance moyenne de MAMO sur cet indicateur tend à s'améliorer au fur et à mesure que la probabilité d'appliquer la recherche locale diminue. Ces observations sont valables pour tous les types de restriction de fenêtres de temps, sauf lorsqu'il n'y a pas de restriction temporelle où NSGA-II obtient de meilleurs résultats que MAMO.

En moyenne sur toutes les expériences, MAMO améliore les résultats obtenus par NSGA2 de 0.62% et les résultats obtenus par MDLS de 11.46% en ce qui concerne l'indicateur epsilon unaire multiplicatif.

Enfin, le dernier indicateur de mesure de qualité utilisé pour comparer les performances des algorithmes est la taille du front Pareto. Dans ce cas, des valeurs plus élevées indiquent de meilleurs résultats. En ce qui concerne cet indicateur, MAMO surpasse les autres algorithmes en obtenant globalement des fronts Pareto contenant un plus grand nombre de solutions (voir figure 6.2d). Sur l'ensemble des résultats obtenus, la taille moyenne du front Pareto obtenu par MAMO contient 85.5 solutions par rapport au 29.4 solutions obtenues par NSGA-II et 52.4 pour MDLS. En conséquence, MAMO offre une plus grande variété de choix aux décideurs pour choisir une solution qui correspond à leurs souhaits.

En conséquence, il ressort des comparaisons ci-dessus que MAMO domine dans la plupart des cas les autres algorithmes au regard des quatre indicateurs de performance.

Type d'instance	Hypervolume			Couverture d'ensemble				Indicateur epsilon unaire multiplicatif			Taille du front Pareto		
	MAMO	NSGA2	MDLS	MAMO, NSGA2	NSGA2, MAMO	MAMO, MDLS	MDLS, MAMO	MAMO	NSGA2	MDLS	MAMO	NSGA2	MDLS
F	0.8881	0.7106	0.7777	0.4392	0.0979	0.3210	0.1203	1.1325	1.1867	1.3322	101.2	22.2	75.9
S	0.9021	0.7881	0.8053	0.3558	0.1524	0.3566	0.1054	1.1372	1.1456	1.3127	91.3	30.5	66.2
M	0.9002	0.7788	0.8100	0.2984	0.1650	0.3953	0.1224	1.1411	1.1655	1.3118	87.2	37.0	63.1
L	0.9030	0.7873	0.8080	0.3031	0.1701	0.4629	0.0962	1.1409	1.1659	1.3099	89.5	48.6	55.7
A	0.8850	0.8453	0.8215	0.1119	0.3263	0.5075	0.2022	1.1908	1.1510	1.2824	48.9	34.9	41.5
Moyenne	0.8957	0.7820	0.8045	0.3017	0.1824	0.4087	0.1293	1.1485	1.1629	1.3098	83.6	34.7	60.5

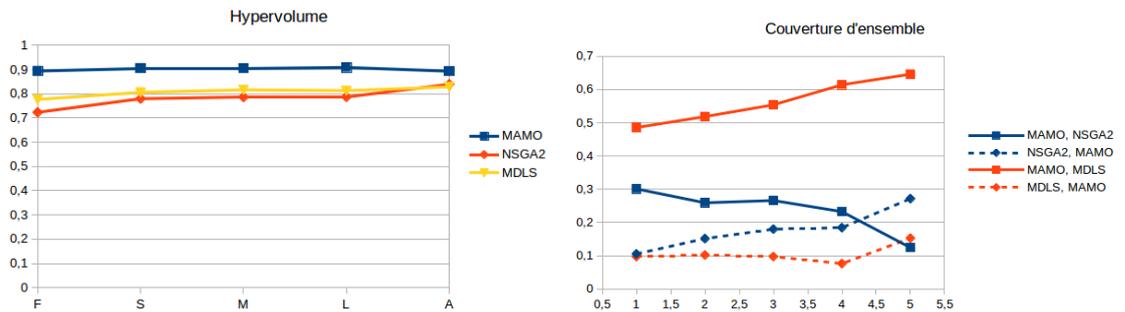
TABLE 6.3 – Comparaison des résultats des algorithmes multi-objectif avec une probabilité de 10 % d'appliquer la procédure de recherche locale pour MAMO

Type d'instance	Hypervolume			Couverture d'ensemble				Indicateur epsilon unaire multiplicatif			Taille du front Pareto		
	MAMO	NSGA2	MDLS	MAMO, NSGA2	NSGA2, MAMO	MAMO, MDLS	MDLS, MAMO	MAMO	NSGA2	MDLS	MAMO	NSGA2	MDLS
F	0.9003	0.7244	0.7810	0.3106	0.0969	0.5426	0.0832	1.1406	1.1712	1.3278	97.5	17.9	60.4
S	0.9077	0.7731	0.8021	0.2098	0.1574	0.5529	0.1106	1.1484	1.1638	1.3085	96.6	22.2	53.6
M	0.9092	0.7931	0.8200	0.2821	0.1987	0.6019	0.0889	1.1533	1.1547	1.3025	90.8	35.3	51.0
L	0.9096	0.7904	0.8130	0.1905	0.1947	0.6522	0.0772	1.1500	1.1621	1.3010	89.0	39.3	42.9
A	0.8985	0.8263	0.8369	0.1396	0.2387	0.6987	0.1333	1.1803	1.1658	1.2571	47.4	26.8	35.8
Moyenne	0.9051	0.7815	0.8106	0.2265	0.1773	0.6097	0.0986	1.1545	1.1635	1.2993	84.2	28.3	48.7

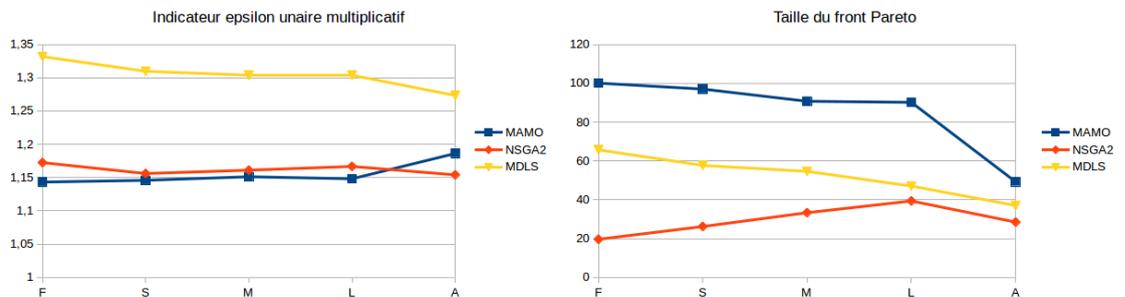
TABLE 6.4 – Comparaison des résultats des algorithmes multi-objectif avec une probabilité de 50 % d'appliquer la procédure de recherche locale pour MAMO

Type d'instance	Hypervolume			Couverture d'ensemble				Indicateur epsilon unaire multiplicatif			Taille du front Pareto		
	MAMO	NSGA2	MDLS	MAMO, NSGA2	NSGA2, MAMO	MAMO, MDLS	MDLS, MAMO	MAMO	NSGA2	MDLS	MAMO	NSGA2	MDLS
F	0.8941	0.7359	0.7718	0.1533	0.1226	0.5932	0.0895	1.1568	1.1596	1.3355	101.6	18.9	60.8
S	0.9082	0.7782	0.8106	0.2123	0.1453	0.6458	0.0910	1.1522	1.1590	1.3078	103.2	26.0	53.3
M	0.9073	0.7871	0.8195	0.2180	0.1765	0.6644	0.0817	1.1595	1.1632	1.2966	94.3	27.8	49.8
L	0.9142	0.7839	0.8182	0.2043	0.1891	0.7265	0.0564	1.1536	1.1722	1.3007	92.1	30.3	42.7
A	0.8966	0.8463	0.8274	0.1222	0.2501	0.7312	0.1233	1.1876	1.1456	1.2808	51.4	23.9	33.9
Moyenne	0.9041	0.7863	0.8095	0.1820	0.1767	0.6722	0.0884	1.1619	1.1599	1.3043	88.5	25.4	48.1

TABLE 6.5 – Comparaison des résultats des algorithmes multi-objectif avec une probabilité de 90 % d'appliquer la procédure de recherche locale pour MAMO



(a) Valeurs moyennes de l'indicateur d'hypervolume en fonction de la restriction des fenêtres de temps - Des valeurs plus grandes indiquent de meilleurs résultats
 (b) Valeurs moyennes de l'indicateur de couverture d'ensemble en fonction de la restriction des fenêtres de temps - Des valeurs plus grandes indiquent de meilleurs résultats



(c) Valeurs moyennes de l'indicateur epsilon unaire multiplicatif en fonction de la restriction du front Pareto - Des valeurs plus petites indiquent de meilleurs résultats
 (d) Valeurs moyennes de l'indicateur de taille du front Pareto en fonction de la restriction des fenêtres de temps - Des valeurs plus grandes indiquent de meilleurs résultats

FIGURE 6.2 – Comparaison des performances des algorithmes au regard de 4 indicateurs

6.4/ ANALYSE DU COMPROMIS ENTRE LES OBJECTIFS

Dans cette section, nous effectuons une analyse du compromis existant entre les trois objectifs étudiés.

Pour rappel, les objectifs sont de minimiser le temps de travail des personnels soignants, améliorer la qualité de service en minimisant les violations des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation et minimiser l'écart maximal de temps de travail entre les soignants. Le compromis est analysé grâce aux résultats obtenus sur les 50 instances de test de l'algorithme MAMO avec une probabilité de recherche locale de 50%.

Dans la description des résultats, la minimisation du temps de travail des soignants est mentionnée comme f_1 , la minimisation des violations des contraintes souples comme f_2 et la minimisation de la différence maximale de temps de travail entre les soignants comme f_3 .

Pour analyser le compromis, trois comparaisons distinctes sont effectuées entre les objectifs : la facilité de trouver un compromis entre les objectifs, la proportion de solutions inférieures à un certain niveau de qualité et plusieurs diagrammes de niveaux pour représenter la qualité des solutions disponibles pour chaque objectif.

Tout d'abord, les tableaux 6.6 et 6.7 visent à déterminer la facilité de trouver un compromis entre les objectifs. Une analyse des 50 fronts Pareto a été effectuée afin de calculer le nombre de fronts Pareto contenant au moins une solution, compte tenu d'un certain compromis. Pour chaque objectif, les solutions ayant une valeur de la fonction objectif comprise entre les meilleures 5 % et 50 % (par palier de 5 %) de la plage de valeurs sont comptabilisées. Par exemple, le numéro "3" (dernière valeur de la première ligne de résultats) indique que seulement 3 fronts Pareto sur 50 contenaient au moins une solution avec une valeur de la fonction objectif pour les objectifs f_1 et f_2 dans les meilleurs 5 % alors que la valeur pour la fonction objectif f_3 doit être dans les meilleurs 50 % de la plage de valeurs.

Les résultats soulignent la difficulté de trouver des solutions de haute qualité (dans les meilleurs 5 %) pour l'objectif f_1 par rapport aux autres objectifs. En effet, la valeur moyenne des tableaux 6.6 et 6.7 impliquant une valeur pour l'objectif f_1 dans les meilleurs 5 % est égale à 12.3 alors qu'elle est de 29.6 pour l'objectif f_2 et 25.6 pour l'objectif f_3 .

Par ailleurs, le diagramme de compromis (voir figure 6.3) est une représentation graphique des résultats obtenus dans la première colonne ($f_3 \leq 0.05$) des tableaux 6.6 et 6.7. Il représente le nombre de fronts Pareto contenant au moins une solution respectant un certain compromis (axe z) en fonction des objectifs f_1 (axe x) et f_2 (axe y) tout en ayant une valeur pour l'objectif f_3 devant se situer dans les meilleurs 5 %. La représentation graphique permet de visualiser la facilité d'obtenir une solution de bonne qualité pour l'objectif f_2 par rapport à l'objectif f_1 , qui est plus difficile.

Par conséquent, si les décideurs souhaitent obtenir une solution de qualité pour l'objectif f_1 , ils ne devront pas être trop exigeants quant à la qualité des autres objectifs, car il y aura vraisemblablement peu de solutions correspondant à leurs attentes.

Ce résultat est également supporté par les résultats du tableau 6.8. Le tableau 6.8 indique parmi les 5489 solutions obtenues parmi les 50 fronts Pareto, la proportion de solutions inférieures à un certain niveau de qualité, en considérant chaque objectif séparément.

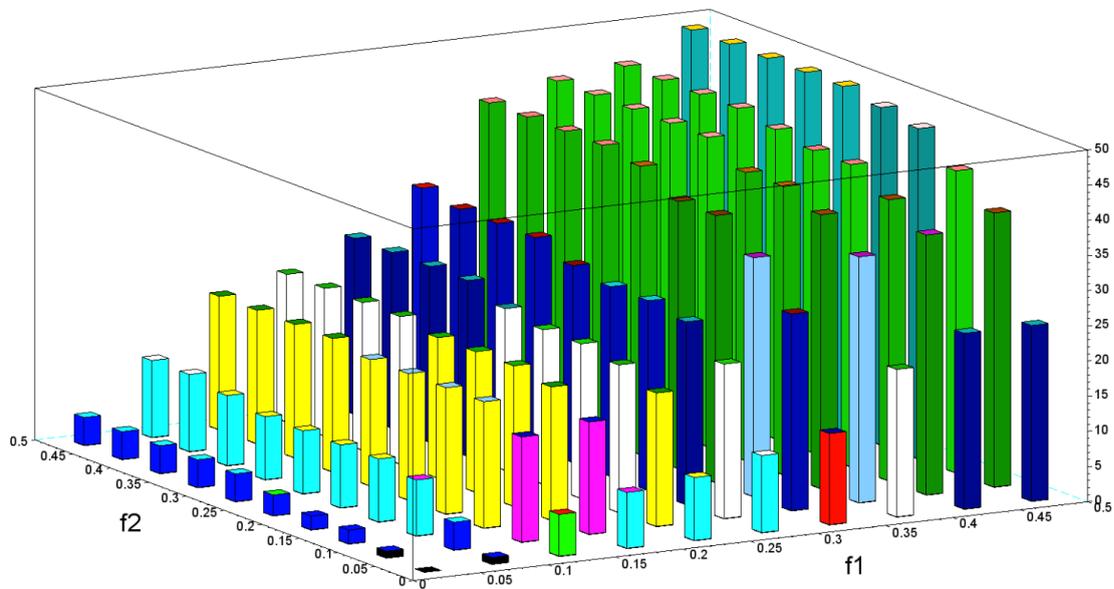


FIGURE 6.3 – Diagramme de compromis des objectifs en considérant l'objectif f_3 devant se situer dans les meilleurs 5 % de sa plage de valeurs

Par exemple, la valeur "18.25 %" indique que 18.25 % de toutes les solutions obtenues (soit 1002 sur 5489) se situent dans les meilleurs 1 % de la plage de valeurs de l'objectif f_2 . Ainsi, les résultats soulignent une nouvelle fois la difficulté d'obtenir des solutions de bonne qualité pour l'objectif f_1 en particulier. En effet, seules 2.75% des solutions parmi toutes celles obtenues sont dans les meilleurs 1 % de la plage de valeurs de l'objectif f_1 . En revanche, cette proportion monte à 18.25 % pour l'objectif f_2 et 11.26 % pour l'objectif f_3 .

Par conséquent, la rareté des très bonnes solutions pour l'objectif f_1 peut expliquer en partie la difficulté de trouver des solutions avec un compromis impliquant de bonnes performances pour cet objectif.

De plus, Blasco et al. (2008) ont développé une nouvelle représentation graphique, appelée diagramme de niveau, pour l'analyse de fronts Pareto à n dimensions. Elle est basée sur la classification des solutions d'un front Pareto en fonction de leur proximité à un point idéal (un point ayant pour chaque objectif la valeur minimale obtenue parmi toutes les solutions du front Pareto comme défini par Kaisa (1999)). Une norme est calculée pour évaluer la distance au point idéal. Dans cette étude, la distance d'une solution au point idéal est calculée en utilisant la norme euclidienne (norme 2) comme suit :

$$\text{Norme euclidienne} = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (f_i)^2}$$

Ainsi, des diagrammes de niveaux sont utilisés dans cette analyse pour représenter graphiquement la qualité des solutions disponibles lorsqu'on impose une contrainte de qualité à l'un des objectifs. En conséquence, les figures 6.4, 6.5 et 6.6 représentent respectivement les diagrammes de niveau lorsque l'on considère que les objectifs f_1 , f_2 et f_3 doivent être dans les meilleurs 1% de leur plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif sur l'intervalle [0, 1]. Les axes des ordonnées

$f_1 \leq$	$f_2 \leq$	$f_3 \leq$									
		0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5
0.05	0.05	0	0	0	0	1	2	2	3	3	
0.05	0.1	1	1	2	2	4	5	5	7	8	9
0.05	0.15	2	3	4	5	6	7	9	10	12	13
0.05	0.2	2	4	6	7	8	10	11	12	13	15
0.05	0.25	3	5	8	8	11	15	16	17	20	22
0.05	0.3	4	5	9	9	12	16	17	18	22	25
0.05	0.35	4	6	10	12	15	19	20	22	24	29
0.05	0.4	4	7	10	14	16	21	23	26	30	34
0.05	0.45	4	7	10	15	18	23	26	28	31	37
0.05	0.5	4	7	11	16	18	25	26	29	32	39
0.1	0.05	1	4	7	11	13	15	15	15	17	
0.1	0.1	4	9	14	17	19	20	21	27	29	32
0.1	0.15	8	13	18	22	22	24	25	30	32	34
0.1	0.2	9	15	21	26	26	29	29	34	36	37
0.1	0.25	9	15	21	26	27	31	31	36	38	39
0.1	0.3	9	15	21	26	28	31	31	36	38	40
0.1	0.35	9	16	22	27	29	32	33	38	42	44
0.1	0.4	10	16	22	28	30	35	35	40	44	45
0.1	0.45	11	18	24	30	32	36	36	41	44	46
0.1	0.5	11	18	24	30	32	36	36	41	46	48
0.15	0.05	6	11	15	18	20	22	25	30	30	32
0.15	0.1	15	21	24	27	31	37	41	44	44	45
0.15	0.15	18	22	27	29	32	38	41	45	46	48
0.15	0.2	18	23	29	32	35	41	44	48	49	50
0.15	0.25	18	23	29	32	35	41	44	48	49	50
0.15	0.3	18	23	29	32	35	41	44	48	49	50
0.15	0.35	19	24	30	33	36	42	46	48	49	50
0.15	0.4	19	24	30	33	36	44	46	48	49	50
0.15	0.45	19	25	32	34	37	44	46	48	49	50
0.15	0.5	19	25	32	34	37	44	46	48	50	50
0.2	0.05	8	17	23	27	30	34	35	36	36	37
0.2	0.1	16	28	32	36	39	43	45	45	47	48
0.2	0.15	19	29	34	38	41	43	45	46	47	48
0.2	0.2	20	29	36	41	44	46	48	49	50	50
0.2	0.25	20	29	36	41	44	46	48	49	50	50
0.2	0.3	20	29	36	42	45	46	48	49	50	50
0.2	0.35	21	30	38	42	45	46	48	49	50	50
0.2	0.4	21	30	38	42	45	46	48	49	50	50
0.2	0.45	21	30	38	42	45	46	48	49	50	50
0.2	0.5	21	30	38	42	45	46	48	49	50	50
0.25	0.05	9	24	29	30	32	36	39	39	40	40
0.25	0.1	19	33	36	38	42	45	48	48	49	49
0.25	0.15	21	34	37	40	43	45	48	48	49	49
0.25	0.2	22	34	39	43	46	47	50	50	50	50
0.25	0.25	22	34	39	43	46	47	50	50	50	50
0.25	0.3	23	34	39	44	47	47	50	50	50	50
0.25	0.35	25	35	41	44	47	47	50	50	50	50
0.25	0.4	25	35	41	44	47	47	50	50	50	50
0.25	0.45	25	35	41	44	47	47	50	50	50	50
0.25	0.5	25	35	41	44	47	47	50	50	50	50

TABLE 6.6 – Nombre de fronts Pareto contenant au moins une solution respectant un compromis donné parmi 50 expériences - Partie 1

indiquent la norme euclidienne des solutions au point idéal.

Les résultats mettent en évidence différents comportements selon l'objectif concerné par la contrainte de qualité.

En imposant une valeur pour l'objectif f_1 dans les 1 % meilleurs (voir figure 6.4), il est alors impossible d'obtenir une solution avec une valeur pour l'objectif f_2 dans les 10 % meilleurs ainsi qu'une solution pour l'objectif f_3 dans les 30 % meilleurs. Il est à noter que la solution impliquant la norme euclidienne la plus faible lorsque la valeur de l'objectif f_1 est dans les 1 % meilleurs se situe autour de 31 % et 28 % de la plage de valeurs des objectifs f_2 et f_3 .

En revanche, appliquer une contrainte de qualité sur l'objectif f_2 n'affecte pas autant les résultats avec la possibilité de trouver tout de même de bonnes solutions pour les autres objectifs (voir figure 6.5). De nombreuses solutions sont disponibles avec une valeur pour l'objectif f_1 commençant juste au-dessus des meilleurs 10 %. De plus, il n'y a pas de restrictions significatives sur l'objectif f_3 car il est possible de trouver des solutions pour tous les niveaux de qualité.

Des remarques similaires peuvent être faites lorsque l'on considère une contrainte de

$f_1 \leq$	$f_2 \leq$	$f_3 \leq$									
		0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5
0.3	0.05	11	25	31	34	38	41	44	44	46	46
0.3	0.1	22	38	41	43	46	48	48	48	49	49
0.3	0.15	26	39	42	45	47	49	49	49	49	49
0.3	0.2	27	39	43	46	48	50	50	50	50	50
0.3	0.25	27	39	43	46	48	50	50	50	50	50
0.3	0.3	28	39	43	47	49	50	50	50	50	50
0.3	0.35	30	40	44	47	49	50	50	50	50	50
0.3	0.4	30	41	44	47	49	50	50	50	50	50
0.3	0.45	30	41	44	47	49	50	50	50	50	50
0.3	0.5	31	41	44	47	49	50	50	50	50	50
0.35	0.05	13	30	37	42	42	43	44	44	47	47
0.35	0.1	28	42	45	48	48	49	49	49	49	49
0.35	0.15	34	44	45	48	48	49	49	49	49	49
0.35	0.2	38	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.35	0.25	38	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.35	0.3	41	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.35	0.35	42	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.35	0.4	42	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.35	0.45	42	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.35	0.5	42	46	47	49	49	50	50	50	50	50
0.4	0.05	21	33	43	45	46	47	47	47	48	48
0.4	0.1	35	44	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.15	39	45	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.2	41	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.25	41	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.3	44	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.35	44	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.4	44	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.45	44	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.4	0.5	44	46	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.05	25	37	44	46	47	48	48	48	48	48
0.45	0.1	37	48	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.15	40	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.2	43	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.25	43	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.3	44	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.35	45	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.4	45	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.45	45	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.45	0.5	45	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.05	25	40	45	46	47	48	48	48	48	48
0.5	0.1	39	49	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.15	43	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.2	47	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.25	48	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.3	49	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.35	49	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.4	49	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.45	49	50	50	50	50	50	50	50	50	50
0.5	0.5	49	50	50	50	50	50	50	50	50	50

TABLE 6.7 – Nombre de fronts Pareto contenant au moins une solution respectant un compromis donné parmi 50 expériences - Partie 2

qualité impliquant l'objectif f_3 dans les 1 % meilleurs (voir la figure 6.6).

Les résultats soulignent la difficulté de minimiser l'objectif f_1 . Par conséquent, un niveau élevé de qualité concernant cet objectif impliquera une pénurie de solutions respectant le compromis souhaité dans le front Pareto. De même, il sera difficile d'obtenir simultanément des solutions de qualité pour les autres objectifs.

Enfin, parmi toutes les solutions obtenues dans les 50 fronts Pareto, la solution avec la plus faible norme euclidienne au point idéal a une valeur pour les objectifs f_1 , f_2 et f_3 de respectivement 6.4 %, 3.7 % et 2.2 % de la plage de valeurs des objectifs.

6.5/ CONCLUSION

La demande de soins d'hospitalisation à domicile ayant tendance à augmenter au cours des dernières décennies, la planification des tournées de soins devient de plus en plus complexe. De plus, les décideurs considèrent bien souvent différents objectifs, comme minimiser le temps de travail total, améliorer la qualité du service et équilibrer le temps de travail des soignants. Jusqu'à présent, la plupart des travaux de la littérature ont privilégié

Niveau de qualité	f_1	f_2	f_3
1%	2.75	18.25	11.26
5%	15.43	45.38	19.99
10%	25.69	67.92	30.62
20%	48.61	81.29	51.10
30%	65.08	85.75	68.61
40%	77.46	89.74	80.25
50%	85.70	93.20	89.05
60%	92.38	96.21	93.57
70%	95.97	97.94	96.23
80%	97.90	98.80	97.70
90%	99.22	99.42	98.85
100%	100.00	100.00	100.00

TABLE 6.8 – Pourcentage de solutions en-dessous d'un certain niveau de qualité pour chaque objectif

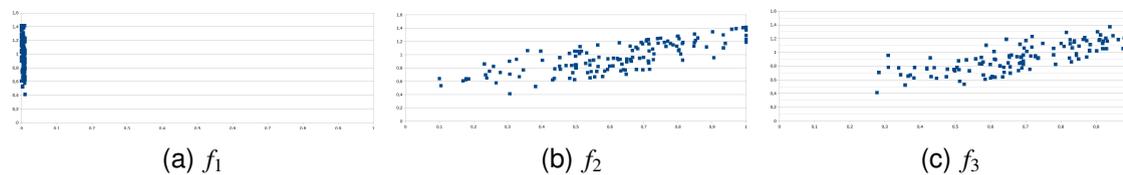


FIGURE 6.4 – Diagrammes de niveau de l'ensemble des fronts Pareto impliquant l'objectif f_1 dans les meilleurs 1% de sa plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif considéré. Les axes des ordonnées indiquent la norme euclidienne par rapport au point idéal

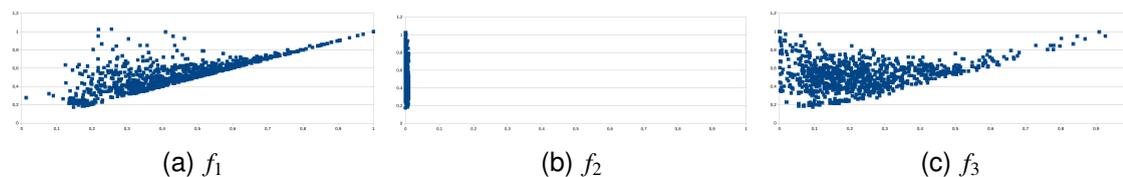


FIGURE 6.5 – Diagrammes de niveau de l'ensemble des fronts Pareto impliquant l'objectif f_2 dans les meilleurs 1% de sa plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif considéré. Les axes des ordonnées indiquent la norme euclidienne par rapport au point idéal

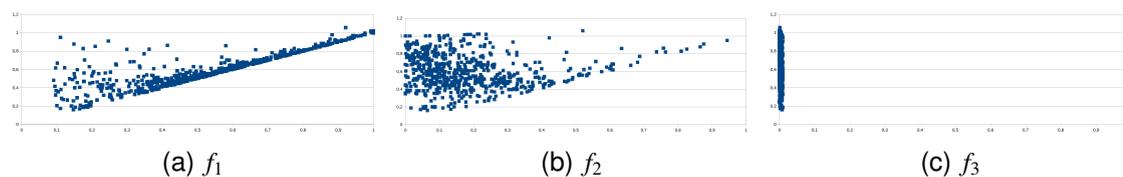


FIGURE 6.6 – Diagrammes de niveau de l'ensemble des fronts Pareto impliquant l'objectif f_3 dans les meilleurs 1% de sa plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif considéré. Les axes des ordonnées indiquent la norme euclidienne par rapport au point idéal

une agrégation pondérée des objectifs pour définir une seule fonction objectif à optimiser. Cette méthode à l'inconvénient d'être source de confusions pour les décideurs.

Dans ce chapitre, nous avons proposé une modélisation originale sous sa forme multi-objectif du problème de planification des soins hospitaliers à domicile. Le modèle prend en compte les qualifications des soignants, les dépendances temporelles entre les visites, les fenêtres de temps de disponibilité des patients ainsi que la multiplicité des centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile.

Nous avons également proposé un algorithme mémétique original pour l'optimisation multi-objectif, nommé MAMO, afin de résoudre ce problème. Des expériences ont été effectuées avec différents paramétrages de l'algorithme afin de comparer les performances de MAMO avec d'autres algorithmes multi-objectif de la littérature. Les résultats mettent en évidence l'efficacité de notre algorithme mémétique. En effet, MAMO surpasse les autres algorithmes au regard de quatre indicateurs de performance standards, en considérant des instances contenant jusqu'à 80 visites à planifier. Il est cependant dominé sur certains indicateurs par l'algorithme NSGA-II dans le cas particulier où l'on ne considère aucune restriction temporelle sur les fenêtres de temps des patients.

Par la suite, l'analyse des résultats révèle le compromis considérable entre les objectifs étudiés. En effet, la minimisation du temps de travail des soignants est l'objectif le plus difficile à réaliser. Limiter le niveau de qualité de cet objectif entraîne une pénurie des solutions disponibles. De même, les décideurs ne devront vraisemblablement pas être trop exigeants quant à la qualité des autres objectifs, car il n'y aura que peu de solutions correspondant à leurs attentes.

Dans le prochain chapitre, nous souhaitons intégrer dans le processus de décision l'affectation des personnels soignants aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile, dans le cas où celle-ci en dispose de plusieurs. En effet, la demande de soins augmentant d'année en année, les structures d'HAD tendent à se répartir sur leur territoire d'activité dans de nouveaux centres de soins afin de se rapprocher géographiquement de leurs patients. L'affectation des soignants aux centres de soins devient alors une nouvelle variable à optimiser afin d'obtenir une planification efficace.

AFFECTATION DES VISITES ET PERSONNELS SOIGNANTS AUX CENTRES DE SOINS D'UNE STRUCTURE D'HOSPITALISATION À DOMICILE

7.1/ INTRODUCTION

De part le vieillissement général de la population, la forte demande actuelle de soins d'hospitalisation à domicile ne fera qu'augmenter dans le futur, comme l'indiquent les travaux de Villeneuve et al. (2006) au Canada et Bertrand (2010) en France.

Au regard de cette tendance, le nombre de patients augmente et ces derniers deviennent de plus en plus dispersés sur tout le territoire. Par conséquent, les structures de soins d'hospitalisation à domicile tendent à répartir leurs activités et personnels au sein de plusieurs centres de soins afin de se rapprocher géographiquement de leurs patients.

Cet aspect du problème de planification des soins hospitaliers à domicile impliquant la présence de plusieurs centres de soins a reçu jusqu'à présent peu d'attention dans la littérature scientifique. Tel que rapporté par Cissé et al. (2017) dans leur état de l'art, la gestion ainsi que l'organisation des soignants sont souvent laissées pour compte en considérant une seule région comme Mankowska et al. (2014). Il s'agit en fait de l'alternative la plus simple, dans laquelle la structure de soins hospitaliers à domicile ne sépare pas les soignants en plusieurs groupes. Certains travaux ont cependant considéré le cas avec plusieurs zones géographiques dans lesquelles les soignants sont affectés à une zone et ne peuvent effectuer les soins que des patients appartenant à la même zone. En conséquence, chaque région peut être gérée indépendamment, comme le système d'aide à la décision proposé par Duque et al. (2015). Dans leur système opérationnel de planification du personnel soignant à domicile, Eveborn et al. (2006) ont imposé plusieurs restrictions, notamment que chaque personnel soignant soit associé à plusieurs régions géographiques. Par conséquent, certains patients ne peuvent pas être traités par un soignant s'ils n'appartiennent pas à l'une de ses régions de travail pré-définies.

Parmi les travaux envisageant plusieurs centres de soins où les soignants doivent commencer et terminer leur tournée de soins au même centre de soins, Bard et al. (2013)

ont résolu un problème pour la planification hebdomadaire des tournées de thérapeutes. Ils considèrent cependant que chaque thérapeute est affecté à un lieu unique appelé la base d'où il commence et termine sa journée.

L'affectation en amont de la planification des soignants à une zone géographique peut conduire lors la résolution du problème à un optimum local. De plus, dans le cas des structures de soins hospitaliers à domicile comptant plusieurs centres de soins, aucun travail de la littérature à notre connaissance ne permet d'affecter dynamiquement les soignants et les patients à un centre de soins de la structure d'HAD. Affecter librement les soignants aux centres de soins lors de la résolution du problème peut conduire à de meilleurs résultats en obtenant des solutions qui auraient été auparavant considérées comme impossibles. De cette façon, les soignants peuvent être affectés de manière optimale aux centres de soins afin d'obtenir une meilleure planification et ainsi réduire leurs temps de trajet. Chaque jour, certains soignants peuvent être pré-affectés à l'un des centre de soins de la structure d'HAD pour éviter une ré-affectation complète. En outre, cette approche peut être utilisée périodiquement pour réajuster l'affectation du personnel aux centres de soins lorsque le nombre d'employés varie ou si la localisation géographique des patients varie fortement, par exemple si la structure d'HAD étend son activité en prenant en charge de nouvelles régions géographiques.

À notre connaissance, il n'y a aucun article consacré à la planification des soins d'hospitalisation à domicile en considérant plusieurs centres de soins pour la structure d'HAD, sans affectation préalable des soignants aux centres de soins. Les contributions de ce chapitre sont les suivantes. (1) Nous formulons sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins sans affectation préalable des soignants aux centres de soins de la structure d'HAD. (2) Une heuristique ainsi que différentes méthodes d'affectation sont proposées pour la résolution du problème. (3) Les performances de l'heuristique sont évaluées sur des instances comportant un nombre variable de visites, personnels soignants et centres de soins. Les résultats sont comparés par rapport aux meilleures solutions obtenus par le solveur commercial Gurobi, ainsi qu'avec une borne inférieure.

Ce chapitre sera organisé comme suit. Le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins sera présentée dans la section 7.2. Dans la section 7.3, nous aborderons la modélisation mathématique du problème. Les paramètres, variables et contraintes spécifiques à l'affectation des visites et des soignants aux centres de soins seront détaillées. Dans la section 7.4, la méthode de résolution sera présentée. Les stratégies d'affectations des visites et des soignants seront détaillées puis l'heuristique utilisée pour la planification des tournées sera présentée. La section 7.5 sera dédiée à la relaxation Lagrangienne du problème afin d'obtenir une borne inférieure. Finalement, les résultats obtenus durant les expériences permettront d'analyser l'efficacité de notre approche de résolution ainsi que des différentes stratégies d'affectation dans la section 7.6. L'approche de résolution sera évaluée au regard des résultats obtenus par un solveur d'optimisation commercial et par la borne inférieure. Enfin, le chapitre 7 se terminera par quelques remarques conclusives.

7.2/ DESCRIPTION DU PROBLÈME D'AFFECTATION ET DE PLANIFICATION

Dans cette section, nous présentons le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins. Le problème ayant des similarités avec ceux présentés dans les précédents chapitres, nous décrivons les caractéristiques spécifiques au contexte du multi-dépôt et renvoyons le lecteur aux chapitres 4, 5 et 6 pour celles liées à la planification des soins hospitaliers à domicile.

Le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins peut être défini comme suit.

Étant donné un ensemble de personnels soignants et un ensemble de visites à effectuer chez les patients, la planification doit indiquer quelle visite sera effectuée par quel membre du personnel soignant et à quel horaire la visite devra commencer chez le patient. La planification devra également préciser l'affectation du personnel soignant aux centres de soins.

Les horaires de travail du personnel soignant sont restreints par une période d'activité stricte, c'est-à-dire que le travail sous la forme d'heures supplémentaires est interdit. Les membres du personnel soignant sont soit des infirmier(e)s, soit des aides-soignant(e)s. Les soignants peuvent ou non être affectés à un centre de soins de la structure d'hospitalisation à domicile. Si un soignant est affecté à un centre de soins, cela signifie qu'il doit commencer et terminer sa journée de travail à son centre de soins associé. D'un autre côté, si un soignant n'est affecté à aucun centre de soins avant la résolution du problème de planification des tournées, il sera affecté librement à un centre de soins pendant la résolution, en fonction de la solution offrant le meilleur résultat.

Chaque visite est également associée à une fenêtre de temps stricte, c'est-à-dire que le soin doit absolument commencer durant la période de temps prévue. Aucune violation temporelle n'est autorisée. Par ailleurs, le personnel soignant doit avoir la qualification requise pour effectuer les soins durant la visite.

De même que pour les soignants, les visites peuvent être affectées à un centre de soins de la structure d'HAD. Dans ce cas, la visite devra être effectuée par un soignant affecté au même centre de soins hospitaliers à domicile que la visite. De plus, l'affectation d'une visite à un centre de soins n'est pas obligatoire.

Certaines visites sont synchronisées lorsque les soins de santé requiert la présence de deux soignants simultanément. Cette contrainte est également stricte. Ainsi, les deux soignants devront arriver au même moment chez le patient afin d'effectuer les soins.

Enfin, nous considérons que l'objectif recherché par la structure de soins hospitaliers à domicile est de minimiser le temps de trajet total parcouru par les soignants au cours de leur tournée.

7.3/ MODÉLISATION MATHÉMATIQUE

Dans cette partie, nous présentons la modélisation sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes du problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-dépôts.

7.3.1/ NOTATIONS GÉNÉRALES

La description ci-dessous permet d'introduire de nouveaux paramètres et variables spécifiques à l'affectation des visites et des soignants. Cependant, certains éléments restent communs avec la modélisation mathématique présentée dans le chapitre 4.

Le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins est modélisé sous la forme d'un graphe $G = (N, A)$ où N est l'ensemble des nœuds et A l'ensemble des arcs. L'ensemble des visites à effectuer est noté O et l'ensemble des centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile est noté P . Ainsi, $N = O \cup P$. Chaque visite est représentée distinctement par un nœud dans le graphe, même si deux visites ou plus sont associées au même emplacement physique. Par exemple, si un client a besoin de deux visites au cours de la journée, un nœud sera créé pour chaque visite et les deux auront le même emplacement géographique. En utilisant cette information, l'ensemble des arcs est défini comme $A = \{(i, j) | i, j \in N, i \neq j\}$. Chaque arc $(i, j) \in A$ a une distance d_{ij} .

Nous considérons un horizon de planification d'une journée.

L'ensemble des personnels soignants est noté S . Pour chaque soignant $i \in S$, une période d'activité dite "stricte" $[\alpha_i, \beta_i]$ est définie. L'ensemble $R = \{r_1 = \mathcal{N}, r_2 = \mathcal{A}\}$ représente les rôles que peuvent avoir les soignants.

Les infirmiers ont le rôle \mathcal{N} et les aides-soignants ont le rôle \mathcal{A} . L'association d'un rôle à un membre du personnel i est définie par le paramètre binaire ω_{ij} qui est égal à 1 si le membre du personnel i a le rôle r_j et 0 sinon.

Les centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile sont situés à des emplacements géographiques différents. Le paramètre binaire $\gamma_i^k = 1$ si le personnel soignant i est affecté au centre de soins k , et zéro sinon.

De plus, pour chaque visite $i \in O$, une durée c_i représente le temps nécessaire pour effectuer les soins. Une fenêtre de temps stricte $[a_i, b_i]$ représente la disponibilité du patient pour recevoir le soin. Le paramètre binaire $\delta_{ij} = 1$ si les visites i et j sont synchronisées, et 0 sinon. Le paramètre binaire $\phi_i^j = 1$ indique que le patient i est affecté au centre de soins hospitaliers à domicile j , et zéro sinon. Une visite pourra être affectée au plus à un seul centre de soins.

Par ailleurs, si la visite i nécessite un soignant avec le rôle r_j , alors $\rho_{ij} = 1$, et zéro sinon.

Afin de formuler le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins, nous utilisons plusieurs variables de décision. La variable de décision $x_{ij}^k = 1$ si le personnel soignant k voyage de i à j , et à zéro sinon. La variable t_i définit l'heure de début de la visite i . De plus, la variable $\eta_i^k = 1$ si le personnel soignant k est affecté au centre de soins de la structure d'hospitalisation à domicile i , et à zéro sinon.

En outre, si l'on considère un soignant i et un centre de soins k , si $\gamma_i^k = 1$, alors $\eta_i^k = 1$. Cependant, si $\gamma_i^k = 0$, alors η_i^k peut être égal à 0 ou à 1.

Enfin, il convient de souligner que le modèle proposé permet l'affectation partielle ou complète des soignants et des visites aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile. Par conséquent, il est possible de résoudre le problème sans affecter de personnel soignant ni de visites dans les centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile pour obtenir la solution optimale. De plus, le modèle peut être réduit aux

méthodes actuelles de la littérature où tous les soignants sont affectés aux centres de soins avant la résolution du modèle. Par conséquent, par rapport à l'état de la littérature, cette variante apporte plus de flexibilité concernant la modélisation du problème.

7.3.2/ FORMULATION MATHÉMATIQUE

Dans cette partie, la formulation mathématique du problème est présentée.

Afin de faciliter la compréhension du modèle mathématique, une description des ensembles, paramètres et variables utilisés est détaillée dans le tableau 7.1.

Ensembles		Description
N		Ensemble des noeuds
S		Ensemble des personnels soignants
O		Ensemble des visites
P		Ensemble des centres de soins de la structure d'HAD
R		Ensemble des rôles du personnel soignant

Paramètres	Type	Description
d_{ij}	Réel positif	Temps de trajet de la visite i à j
c_i	Réel positif	Durée de la visite i
ϕ_i^k	Binaire	1 si la visite i est affecté au centre de soins k , 0 sinon
γ_i^k	Binaire	1 si le soignant i est affecté au centre de soins k , 0 sinon
$[\alpha_i, \beta_i]$	Intervalle de réels positifs	Période d'activité du soignant i
$[a_i, b_i]$	Intervalle de réels positifs	Fenêtre de temps de disponibilité pour la visite i
δ_{ij}	Binaire	1 si les visites i et j sont synchronisées, 0 sinon
ω_{ij}	Binaire	1 si le soignant i a le rôle r_j , 0 sinon
ρ_{ij}	Binaire	1 si la visite i requiert un soignant avec le rôle r_j , 0 sinon

Variables de décision	Type	Description
η_i^k	Binaire	1 si le soignant i est affecté au centre de soins k , 0 sinon
x_{ij}^k	Binaire	1 si le soignant k se déplace de i à j , 0 sinon
t_i	Réel positif	Horaire de début de la visite i

TABLE 7.1 – Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique

Le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins est formulé de la façon suivante :

$$\min \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k \times d_{ij} \quad (7.1)$$

tel que :

$$\sum_{j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k = 1 \quad \forall i \in O \quad (4.8)$$

$$\sum_{j \in O} x_{ij}^k \geq \gamma_k^i \quad \forall i \in P, k \in S \quad (7.2)$$

$$\sum_{j \in O} x_{ji}^k \geq \gamma_k^i \quad \forall i \in P, k \in S \quad (7.3)$$

$$\sum_{i \in P} \sum_{j \in O} x_{ji}^k = 1 \quad \forall k \in S \quad (7.4)$$

$$\sum_{j \in O} x_{ji}^k = \sum_{j \in O} x_{ij}^k \quad \forall i \in P, k \in S \quad (7.5)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ij}^k = \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ji}^k \quad \forall i \in N, k \in S \quad (4.10)$$

$$\eta_i^k = \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} x_{ij}^k \quad \forall i \in P, k \in S \quad (7.6)$$

$$\sum_{l \in N} x_{il}^k \leq \eta_j^k \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S, \phi_i^j = 1 \quad (7.7)$$

$$a_i \leq t_i \quad \forall i \in O \quad (7.8)$$

$$b_i \geq t_i \quad \forall i \in O \quad (7.9)$$

$$t_j \geq t_i + c_i + d_{ij} + \left(\sum_{k \in S} x_{ij}^k - 1 \right) \times M \quad \forall i \in N, j \in O, i \neq j \quad (4.11)$$

$$\beta_k \geq t_i + (c_i + d_{ij}) \times (\eta_j^k) + (x_{ij}^k - 1) \times M \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S \quad (7.10)$$

$$t_i \geq (\alpha_k + d_{ij}) \times (\eta_j^k) + (x_{ji}^k - 1) \times M \quad \forall i \in O, j \in P, k \in S \quad (7.11)$$

$$t_i = t_j \quad \forall i \in O, j \in O, i \neq j, \delta_{ij} = 1 \quad (7.12)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} x_{ji}^k = 0 \quad \forall i \in O, k \in S, \omega_{kr} \neq \rho_{ir} \quad (7.13)$$

La fonction objectif (7.1) minimise le temps de trajet total des soignants.

La contrainte (4.8) garantit qu'une visite soit effectuée par un seul soignant. Le départ et l'arrivée des soignants à leur centre de soins hospitaliers à domicile, auxquels ils pourraient être affectés, sont assurés par les contraintes (7.2) et (7.3). La contrainte (7.4) vérifie que les soignants terminent leur tournée dans un centre de soins hospitaliers à domicile. De la même manière, la contrainte (7.5) vérifie que les soignants retournent au même centre de soins que celui dont ils sont partis pour commencer leur tournée. La conservation du flux est garantie par la contrainte (4.10).

L'affectation d'un soignant à un centre de soins hospitaliers à domicile est vérifiée par la contrainte (7.6) tandis que l'affectation d'un patient à un centre de soins est assurée par la contrainte (7.7).

Les contraintes (7.8) et (7.9) garantissent que le soin commence durant la fenêtre de temps de disponibilité du patient.

La contrainte (4.11) garantit que les soignants disposent de suffisamment de temps entre deux visites pour effectuer la première et ensuite aller chez le patient suivant. De plus, les contraintes (7.10) et (7.11) garantissent que les soignants ne travaillent que pendant la période d'ouverture du centre de soins hospitaliers à domicile à partir duquel ils ont commencé leur journée de travail.

La synchronisation des visites est assurée par la contrainte (7.12) qui permet aux deux visites de démarrer simultanément.

Enfin, la contrainte (7.13) vérifie que les soignants ont la qualification nécessaire pour effectuer les soins demandés.

7.4/ MÉTHODE DE RÉOLUTION

Dans cette section, nous présentons une approche basée sur une heuristique pour la résolution du problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins.

La première étape consiste en l'affectation des visites et des soignants aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile. Dans un second temps, le problème de planification est résolu en utilisant une heuristique en deux phases proposée par Decerle et al. (2016b).

Une heuristique est une méthode d'optimisation spécialisée à un problème.

Afin de donner un aperçu de la structure de l'algorithme présenté dans ce chapitre, la figure 7.1 représente la structure de notre heuristique.

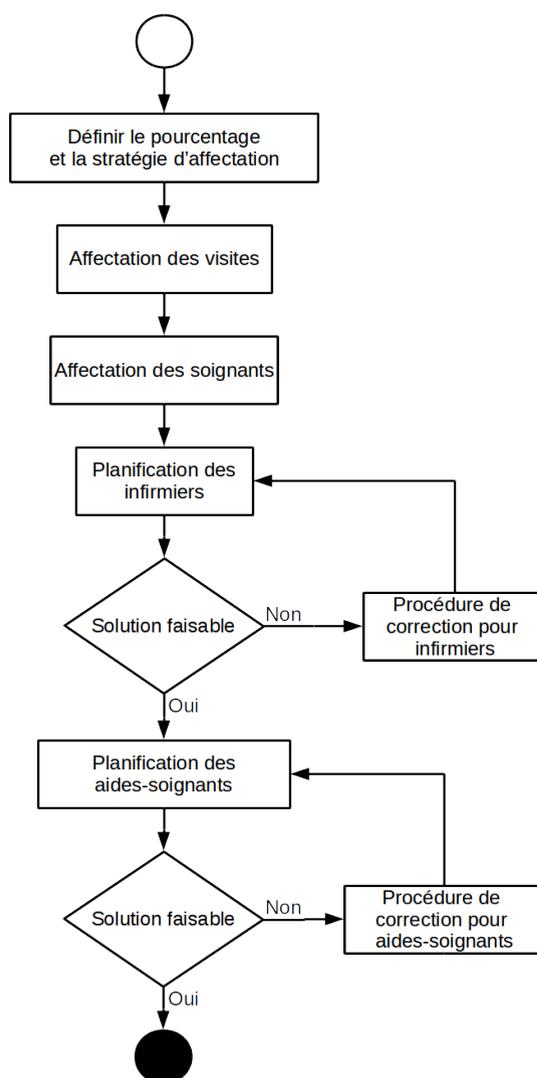


FIGURE 7.1 – Structure de l'heuristique

Chaque étape de l'algorithme est détaillée ci-après.

7.4.1/ AFFECTATION DES VISITES

Le but de cette étape est d'effectuer l'affectation de certaines visites aux centres de soins hospitaliers à domicile. Le fait d'être affecté à un centre de soins hospitaliers à domicile pour une visite signifie que les soins nécessaires seront prodigués par un soignant qui a commencé sa tournée par le centre de soins associé.

Afin de procéder à l'affectation des visites aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile, nous considérons l'ensemble des visites O et l'ensemble des centres de soins hospitaliers à domicile P .

Dans cette section, différentes stratégies d'affectation sont présentées afin de pouvoir identifier la plus efficace lors des expériences.

Pour chaque visite non affectée $i \in O$, nous avons $\sum_{j \in P} \phi_i^j = 0$. En outre, le coût d'affectation de la visite i est représenté par μ_i . Les visites non affectées sont affectées par coût d'affectation croissant.

Le coût d'affectation est calculé comme suit dans chaque configuration :

— *Dépôt le plus proche (DP)* :

Le coût d'affectation de la visite i est le temps de trajet entre la visite et le centre de soins le plus proche. Dans ce cas, le coût d'affectation est calculé comme suit :

$$\mu_i = \min(d_{ij}) \quad \forall i \in O, j \in P$$

— *Dépôt isolé le plus proche (DIP)* :

Le coût d'affectation de la visite i est le rapport entre le temps de trajet entre la visite i et le centre de soins le plus proche et le temps de trajet entre la visite i et le deuxième centre de soins le plus proche. Par conséquent, nous considérons :

$$\mu_i = \frac{\min(d_{ij})}{\min(d_{ij} \setminus \{\min(d_{ij})\})} \quad \forall i \in O, j \in P$$

— *Cluster le plus proche (CP)* :

Le coût d'affectation de la visite i est défini comme étant le temps de trajet moyen le plus faible entre la visite i et un cluster lié à un centre de soins hospitaliers à domicile. Le cluster C_j contient le centre de soins de hospitaliers à domicile j ainsi que toutes les visites qui lui sont déjà affectées. Nous définissons l'ensemble $C_j = \{i \in O / \phi_i^j = 1\} \cup \{j\} \quad \forall j \in P$

Par la suite, le temps de trajet moyen entre la visite i et le cluster C_j noté θ_i^j est le temps de trajet moyen entre la visite i et chaque lieu contenu dans le cluster C_j .

$$\theta_i^j = \frac{1}{|C_j|} \times \sum_{k \in C_j} d_{ik} \quad \forall i \in O, j \in P$$

Par conséquent, le coût d'affectation pour la visite i est défini comme suit :

$$\mu_i = \min(\theta_i^j) \quad \forall i \in O, j \in P$$

— *Cluster isolé le plus proche (CIP)* :

Le coût d'affectation de la visite i est défini comme le rapport entre le temps de trajet moyen le plus faible entre la visite i et un cluster lié à un centre de soins hospitaliers à domicile et le deuxième plus faible temps de trajet moyen entre la visite i et un autre cluster lié à un autre centre de soins. En conséquence, nous considérons le coût de l'affectation pour la visite i comme :

$$\mu_i = \frac{\min(\theta_i^j)}{\min(\theta_i^j \setminus \{\min(\theta_i^j)\})} \quad \forall i \in O, j \in P$$

— *Lieu d'un cluster le plus proche (LCP) :*

Le coût d'affectation de la visite i est défini comme le temps de trajet le plus court entre la visite i et un lieu appartenant à un cluster lié à un centre de soins hospitaliers à domicile. σ_i^j correspond au temps de trajet le plus court entre la visite i et tout lieu contenu dans le cluster C_j .

$$\sigma_i^j = \min(d_{ik}) \quad \forall i \in O, j \in P, k \in C_j$$

Dans ce cas, le coût d'affectation de la visite i est considéré comme :

$$\mu_i = \min(\sigma_i^j) \quad i \in O, j \in P$$

— *Lieu d'un cluster isolé le plus proche (LCIP) :*

Le coût d'affectation de la visite i est défini comme le rapport entre le temps de trajet le plus court entre la visite i et un lieu appartenant à un cluster lié à un centre de soins hospitaliers à domicile et le deuxième plus faible temps de trajet entre la visite i et un autre lieu appartenant à un autre cluster. Dans ce cas, le coût d'affectation pour la visite i est :

$$\mu_i = \frac{\min(\sigma_i^j)}{\min(\sigma_i^k \setminus \{\min(\sigma_i^j)\})} \quad \forall i \in O, j \in P$$

Les visites non affectées ayant le coût d'affectation μ_i le plus faible sont affectées en premier, à leur centre de soins le plus proche, en fonction de la stratégie d'affectation choisie.

Dans les versions *DIP*, *CIP* et *LCIP*, les visites relativement proches d'un centre de soins et éloignées des autres ont une priorité d'affectation plus élevée.

Le processus d'affectation est répété jusqu'à ce que le nombre de visites requis soit affecté.

Prenons un exemple avec cinq visites et deux centres de soins hospitaliers à domicile, comme présenté dans la figure 7.2. L'objectif est d'affecter jusqu'à 50 % des visites en utilisant la version *Dépôt isolé le plus proche (DIP)* comme stratégie d'affectation. Dans les figures 7.2 et 7.3, les visites sont représentées par des cercles et les centres de soins de la structure d'HAD comme des carrés.

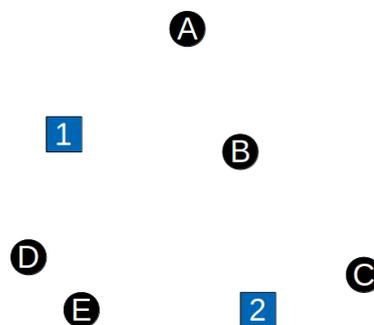


FIGURE 7.2 – Emplacement géographique d'un cas avec 2 centres de soins et 5 visites

Les temps de trajet entre les emplacements géographiques des 5 visites et des 2 centres de soins de la structure d'HAD ainsi que le coût d'affectation de chaque visite sont calculés dans le tableau 7.2.

La visite C est affectée au centre de soins hospitaliers à domicile numéro 2, puisqu'elle a le coût d'affectation le plus faible parmi l'ensemble des visites non-affectées et parce

	Centre de soins 1	Centre de soins 2	Coût d'affectation
Visite A	1.84	3.30	0.56
Visite B	2.01	1.81	0.90
Visite C	3.76	1.27	0.34
Visite D	1.46	2.67	0.55
Visite E	2.01	2	1

TABLE 7.2 – Distance et coût d'affectation des visites aux centres de soins de la structure d'HAD

que son centre de soins le plus proche est le numéro 2. À ce stade, une visite sur cinq (soit 20 %) est affectée. La visite C est supprimée de la liste des visites non-affectées. Ensuite, le coût d'affectation le plus bas parmi les visites non-affectées est celui de la visite D. En conséquence, la visite D est affectée au centre de soins numéro 1 et retirée de la liste des visites non-affectées. Étant donné que deux visites sur cinq (c.-à-d. 40 %) sont affectées, l'affectation d'une nouvelle visite dépasserait la limite des 50 % de visites affectées.

Ainsi, l'affectation des visites aux centres de soins s'arrête avec 2 visites affectées (voir figure 7.3).

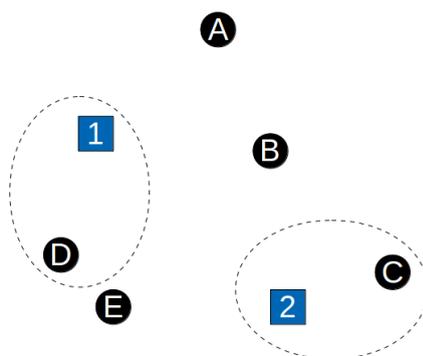


FIGURE 7.3 – Affectation des visites C et D respectivement aux centres de soins numéros 2 et 1

7.4.2/ AFFECTATION DES PERSONNELS SOIGNANTS

Après avoir affecté les visites, les soignants sont également affectés aux centres de soins de la structure d'HAD. Être affecté à un centre de soins hospitaliers à domicile pour un soignant signifie qu'il doit y commencer et terminer sa tournée.

Le nombre de soignants affectés est proportionnel au nombre de visites affectées. De plus, nous prenons en compte le niveau de qualification requis pour la prise en charge des visites affectées. Par exemple, si 50 % du nombre total de visites sont affectées aux centres de soins hospitaliers à domicile, sachant que 70 % des visites affectées nécessitent un infirmier et 30 % un aide-soignant, alors 35 % des infirmiers et 15 % des aides-soignants disponibles seront affectés.

Par ailleurs, l'affectation des soignants aux centres de soins de la structure d'HAD garan-

tit que tous les centres de soins auront au moins un soignant possédant la qualification requise pour effectuer les visites affectées au centre de soins hospitaliers à domicile. Par conséquent, si certaines visites nécessitent des infirmiers et des aides-soignants, alors au moins un infirmier et un aide-soignant seront affectés au centre de soins hospitaliers à domicile. En outre, les soignants sont affectés aux centres de soins proportionnellement au nombre de visites affectées à chaque centre de soins. Ces étapes d'affectation des visites et des personnels soignants peuvent améliorer la vitesse de résolution de la prochaine étape en définissant la valeur de certaines variables ainsi qu'en limitant la taille du problème.

7.4.3/ PLANIFICATION DES TOURNÉES

Dans cette partie, l'affectation des visites et des soignants aux centres de soins de la structure d'HAD a été effectuée. Par conséquent, l'accent est mis sur la planification des tournées de soins.

À ce stade, une partie des visites et des personnels soignants ont été affectés à un centre de soins de la structure d'HAD. Le reste des visites et des soignants qui n'ont pas été affectés à un centre de soins seront librement affectés lors de la planification des tournées, en fonction de la meilleure solution obtenue.

Afin de définir la tournée de chaque soignant, nous nous basons sur une heuristique en deux phases proposée par Decerle et al. (2016b). En effet, l'heuristique en deux phases fournit de bons résultats avec un faible écart par rapport à la solution optimale dans un temps de résolution beaucoup plus faible.

Dans la première phase, la planification des tournées de soins est effectuée uniquement pour les infirmiers. Par conséquent, après la première phase de résolution, la planification des tournées des infirmiers est définie.

En résumé, les données d'entrée nécessaires à la première phase de résolution sont les suivantes :

- Affectation des infirmiers aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile
- Affectation des patients nécessitant un infirmier aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile
- Toutes les visites nécessitant un infirmier pour effectuer les soins
- Tous les centres de soins de la structure d'HAD contenus dans l'ensemble P
- Tous les infirmiers contenus dans l'ensemble S

En conséquence, nous obtenons la planification des tournées pour chaque infirmier ainsi que l'affectation de chaque infirmier à un centre de soins de la structure d'HAD.

Dans un second temps, la planification des tournées des aides-soignants est résolue, en prenant en compte la planification existante des infirmiers obtenue durant la première phase. Pour effectuer cette deuxième étape de résolution, les données d'entrée de la deuxième phase sont les suivantes :

- Planification des tournées des infirmiers calculée durant la première phase
- Affectation des aides-soignants aux centres de soins de la structure d'hospitalisa-

- tion à domicile
- Affectation des patients nécessitant un aide-soignant aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile
- Toutes les visites de l'ensemble O
- Tous les centres de soins de la structure d'HAD contenus dans l'ensemble P
- Tous les soignants contenus dans l'ensemble S

La planification résultante de la seconde phase est complète. Les tournées de l'ensemble des personnels soignants sont définies. En outre, les affectations des soignants et des visites préalablement définies ont été conservées dans la planification des tournées.

7.4.4/ AMÉLIORATION DE LA FAISABILITÉ DES SOLUTIONS

L'heuristique en deux phases de la littérature décrite précédemment pour la planification des tournées de soins présente un inconvénient majeur. Dans certains cas, il peut être impossible de trouver une solution faisable lorsque la planification des infirmiers a été effectuée. En effet, en raison de la contrainte de synchronisation entre les visites (7.12), la planification des aides-soignants est liée à la planification des infirmiers. En fonction de la planification obtenue lors de la première phase de résolution, il peut être impossible d'obtenir une planification valide pour les aides-soignants, en respectant la contrainte de synchronisation (l'heure d'arrivée de l'infirmier et de l'aide-soignant doit être égale).

En conséquence, plusieurs améliorations à l'algorithme initial proposé par Decerle et al. (2016b) sont proposées afin de surmonter ce problème.

Lors de la planification des tournées des infirmiers, aucune solution faisable peut éventuellement être obtenue en raison de l'affectation préalable des visites et des soignants aux centres de soins de la structure d'HAD. Dans ce cas, une procédure de correction pour les infirmiers est exécutée jusqu'à ce qu'une solution faisable puisse être trouvée pour la planification des tournées des infirmiers.

La procédure de correction comprend les étapes suivantes :

- L'affectation d'un infirmier à un centre de soins de la structure d'HAD est supprimée
- L'affectation d'une visite nécessitant un infirmier à un centre de soins de la structure d'HAD est supprimée

Ensuite, si aucune solution faisable ne peut être obtenue suite à la planification des aides-soignants, la procédure de correction pour les aides-soignants comprenant plusieurs actions aussi bien concernant la planification des aides-soignants que des infirmiers est exécutée. La procédure de correction contient les actions suivantes :

- Une tournée d'un infirmier choisie au hasard est supprimée. Toutes les visites de la tournée ne sont plus planifiées. De plus, si certaines des visites étaient affectées à un centre de soins de la structure d'HAD, l'affectation est également supprimée. En outre, si l'infirmier associé à la tournée était lui aussi affecté au centre de soins de la structure d'HAD, l'affectation de l'infirmier au centre de soins est supprimée ;
- L'affectation d'un aide-soignant à un centre de soins de la structure d'HAD est supprimée ;
- L'affectation d'une visite nécessitant un aide-soignant à un centre de soins de la

structure d'HAD est supprimée.

Cette procédure est répétée jusqu'à ce que la résolution de la seconde phase aboutisse à l'obtention d'une solution faisable.

Enfin, grâce à ces procédures de correction, notre heuristique est désormais capable de trouver une planification réalisable dans tous les cas.

7.5/ RELAXATION LAGRANGIENNE

7.5.1/ PROBLÈME DUAL LAGRANGIEN

La relaxation lagrangienne (LR) est une technique largement utilisée en optimisation combinatoire, introduite par Fisher (1981), où un problème original difficile est approché par un problème plus simple. L'idée de base est de relâcher les contraintes compliquées dans la fonction objectif et de pénaliser les violations de ces contraintes à l'aide de multiplicateurs Lagrangiens. Cette technique a été appliquée avec succès à d'autres variantes du problème de planification des soins de santé à domicile par Chen et al. (2017) et Bard et al. (2007).

De même que le problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps étudié par Desrosiers et al. (1988), nous décidons de relâcher la contrainte imposant d'effectuer chaque visite (4.8) car cela fournit les meilleurs résultats sur ce type de problème.

Par conséquent, en introduisant les multiplicateurs Lagrangiens non négatifs $\{\lambda_i\}$, la relaxation Lagrangienne de la contrainte (4.8) génère le problème relâché suivant :

$$Z(\lambda) = \left(\min \left(\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k \times d_{ij} + \sum_{i \in O} \lambda_i \left(1 - \sum_{j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k \right) \right) \right) \quad (7.14)$$

sous réserve du respect des contraintes (7.2) à (7.13), 4.10 et 4.11.

Ici, λ est un vecteur de multiplicateurs Lagrangiens non négatifs avec les éléments $\{\lambda_i\}$, où $i=1, 2, \dots, |O|$.

Le but de résoudre le dual Lagrangien est de trouver une borne inférieure à la valeur optimale de notre problème de planification des tournées de soins hospitaliers à domicile original. Par conséquent, le dual Lagrangien est défini comme suit :

$$Z_D = \max(Z(\lambda)_{\lambda \geq 0}) \quad (7.15)$$

7.5.2/ MISE À JOUR DES MULTIPLICATEURS LAGRANGIENS

Après avoir relâché le problème initial, nous pouvons mettre à jour de manière itérative les multiplicateurs Lagrangiens et résoudre le problème dual Lagrangien grâce à l'optimisation des sous-gradients. À chaque itération, les sous-problèmes sont résolus, étant donné les multiplicateurs Lagrangiens λ^t .

Initialement, on considère $t = 0$ et $\lambda_i^t = 0$. À chaque itération, λ peut être mis à jour par $\lambda_i^{t+1} = \max\{0, \lambda_i^t + \gamma^t f_i^t\}$, où γ^t est la taille du pas à la t^{th} itération et f_i^t est le sous-gradient du problème dual. Le sous-gradient peut être calculé par la contrainte relâchée (4.8), c'est-à-dire : $f_i^t = 1 - \sum_{j \in N} \sum_{k \in S} x_{ij}^k$.

La définition de la taille du pas γ est importante car la vitesse de convergence dépend fortement de celle-ci. Suivant la formule proposée par Held et al. (1974) qui reste la méthode la plus largement adoptée pour adapter la taille du pas, la taille du pas γ^t est donnée par :

$$\gamma^t = \mu^t \times \frac{Z^* - Z(\lambda^t)}{\sum_{i \in O} (f_i^t)^2}$$

avec :

- Z^* est la valeur de la meilleure solution trouvée jusqu'à présent pour le problème d'origine
- μ^t est un paramètre d'adaptation décroissant avec $0 < \mu^0 \leq 2$ et $\mu^{t+1} = \begin{cases} \alpha \mu^t, & \text{si } Z_D \text{ n'a pas augmenté durant les dernières } T \text{ iterations} \\ \mu^t, & \text{sinon} \end{cases}$ avec les paramètres $0 < \alpha < 1$ et $T > 1$.

Enfin, l'algorithme s'arrête si $f_i^t = 0$ puisque la valeur optimale a été atteinte, si le temps de calcul de deux heures a été atteint ou si l'amélioration entre deux itérations consécutives est égale ou inférieure à une certaine valeur, définie à 0.001 dans ce chapitre.

7.6/ RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Afin d'évaluer l'efficacité de l'approche proposée, une série d'expériences est réalisée sur différentes instances de test.

7.6.1/ INSTANCES ET PARAMÈTRES D'EXPÉRIENCES

Des instances de test ont été générées sur la base des instances de la littérature proposées par Solomon (1987) pour le problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps (VRPTW). L'ensemble initial contient 56 instances dont la répartition géographique des patients est générée aléatoirement, en groupes ou selon un mélange des deux précédents. En outre, les instances considèrent 25 ou 50 visites à planifier.

Cependant, toutes les instances initiales ne contiennent qu'un seul centre de soins, aucune synchronisation entre les visites et aucune notion de qualification pour le personnel soignant. Par conséquent, les instances d'origines ont été modifiées afin d'introduire plusieurs centres de soins, visites synchronisées et un niveau de qualification requis pour effectuer chaque visite.

Pour résumer, les caractéristiques des instances de test utilisées pour les expériences sont présentées dans le tableau 7.3.

	Petite	Moyenne
$ O $	25	50
$ S_{ync} $	2	5
$ P $	2	3

TABLE 7.3 – Caractéristiques des instances de test. Les lignes sont : le nombre de visites $|O|$, le nombre de synchronisations entre les visites $|S_{ync}|$, le nombre de centres de soins $|P|$

Les différentes stratégies d'affectation présentées dans la section 7.4.1 pour affecter des

visites aux centres de soins sont évaluées afin de comparer leurs performances. Pour chaque stratégie d'affectation, l'heuristique est testée deux fois. En effet, l'heuristique suggérée par Decerle et al. (2016b) est expérimentée avec ou sans les améliorations techniques détaillées dans la section 7.4.3 pour obtenir une solution faisable dans tous les cas.

De plus, le pourcentage de visites et de soignants affectés aux centres de soins varie afin d'étudier l'impact sur la qualité de la solution obtenue ainsi que le temps de calcul nécessaire. Par conséquent, la proportion de visites et de soignants affectés varie de 0 à 100 % par échelon de 10 %.

Concernant le paramétrage de la relaxation Lagrangienne, le paramètre μ est initialisé à une valeur de 1.2 (i.e. $\mu^0 = 1.2$) et est divisé par deux (i.e. $\alpha = 0.5$) si la valeur de Z_D n'a pas augmenté durant les deux dernières itérations (i.e. $T = 2$). Ces valeurs ont été choisies de manière empirique puisque la borne inférieure obtenue est proche de la solution optimale dans la plupart des cas.

En ce qui concerne la résolution, l'approche heuristique pour l'affectation et la planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins utilise Gurobi Optimization (2016)(version 6.0.5). Chaque phase de l'heuristique est limitée à 60 minutes soit au plus 120 minutes pour l'ensemble de l'algorithme.

Les résultats fournis par l'heuristique sont comparés aux résultats obtenus par la résolution globale du problème en utilisant Gurobi avec une limite de temps de 120 minutes et avec la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne. Enfin, les expériences ont été effectuées sur un ordinateur équipé d'un processeur Intel® Xeon® E5-2630 v3 à 2.40 GHz avec 32 Go de mémoire vive.

7.6.2/ RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Dans cette section, les résultats obtenus par l'heuristique sont comparés aux résultats de la résolution globale du problème à l'aide du solveur Gurobi, et avec la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne du problème.

Dans un premier temps, les résultats obtenus par l'heuristique sont comparés aux résultats de la résolution globale du problème avec Gurobi sur des instances de petite et moyenne taille afin de vérifier l'efficacité de notre approche. Ensuite, la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne sera comparée à la meilleure solution trouvée pour chaque instance ainsi qu'avec la borne inférieure obtenue par Gurobi. L'objectif est d'évaluer la qualité de la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne. Enfin, les résultats de l'heuristique seront comparés à la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne sur des instances de taille moyenne, lorsque Gurobi ne peut pas obtenir la solution optimale dans de nombreux cas.

La colonne "Méthode de résolution" indique quelle méthode a été utilisée pour effectuer les expériences. Les valeurs sont "MIP" ou "Heuristique". La ligne "MIP" indique les résultats obtenus par le solveur d'optimisation Gurobi sur la résolution globale du problème. Les résultats de notre heuristique sont présentés sous le nom de "Heuristique", suivi du nom de la stratégie d'affectation appliquée à l'affectation des visites aux centres de soins.

La colonne "Visites et soignants affectés (%)" indique le pourcentage de visites et de

soignants affectés aux centres de soins hospitaliers domicile au cours des étapes d'affectation, avant la planification des tournées.

La colonne "Écart (%)" représente l'écart obtenu par l'heuristique par rapport au solveur d'optimisation Gurobi. Plus l'écart est faible et meilleur est le résultat. Par conséquent, l'écart est calculé comme suit :

$$Ecart = \frac{Heuristique - MIP}{MIP}$$

De plus, la colonne "Temps de calcul (s)" indique le temps de calcul nécessaire à l'algorithme pour effectuer la planification en secondes.

Enfin, la colonne "Solution réalisable (%)" indique le pourcentage d'instances pour lesquelles une solution réalisable a été trouvée. Le pourcentage est calculé en fonction du nombre de solutions faisables obtenues sur les 56 instances de test.

De plus, les sous-colonnes "Original" et "Amélioré" indiquent respectivement si l'approche utilisée pour la planification des tournées est l'heuristique originale proposée par Decerle et al. (2016b) ou celle incluant les améliorations présentées dans la section 7.4.3 afin de toujours obtenir une solution faisable.

Il convient de souligner que chaque ligne de résultats dans les tableaux 7.4 et 7.5 est une moyenne des résultats obtenus parmi les 56 instances.

Par ailleurs, le solveur d'optimisation Gurobi a trouvé la solution optimale au problème de planification des tournées dans 55 des 56 cas (98.21 %) pour les instances avec 25 visites et dans 28 cas sur 56 (50 %) pour les instances avec 50 visites.

Dans un premier temps, les résultats obtenus par notre méthode de résolution sont comparés aux résultats obtenus par le solveur d'optimisation Gurobi sur des instances de petite et de moyenne taille.

Sur la base des résultats fournis par les tableaux 7.4 et 7.5, notre approche heuristique s'avère très efficace par rapport au solveur d'optimisation. En effet, l'heuristique maintient un faible écart par rapport aux résultats obtenus par le solveur d'optimisation Gurobi.

Indépendamment de la stratégie d'affectation utilisée pour les instances de petite taille, l'écart ne dépasse pas 10 % avec Gurobi lorsqu'au plus 80 % des visites sont affectées aux centres de soins hospitaliers à domicile (sauf pour la première stratégie d'affectation *Dépôt le plus proche*). De plus, ces résultats sont remarquables puisque les performances de notre approche sont comparées dans la plupart des cas à la solution optimale, obtenue par Gurobi. Enfin, il convient de noter que deux stratégies d'affectation semblent se détacher des autres en fournissant de bien meilleurs résultats : *Cluster le plus proche* et *Lieu d'un cluster le plus proche*. En effet, l'écart avec le solveur augmente lentement, même lorsqu'une proportion élevée de visites et de soignants sont affectés aux centres de soins.

Outre l'écart, un autre critère à comparer est le temps de résolution de chaque méthode. Notre méthode de résolution est généralement beaucoup plus rapide que le solveur d'optimisation. À titre d'exemple, le temps de résolution moyen du solveur d'optimisation sur les 56 instances de petite taille est de 352.28 secondes, alors qu'il est d'environ une seconde pour l'heuristique.

En ce qui concerne la fiabilité des méthodes de résolution, le solveur d'optimisation trouve

une solution faisable pour toutes les instances. En revanche, l'heuristique dans sa version originale ne parvient pas à obtenir une solution faisable dans quelques cas comme expliqué dans la section 7.4.3. En conséquence, la probabilité d'obtenir une solution faisable va d'environ 60 à 90 % selon la proportion de visites et de soignants affectés pour l'heuristique dans sa version originale. Cependant, cet inconvénient est complètement éliminé lors de l'utilisation de la version améliorée de l'heuristique en deux phases, où une solution faisable est obtenue dans 100 % des cas, comme indiqué dans la sous-colonne "Amélioré".

En outre, les résultats mettent en évidence l'efficacité de notre approche, en considérant les améliorations techniques proposées pour corriger les défauts de l'algorithme initial. Notre approche permet de maintenir un faible écart avec le solveur d'optimisation Gurobi, tout en obtenant une solution faisable dans 100 % des cas et avec un temps de calcul considérablement réduit.

A propos des instances de taille moyenne, des conclusions similaires peuvent être tirées. En fait, l'écart est légèrement supérieur à celui avec des instances de petite taille, mais reste faible, en particulier lors de l'utilisation de la stratégie d'affectation *Lieu d'un cluster le plus proche*. De plus, les performances de notre approche sont proches des solutions optimales lorsque au plus 60 % des visites et des soignants sont affectés aux centres de soins hospitaliers à domicile. Dans ce cas, l'écart avec le solveur d'optimisation reste en moyenne inférieur à 6 %, à l'exception de la stratégie d'affectation *Dépôt le plus proche* qui fournit les moins bons résultats.

Par ailleurs, il convient de souligner que le temps de calcul diminue autant que le problème est simplifié par l'affectation des visites et des soignants aux centres de soins hospitaliers à domicile. Par exemple, il faut en moyenne 922.14 secondes à l'heuristique utilisant la stratégie d'affectation *Lieu d'un cluster le plus proche* pour résoudre les 56 instances de taille moyenne lors de l'affectation de 10 % des visites et des soignants aux centres de soins. En revanche, il ne faut plus que 119.26 secondes à la même méthode de résolution lorsque toutes les visites et soignants sont déjà affectés aux centres de soins pour résoudre les 56 instances, tandis que le solveur d'optimisation a besoin de 4 028.96 secondes. Par conséquent, il existe un véritable compromis entre efficacité et rapidité de la méthode de résolution.

Enfin, si le solveur d'optimisation fournit de bons résultats avec une fiabilité élevée, il a un temps de calcul très élevé. En revanche, notre approche fournit de bons résultats, obtient toujours une solution faisable et cela avec un temps de calcul très faible.

Dans un second temps, les bornes inférieures obtenues par la relaxation Lagrangienne (LR) doivent être comparées à la meilleure solution trouvée pour chaque instance et à la borne inférieure obtenue par Gurobi, afin d'évaluer la qualité de la borne inférieure obtenue par relaxation Lagrangienne. Les résultats de calcul sont présentés dans le tableau 7.6.

La colonne "Nom de l'instance" indique l'instance utilisée pour l'expérience. Le nom de l'instance se terminant par le suffixe "_25" indique que l'instance considérée est une instance de petite taille avec 25 visites. À l'inverse, si le nom de l'instance se termine par le suffixe "_50", cela indique qu'il s'agit d'une instance de taille moyenne avec 50 visites.

La colonne "Meilleure solution" représente la meilleure solution obtenue parmi toutes les expériences réalisées par notre approche heuristique et par le solveur d'optimisation. Un astérisque (*) est utilisé dans cette colonne pour indiquer si la solution est optimale.

Méthode de résolution	Visites et soignants affectés (%)	Écart (%)		Temps de calcul (s)		Solution faisable (%)	
		Original	Amélioré	Original	Amélioré	Original	Amélioré
MIP	-	-	-	352.28	-	100	-
	0	0.83	0.17	1.13	1.17	92.86	100
	10	0.73	0.31	0.91	1.14	89.29	100
	20	1.66	1.12	0.91	1.23	91.07	100
Heuristique	30	3.96	3.90	0.87	1.05	94.64	100
	40	6.73	6.49	0.94	1.17	87.50	100
Dépôt le plus proche (DP)	50	7.79	7.37	0.75	0.74	89.29	100
	60	8.22	8.30	0.61	0.66	91.07	100
	70	13.42	11.96	0.57	0.68	78.57	100
	80	15.67	13.07	0.50	0.64	78.57	100
	90	18.23	13.18	0.43	0.64	76.79	100
	100	22.50	18.38	0.40	0.53	60.71	100
	0	0.83	0.17	1.19	1.20	92.86	100
	10	0.74	0.17	1.09	1.31	91.07	100
	20	0.92	0.13	0.97	1.12	92.86	100
Heuristique	30	0.82	0.17	0.86	0.90	92.86	100
	40	0.81	0.30	0.79	0.81	91.07	100
Dépôt isolé le plus proche (DIP)	50	2.05	1.94	0.65	0.65	91.07	100
	60	3.49	3.50	0.62	0.63	91.07	100
	70	7.49	6.53	0.60	0.63	85.71	100
	80	9.31	8.76	0.54	0.62	83.93	100
	90	13.91	12.23	0.48	0.53	76.79	100
	100	21.60	17.54	0.37	0.53	60.71	100
	0	0.83	0.17	1.14	1.17	92.86	100
	10	0.71	0.29	1.05	1.24	91.07	100
	20	1.34	0.77	0.92	1.15	91.07	100
Heuristique	30	2.00	1.31	0.85	0.92	92.86	100
	40	2.16	1.55	0.79	0.82	89.29	100
Cluster le plus proche (CP)	50	4.24	4.48	0.63	0.66	87.50	100
	60	5.97	5.70	0.61	0.62	89.29	100
	70	6.75	6.84	0.57	0.56	87.50	100
	80	8.01	7.87	0.53	0.53	89.29	100
	90	10.43	9.84	0.45	0.51	73.21	100
	100	12.52	12.05	0.37	0.58	69.64	100
	0	0.83	0.17	1.17	1.17	92.86	100
	10	0.74	0.17	1.04	1.24	91.07	100
	20	0.92	0.13	0.93	1.09	92.86	100
Heuristique	30	0.82	0.17	0.82	0.86	92.86	100
	40	0.81	0.30	0.76	0.79	91.07	100
Cluster isolé le plus proche (CIP)	50	2.05	1.94	0.63	0.64	91.07	100
	60	3.49	3.50	0.61	0.62	91.07	100
	70	7.33	6.34	0.57	0.64	85.71	100
	80	9.27	7.90	0.54	0.58	83.93	100
	90	14.99	12.55	0.47	0.58	73.21	100
	100	21.78	17.15	0.36	0.56	66.07	100
	0	0.83	0.17	1.17	1.16	92.86	100
	10	0.68	0.17	1.06	1.23	94.64	100
	20	1.30	0.77	0.89	1.06	89.29	100
Heuristique	30	1.79	1.19	0.83	0.98	91.07	100
	40	2.45	1.75	0.87	1.05	91.07	100
Lieu d'un cluster le plus proche (LCP)	50	4.26	3.53	0.84	0.90	92.86	100
	60	3.51	4.14	0.72	0.80	87.50	100
	70	4.00	4.44	0.65	0.70	85.71	100
	80	4.25	4.69	0.58	0.94	83.93	100
	90	8.56	6.57	0.39	0.60	73.21	100
	100	10.85	10.19	0.38	0.49	67.86	100
	0	0.83	0.17	1.14	1.14	92.86	100
	10	0.74	0.17	1.06	1.23	91.07	100
	20	0.92	0.13	0.93	1.08	92.86	100
Heuristique	30	0.82	0.17	0.82	0.86	92.86	100
	40	0.81	0.30	0.77	0.79	91.07	100
Lieu d'un cluster isolé le plus proche (LCIP)	50	2.05	1.94	0.66	0.65	91.07	100
	60	3.49	3.50	0.62	0.63	91.07	100
	70	7.51	6.52	0.59	0.68	85.71	100
	80	9.92	7.76	0.54	0.83	83.93	100
	90	15.08	12.73	0.47	0.54	75.00	100
	100	21.73	16.68	0.38	0.69	62.50	100

TABLE 7.4 – Comparaison des résultats de l'approche heuristique avec le solveur d'optimisation Gurobi sur des instances de petite taille

De plus, les colonnes "Borne inférieure MIP" et "Borne inférieure RL" indiquent respectivement les bornes inférieures obtenues pour chaque instance par le solveur commercial Gurobi et par la relaxation Lagrangienne. En conséquence, les deux colonnes "Écart (%)" indiquent le pourcentage de déviation entre la meilleure solution trouvée et la borne inférieure obtenue soit par le solveur Gurobi, soit par la relaxation Lagrangienne. Plus l'écart est faible et meilleur est le résultat.

Pour chaque instance, le meilleur résultat est surligné en gris pour distinguer la méthode qui a fourni la meilleure borne inférieure pour l'instance considérée.

Méthode de résolution	Visites et soignants affectés (%)	Écart (%)		Temps de calcul (s)		Solution faisable (%)	
		Original	Amélioré	Original	Amélioré	Original	Amélioré
MIP	-	-	-	4028.96		100	
Heuristique <i>Dépôt le plus proche (DP)</i>	0	0.90	0.20	988.24	1121.16	89.29	100
	10	1.63	0.86	924.20	1134.69	91.07	100
	20	1.72	1.12	950.62	1099.19	85.71	100
	30	2.25	1.80	1076.64	1165.77	85.71	100
	40	5.58	4.80	1308.84	1426.37	87.50	100
	50	8.97	8.65	1350.58	1427.00	91.07	100
	60	10.09	9.44	1172.32	1259.83	89.29	100
	70	10.54	10.47	871.47	954.63	89.29	100
	80	16.13	15.68	778.76	895.97	91.07	100
	90	19.67	19.13	495.55	654.80	87.50	100
	100	29.52	27.69	423.71	493.42	91.07	100
Heuristique <i>Dépôt isolé le plus proche (DIP)</i>	0	0.88	0.20	904.51	1120.42	89.29	100
	10	1.13	0.50	782.42	1099.15	82.14	100
	20	1.04	0.51	728.73	1159.15	83.93	100
	30	1.48	0.87	1002.99	1166.87	83.93	100
	40	1.68	1.14	1044.55	964.50	91.07	100
	50	4.18	3.35	860.95	1157.67	85.71	100
	60	4.94	4.45	888.53	939.10	89.29	100
	70	11.20	10.59	722.75	932.32	87.50	100
	80	13.95	12.92	672.08	612.04	89.29	100
	90	20.36	19.66	596.80	505.85	91.07	100
	100	28.13	30.30	372.73	468.14	91.07	100
Heuristique <i>Cluster le plus proche (CP)</i>	0	0.88	0.20	904.85	1120.81	89.29	100
	10	1.78	0.97	918.48	1191.27	89.29	100
	20	1.88	1.20	839.23	1157.99	87.50	100
	30	1.88	1.42	1043.43	998.06	83.93	100
	40	2.44	1.58	410.98	870.99	76.79	100
	50	3.25	1.78	590.23	773.07	87.50	100
	60	3.05	2.37	377.92	464.14	87.50	100
	70	3.61	3.01	255.10	329.23	96.43	100
	80	4.49	3.59	88.20	276.51	98.21	100
	90	8.28	7.44	166.06	101.40	96.43	100
	100	17.51	18.96	160.51	166.80	92.86	100
Heuristique <i>Cluster isolé le plus proche (CIP)</i>	0	0.88	0.20	906.85	1118.65	89.29	100
	10	1.13	0.50	640.21	1086.91	80.36	100
	20	1.02	0.51	727.52	1141.96	83.93	100
	30	1.42	0.87	966.85	1164.23	83.93	100
	40	1.65	1.14	672.03	992.82	87.50	100
	50	3.98	3.35	640.93	1173.61	83.93	100
	60	5.05	4.52	852.93	953.14	87.50	100
	70	10.70	10.64	515.16	918.43	89.29	100
	80	13.80	13.32	441.57	649.65	87.50	100
	90	21.62	19.06	388.72	454.06	96.43	100
	100	30.10	29.60	428.17	522.92	92.86	100
Heuristique <i>Lieu d'un cluster le plus proche (LCP)</i>	0	0.88	0.20	904.91	1117.58	89.29	100
	10	0.98	0.44	922.14	1235.21	85.71	100
	20	1.13	0.60	955.69	1137.97	85.71	100
	30	1.27	0.74	978.18	1068.29	83.93	100
	40	1.32	0.68	861.42	978.15	82.14	100
	50	1.57	0.83	616.80	915.43	80.36	100
	60	1.89	1.56	646.36	937.04	89.29	100
	70	3.23	2.35	276.52	525.62	87.50	100
	80	5.49	3.55	303.62	366.56	98.21	100
	90	9.68	8.32	57.62	128.51	98.21	100
	100	14.13	14.74	119.26	143.89	94.64	100
Heuristique <i>Lieu d'un cluster isolé le plus proche (LCIP)</i>	0	0.88	0.20	906.99	1117.94	89.29	100
	10	1.13	0.50	649.19	1088.24	80.36	100
	20	1.02	0.51	727.60	1146.66	83.93	100
	30	1.44	0.87	972.93	1164.07	83.93	100
	40	1.62	1.14	980.08	962.42	92.86	100
	50	3.96	3.35	929.65	1152.35	85.71	100
	60	5.09	4.65	531.88	1066.41	85.71	100
	70	10.90	10.67	632.74	894.02	91.07	100
	80	13.42	12.79	300.55	657.88	87.50	100
	90	19.74	20.10	292.02	525.28	89.29	100
	100	29.60	27.68	374.74	507.76	94.64	100

TABLE 7.5 – Comparaison des résultats de l'approche heuristique avec le solveur d'optimisation Gurobi sur des instances de taille moyenne

Sur la base des résultats fournis par le tableau 7.6, la relaxation Lagrangienne donne de meilleurs résultats que le solveur d'optimisation.

En effet, avec la même limite de temps de deux heures, la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne est généralement supérieure à celle obtenue par le solveur commercial Gurobi.

En ce qui concerne les instances de petite taille, les performances des deux algorithmes sont assez similaires. Par exemple, la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne est bien meilleure pour l'instance RC108_25 (l'écart avec la meilleure solution

trouvée n'est que de 0.65 % pour la relaxation Lagrangienne alors qu'il est égal à 4.20 % pour le solveur). En revanche, la borne inférieure obtenue par Gurobi est meilleure que celle obtenue par la relaxation Lagrangienne pour l'instance RC208_25. Concernant toutes les autres instances de petite taille, les deux méthodes fournissent des résultats similaires.

Pour les instances de taille moyenne, l'écart de performance entre les deux méthodes est plus visible. Dans ce cas, l'efficacité de la relaxation Lagrangienne est perceptible par rapport au solveur commercial. En effet, la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne est meilleure dans 27 cas sur 56 alors que le solveur commercial ne donne le meilleur résultat que dans 12 instances sur 56.

Globalement, la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne est meilleure que celle obtenue par le solveur commercial dans 30 cas sur 112. En revanche, le solveur commercial se comporte mieux dans 13 cas sur 112. Finalement, les deux méthodes obtiennent la même borne inférieure dans 69 cas sur 112.

Par conséquent, les résultats mettent en évidence l'efficacité de la relaxation Lagrangienne proposée. Dans l'ensemble, elle maintient un faible écart par rapport aux meilleures solutions trouvées sur les instances de test. Les bornes inférieures obtenues par la relaxation Lagrangienne peuvent être utiles pour mieux appréhender l'efficacité de notre heuristique.

Enfin, les résultats de notre approche sont comparés avec la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne sur des instances de taille moyenne, lorsque Gurobi ne peut trouver la solution optimale que pour 50 % des instances. L'objectif est de mieux évaluer l'efficacité de notre approche de résolution en comparant les résultats obtenus avec une borne inférieure. Les résultats sont présentés dans le tableau 7.7.

La colonne "Écart (%)" représente l'écart entre notre approche et la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne (RL). Plus l'écart est faible et meilleur est le résultat. Par conséquent, l'écart est calculé comme suit :

$$Ecart = \frac{Heuristique - RL}{RL}$$

L'efficacité de notre approche est notable en observant les résultats des expériences. La stratégie d'affectation *Lieu d'un cluster le plus proche* fournit les meilleurs résultats par rapport à la relaxation Lagrangienne. En effet, l'écart entre notre approche de résolution et la borne inférieure ne dépasse pas les 16 %, ce qui justifie les performances de cette approche. De plus, l'écart par rapport à la borne inférieure peut être maintenu à un niveau plus bas (autour 5-7 %) lors de l'affectation d'au plus 80 % des visites et des soignants aux centres de soins hospitaliers à domicile.

En outre, notre heuristique a été évaluée sur des instances considérant au plus 50 visites. Étant donné que plus de 62 % des structures de soins hospitaliers à domicile prennent en charge moins de 50 patients (1313 structures sur 2095 en France en 2008 selon Bertrand (2010), notre approche de résolution peut être appliquée à une partie importante des structures d'HAD sur le territoire français.

Enfin, ces derniers résultats visent à vérifier l'efficacité de l'approche de résolution proposée. Notre approche heuristique maintient un faible écart soit avec les solutions optimales, soit avec les bornes inférieures obtenues par la relaxation Lagrangienne du

Nom de l'instance	Meilleure solution	Borne inférieure MIP	Écart (%)	Borne inférieure RL	Écart (%)	Nom de l'instance	Meilleure solution	Borne inférieure MIP	Écart (%)	Borne inférieure RL	Écart (%)
C101.25	267.16*	267.16	0	267.16	0	C101.50	535.59*	535.59	0	535.59	0
C102.25	242.80*	242.80	0	242.80	0	C102.50	524.63*	524.62	0	524.63	0
C103.25	224.76*	224.76	0	224.76	0	C103.50	512.01	460.37	11.22	465.12	10.08
C104.25	219.19*	219.19	0	219.19	0	C104.50	492.69	418.70	17.67	471.90	4.41
C105.25	263.76*	263.76	0	263.76	0	C105.50	535.59*	535.59	0	535.59	0
C106.25	267.16*	267.16	0	267.16	0	C106.50	535.59*	535.59	0	535.59	0
C107.25	256.06*	256.06	0	256.06	0	C107.50	535.59*	535.59	0	535.59	0
C108.25	255.52*	255.52	0	255.52	0	C108.50	521.20*	521.20	0	521.20	0
C109.25	219.59*	219.59	0	219.59	0	C109.50	514.06	503.54	2.09	502.01	2.40
C201.25	341.28*	341.28	0	341.28	0	C201.50	595.88*	595.88	0	595.88	0
C202.25	315.88*	315.88	0	315.88	0	C202.50	564.81*	564.76	0.01	564.81	0
C203.25	315.88*	315.88	0	315.88	0	C203.50	551.27*	551.22	0.01	548.79	0.45
C204.25	304.03*	304.03	0	304.03	0	C204.50	551.86	507.46	8.75	540.55	2.09
C205.25	339.48*	339.48	0	339.48	0	C205.50	584.04*	584.04	0	584.04	0
C206.25	339.48*	339.48	0	339.48	0	C206.50	580.64*	580.61	0.01	580.64	0
C207.25	338.79*	338.79	0	338.79	0	C207.50	572.37	562.45	1.76	568.68	0.65
C208.25	335.10*	335.10	0	335.10	0	C208.50	574.29*	574.24	0.01	574.29	0
R101.25	718.53*	718.53	0	718.53	0	R101.50	1137.53*	1137.53	0	1137.53	0
R102.25	599.41*	599.41	0	599.41	0	R102.50	940.86*	940.79	0.01	940.86	0
R103.25	541.71*	541.71	0	541.71	0	R103.50	877.85	865.49	1.43	859.95	2.08
R104.25	528.42*	528.42	0	528.42	0	R104.50	793.86	771.56	2.89	787.47	0.81
R105.25	585.30*	585.30	0	585.30	0	R105.50	957.50*	957.50	0	957.50	0
R106.25	545.34*	545.34	0	545.34	0	R106.50	871.13	858.46	1.47	857.44	1.60
R107.25	521.34*	521.34	0	521.34	0	R107.50	829.16	816.01	1.61	816.14	1.60
R108.25	513.32*	513.32	0	513.32	0	R108.50	793.86	758.61	4.65	748.97	5.99
R109.25	548.64*	548.64	0	548.64	0	R109.50	842.33*	842.25	0.01	838.70	0.43
R110.25	535.75*	535.75	0	535.75	0	R110.50	833.10	798.62	4.32	795.11	4.78
R111.25	521.34*	521.34	0	521.34	0	R111.50	824.09	800.36	2.97	812.99	1.37
R112.25	504.11*	504.11	0	504.11	0	R112.50	788.35	750.85	4.99	740.76	6.42
R201.25	529.56*	529.56	0	529.56	0	R201.50	855.36*	855.36	0	855.36	0
R202.25	498.57*	498.57	0	498.57	0	R202.50	793.75*	793.73	0	793.75	0
R203.25	486.32*	486.32	0	486.32	0	R203.50	758.85	739.58	2.60	755.85	0.40
R204.25	474.90*	474.90	0	474.90	0	R204.50	714.91	699.96	2.13	710.98	0.55
R205.25	489.52*	489.52	0	489.52	0	R205.50	785.97	780.12	0.75	785.97	0
R206.25	474.90*	474.90	0	474.90	0	R206.50	758.95*	758.88	0.01	758.95	0
R207.25	474.90*	474.90	0	474.90	0	R207.50	739.49	730.02	1.30	736.33	0.43
R208.25	474.90*	474.90	0	474.90	0	R208.50	704.10	692.07	1.74	701.33	0.40
R209.25	489.52*	489.52	0	489.52	0	R209.50	743.32	732.52	1.47	691.96	7.42
R210.25	486.32*	486.32	0	486.32	0	R210.50	761.22*	761.22	0	761.22	0
R211.25	474.90*	474.90	0	474.90	0	R211.50	724.97	692.72	4.66	690.44	5.00
RC101.25	468.90*	468.90	0	468.90	0	RC101.50	908.19*	908.11	0.01	908.19	0
RC102.25	449.26*	449.26	0	449.26	0	RC102.50	882.31*	882.31	0	882.31	0
RC103.25	430.96*	430.96	0	430.96	0	RC103.50	867.73	734.23	18.18	816.78	6.24
RC104.25	425.19*	425.19	0	425.19	0	RC104.50	799.52	660.63	21.02	794.80	0.59
RC105.25	510.08*	510.08	0	510.08	0	RC105.50	912.04*	912.04	0	912.04	0
RC106.25	449.65*	449.65	0	449.65	0	RC106.50	816.66*	816.58	0.01	813.47	0.39
RC107.25	464.82*	464.78	0.01	464.82	0	RC107.50	837.52	696.15	20.31	828.99	1.03
RC108.25	464.82	446.07	4.20	461.82	0.65	RC108.50	810.85	683.12	18.70	721.05	12.45
RC201.25	466.59*	466.59	0	466.59	0	RC201.50	845.82*	845.82	0	845.82	0
RC202.25	449.08*	449.08	0	449.08	0	RC202.50	835.64*	835.64	0	835.64	0
RC203.25	463.68*	463.68	0	463.68	0	RC203.50	828.92	725.84	14.20	804.38	3.05
RC204.25	456.34*	456.29	0.01	456.34	0	RC204.50	841.44	719.75	16.91	832.37	1.09
RC205.25	450.28*	450.28	0	450.28	0	RC205.50	837.37*	837.37	0	837.37	0
RC206.25	446.70*	446.70	0	446.70	0	RC206.50	821.53*	821.45	0.01	814.59	0.85
RC207.25	456.03*	456.03	0	456.03	0	RC207.50	845.27	735.25	14.96	829.74	1.87
RC208.25	443.12	443.08	0.01	439.60	0.80	RC208.50	884.19	741.27	19.28	866.91	1.99

TABLE 7.6 – Comparaison de la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne avec la meilleure solution trouvée et la borne inférieure obtenue par Gurobi sur toutes les instances de test

problème. En outre, la stratégie d'affectation *Lieu d'un cluster le plus proche* fournit les meilleurs résultats. De plus, les améliorations apportées à l'heuristique de la littérature ont permis d'obtenir une solution faisable dans tous les cas, ce qui était un inconvénient majeur de la méthode de résolution originale.

Par conséquent, l'approche de résolution proposée dans ce chapitre offre un excellent équilibre entre efficacité, rapidité et fiabilité.

7.7/ CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté une modélisation originale pour le problème d'affectation et de planification des soins hospitaliers à domicile dans un contexte multi-centres de soins, sans affectation préalable des soignants et des visites aux centres de

Méthode de résolution	Visites et soignants affectés (%)	Écart (%)	
		Original	Amélioré
Heuristique <i>Dépôt le plus proche (DP)</i>	0	2.47	1.95
	10	2.97	2.61
	20	3.14	2.87
	30	4.08	3.56
	40	7.34	6.60
	50	10.96	10.54
	60	12.01	11.33
	70	12.51	12.38
	80	18.15	17.69
	90	21.28	21.17
100	31.74	29.85	
Heuristique <i>Dépôt isolé le plus proche (DIP)</i>	0	2.46	1.95
	10	2.51	2.25
	20	2.34	2.26
	30	2.95	2.62
	40	3.45	2.90
	50	5.57	5.14
	60	6.75	6.26
	70	12.87	12.52
	80	16.03	14.88
	90	22.52	21.69
100	30.40	32.49	
Heuristique <i>Cluster le plus proche (CP)</i>	0	2.46	1.95
	10	3.38	2.72
	20	3.45	2.95
	30	3.67	3.18
	40	3.72	3.34
	50	4.71	3.54
	60	4.71	4.14
	70	5.48	4.78
	80	6.32	5.37
	90	10.16	9.29
100	19.26	21.05	
Heuristique <i>Cluster isolé le plus proche (CIP)</i>	0	2.46	1.95
	10	2.50	2.25
	20	2.32	2.26
	30	2.89	2.62
	40	2.99	2.90
	50	5.34	5.14
	60	6.77	6.34
	70	12.65	12.60
	80	15.87	15.27
	90	23.71	21.09
100	32.12	31.86	
Heuristique <i>Lieu d'un cluster le plus proche (LCP)</i>	0	2.46	1.95
	10	2.45	2.19
	20	2.87	2.36
	30	3.10	2.50
	40	2.85	2.43
	50	2.98	2.59
	60	3.39	3.33
	70	4.67	4.14
	80	7.36	5.35
	90	11.44	10.22
100	16.30	16.67	
Heuristique <i>Lieu d'un cluster isolé le plus proche (LCIP)</i>	0	2.46	1.95
	10	2.50	2.25
	20	2.32	2.26
	30	2.90	2.62
	40	3.37	2.90
	50	5.65	5.14
	60	6.58	6.46
	70	12.87	12.61
	80	15.41	14.75
	90	21.48	22.14
100	31.44	29.83	

TABLE 7.7 – Comparaison des résultats de l'approche heuristique avec la borne inférieure obtenue par relaxation Lagrangienne sur des instances de taille moyenne

soins hospitaliers à domicile. En n'affectant pas en amont les visites et les soignants aux centres de soins, la résolution vise à minimiser le temps de trajet des soignants grâce à une meilleure affectation aux centres de soins. En outre, cette modélisation est cohérente lorsque la répartition géographique des patients s'étend et que l'entreprise dispose de plusieurs centres de soins.

Afin de résoudre ce problème, nous avons proposé une heuristique. Dans un premier temps, l'affectation des visites aux centres de soins hospitaliers à domicile est effectuée, suivie de l'affectation des soignants aux centres de soins. Diverses stratégies d'affectation ont été suggérées pour affecter les visites aux centres de soins. Les soignants sont

quant à eux affectés proportionnellement au nombre de visites affectées à chaque centre de soins. Dans un second temps, la planification des tournées de soins est effectuée par l'heuristique. Plusieurs améliorations sont également présentées afin de toujours obtenir une solution faisable.

Pour évaluer l'efficacité de cette méthode, nous avons proposé une borne inférieure obtenue par relaxation Lagrangienne du problème.

Les résultats expérimentaux mettent en évidence l'efficacité de notre approche de résolution, en particulier en utilisant la stratégie d'affectation *Lieu d'un cluster le plus proche*. En effet, cette stratégie d'affectation maintient le plus faible écart avec les résultats obtenus par le solveur commercial Gurobi. L'écart reste inférieur à 4 % lorsque au plus 80 % des visites et des soignants sont affectés aux centres de soins hospitaliers à domicile. En outre, l'heuristique est beaucoup plus rapide que le solveur commercial car elle permet de réduire entre 4 et 40 fois le temps de calcul. Par conséquent, l'approche proposée dans ce chapitre offre un excellent équilibre entre efficacité, rapidité et fiabilité.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au fonctionnement des structures d'hospitalisation à domicile.

Créé initialement pour désengorger les hôpitaux, l'hospitalisation à domicile est devenue une alternative à part entière à l'hospitalisation traditionnelle. Apparue dans les années 1950, c'est un mode de prise en charge en plein développement qui permet désormais de répondre à l'envie croissante des patients de recevoir leur traitement dans un environnement familial et sécurisant.

Au fil des années, l'hospitalisation à domicile a trouvé sa place dans le paysage sanitaire français afin d'accompagner le vieillissement global de la population. L'un des aspects primordiaux de ce développement a été le maintien de la qualité des soins, au même niveau que ceux prodigués dans un hôpital traditionnel.

Cependant, le développement de l'activité de l'hospitalisation à domicile au cours de ces dernières années a fait apparaître de nouvelles problématiques au sein des établissements de santé d'hospitalisation à domicile.

Ainsi, le problème de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile a été considérablement étudié dans la littérature. Les travaux effectués couvrent une très grande variété aussi bien concernant les contraintes prises en compte, les objectifs optimisés que les méthodes utilisées pour résoudre le problème.

Cependant, les travaux existants manquent de flexibilité dans leur modélisation du problème ce qui les rend difficilement applicables à des cas réels. Dans cette thèse, nous avons souhaité donner de la flexibilité à notre modélisation en laissant la possibilité aux décideurs de paramétrer le modèle afin de représenter le plus précisément possible la réalité. Nous avons également travaillé sur la modélisation multi-objectif du problème de planification des soins hospitaliers à domicile, toujours dans l'optique de proposer une aide à la décision en suggérant plusieurs solutions correspondant à différents compromis entre les objectifs.

Ce manuscrit est articulé autour de six chapitres.

Dans le premier chapitre, nous avons introduit l'hospitalisation à domicile. Ce chapitre nous a permis de présenter les spécificités liées à ce contexte et les problématiques sous-jacentes en lien avec la recherche opérationnelle. Nous avons orienté nos travaux vers des problématiques au niveau opérationnel que représentent l'affectation des patients

aux soignants et la planification des tournées de soins du personnel soignant.

Le deuxième chapitre nous a permis de donner une vision d'ensemble des problématiques liées à la planification des soins hospitaliers à domicile. D'une part, nous avons situé le problème de planification des soins hospitaliers à domicile dans le contexte global des problèmes de planification de tournées de véhicules. D'autre part, nous avons présenté un état de la vaste littérature concernant le problème de planification des soins pour l'hospitalisation à domicile. Cette revue de littérature nous a permis de détailler les différentes méthodes de résolution, objectifs et contraintes prises en compte jusqu'à présent. Au-delà des aspects logistiques et économiques, les aspects médicaux doivent également être pris en compte afin d'assurer une bonne qualité de service. Enfin, cette revue de littérature nous a aidé à situer nos travaux de thèse vis-à-vis de la littérature existante. Afin de donner plus de liberté aux décideurs, nous nous sommes intéressés à donner plus de flexibilité à notre modélisation afin d'être applicable à la réalité.

Les quatre chapitres suivants mettent en avant nos contributions en ce sens. Le troisième chapitre introduit une nouvelle variante du problème de planification des soins hospitaliers à domicile avec des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation des visites. Cette variante permet à l'infirmier coordinateur de définir plus précisément les souhaits des patients pour recevoir leurs soins, afin d'améliorer la qualité de la planification obtenue et la satisfaction des patients. De même, la nécessité d'avoir deux personnels soignants arrivant simultanément chez le patient peut être rendu moins rigide en autorisant quelques minutes de différences. Dans ce chapitre, nous avons également proposé un algorithme mémétique introduisant deux opérateurs de croisement originaux à notre connaissance. L'algorithme mémétique est performant aussi bien en considérant des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples que strictes.

Par la suite, nous avons ajouté un nouvel objectif à notre modélisation dans le quatrième chapitre. En cherchant à équilibrer la charge de travail du personnel soignant, on s'intéresse à l'applicabilité de la planification en obtenant une équité entre les soignants. Dans ce chapitre, nous avons défini de manière paramétrable la charge de travail afin d'y inclure différentes activités. Cette nouvelle modélisation est résolue par un nouvel algorithme hybride d'optimisation mémétique-colonies de fourmis qui fournit de très bons résultats en comparaison avec le solveur commercial Gurobi et d'autres métaheuristiques. Par ailleurs, ce chapitre nous a permis d'étudier les effets de l'équilibrage de la charge de travail sur la fonction objectif en faisant varier sa définition ou son importance. Les conclusions tirées dans ce chapitre sont autant de directives à suivre afin d'aider les décideurs dans la modélisation de leur système.

Cette thèse contribue également à la planification des soins hospitaliers à domicile sous sa forme multi-objectif. Dans le cinquième chapitre, nous avons proposé une modélisation originale considérant trois objectifs : minimiser le temps de travail des personnels soignants, améliorer la qualité de service en minimisant les violations des contraintes souples de fenêtres de temps et de synchronisation et minimiser l'écart maximal de temps de travail entre les soignants. Un algorithme mémétique pour l'optimisation multi-objectif a également été proposé pour résoudre le problème et ainsi obtenir un ensemble de solutions correspondant à différents compromis entre les objectifs. L'algorithme mémétique a par ailleurs démontré sa supériorité au regard de quatre indicateurs de performance avec deux autres algorithmes de la littérature. L'analyse des fronts Pareto obtenus nous a aussi permis d'analyser le compromis entre les objectifs et de déterminer que la minimisation du temps de travail était l'objectif le plus difficile à optimiser.

Enfin, le dernier chapitre a traité d'une problématique en amont de la planification des tournées de soins : l'affectation des visites et des soignants aux centres de soins de la structure d'hospitalisation à domicile. Dans ce chapitre, nous avons expérimenté plusieurs stratégies d'affectation des visites aux centres de soins dans le cas où la structure d'HAD en dispose de plusieurs. Nous avons également proposé une modélisation originale du problème d'affectation et de planification des tournées de soins à notre connaissance, laissant la possibilité aux soignants et visites d'être ou non affectés à l'un des centres de soins. La planification fut ensuite déterminée à l'aide d'une heuristique que nous avons décrite dans ce chapitre. Les expériences ont finalement montré que la stratégie d'affectation *Lieu d'un cluster le plus proche* se démarque des autres en maintenant un faible écart avec le solveur Gurobi et la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne du problème. Ce dernier chapitre permet d'étendre nos travaux non seulement à la planification des tournées de soins mais également à l'une des étapes nécessaires en amont.

Suite à ces travaux, plusieurs perspectives de recherche s'offrent à nous pour continuer nos travaux sur l'optimisation de l'organisation des structures d'hospitalisation à domicile.

En lien direct avec les problématiques traitées dans notre thèse, nous souhaiterions travailler sur des méthodes de résolution interactives pour l'optimisation multi-objectif. Durant le processus de résolution, les décideurs pourraient alors interagir avec la méthode afin d'exprimer leurs préférences afin d'obtenir des solutions Pareto optimales qui les intéressent. Ces préférences pourraient consister à dire que l'infirmier X doit toujours aller visiter le patient 1 à 10h43 ou encore que l'infirmier Y devra aller rendre visite au patient 5 après avoir soigné le patient 3. L'idée sous-jacente est d'impliquer les décideurs durant la phase de résolution afin d'être sûr que les solutions proposées correspondent réellement à leurs attentes et ainsi prendre en compte certaines contraintes qui n'aurait pas forcément été formulé dans la modélisation du problème.

Toujours d'un point de vue opérationnel, l'interactivité pourrait être utilisé pour ré-optimiser la planification choisie. En effet, si un élément imprévu se déroule durant l'horizon de planification (soin beaucoup plus long que prévu, patient absent, . . .), le décideur pourrait alors verrouiller une partie de la solution choisie afin de ré-optimiser les soins n'ayant pas encore été effectués, en prenant en compte la position actuelle de chaque soignant puisqu'ils ne seront vraisemblablement pas aux centres de soins. Le verrouillage de certaines parties de la solution permettrait aux décideurs de conserver une partie des tournées déjà définies afin de ne pas trop chambouler la planification prévue.

Enfin au niveau décisionnel tactique, il serait intéressant de continuer d'étendre nos travaux aux problématiques rencontrés en amont de la planification des tournées de soins, en particulier concernant le dimensionnement des effectifs. Il serait cependant nécessaire de pouvoir estimer la demande future de soins sur une période plus longue (e.g. un mois) afin de pouvoir déterminer le nombre nécessaire de soignants sur la période. On pourrait alors s'attaquer à un autre problème d'optimisation appelé le *Nurse Rostering Problem* afin d'affecter les soignants aux journées de travail sur l'horizon donné. Le dimensionnement des effectifs peut permettre une meilleure gestion du personnel au sein de la structure d'hospitalisation à domicile où le coût de la main d'œuvre est significatif.

BIBLIOGRAPHIE

- Afifi, S., Dang, D.-C., et Moukrim, A. (2016). **Heuristic solutions for the vehicle routing problem with time windows and synchronized visits**. *Optimization Letters*, 10(3) :511–525.
- Afrite, A., Chaleix, M., Com-Ruelle, L., et Valdelièvre, H. (2009). **L'hospitalisation à domicile, une prise en charge qui s'adresse à tous les patients**. *Questions d'économie de la Santé*, 140.
- Aiane, D., El-Amraoui, A., et Mesghouni, K. (2015). **A new optimization approach for a home health care problem**. Dans *Industrial Engineering and Systems Management (IESM), 2015 International Conference on*, pages 285–290. IEEE.
- Akjiratikarl, C., Yenradee, P., et Drake, P. R. (2007). **Pso-based algorithm for home care worker scheduling in the uk**. *Computers & Industrial Engineering*, 53(4) :559–583.
- Alba, E. (2005). **Parallel metaheuristics : a new class of algorithms**, volume 47. John Wiley & Sons.
- Allaoua, H., Borne, S., Létocart, L., et Calvo, R. W. (2013). **A matheuristic approach for solving a home health care problem**. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 41 :471–478.
- Ansoff, H. (1965). **Corporate strategy : an analytic approach to business policy for growth and expansion**. McGraw-Hill.
- Archetti, C., Jabali, O., et Speranza, M. G. (2015). **Multi-period vehicle routing problem with due dates**. *Computers & Operations Research*, 61 :122–134.
- A.T. Kearney, I. (1984). **Measuring & Improving Productivity in Physical Distribution**.
- Bachouch, R. B., Guinet, A., et Hajri-Gabouj, S. (2011). **A decision-making tool for home health care nurses' planning**. Dans *Supply Chain Forum : an International Journal*, volume 12, pages 14–20. Taylor & Francis.
- Baldacci, R., Hadjiconstantinou, E., et Mingozzi, A. (2004). **An exact algorithm for the capacitated vehicle routing problem based on a two-commodity network flow formulation**. *Operations research*, 52(5) :723–738.
- Bard, J. F., et Purnomo, H. W. (2007). **Cyclic preference scheduling of nurses using a lagrangian-based heuristic**. *Journal of Scheduling*, 10(1) :5–23.
- Bard, J. F., Shao, Y., et Wang, H. (2013). **Weekly scheduling models for traveling therapists**. *Socio-Economic Planning Sciences*, 47(3) :191–204.
- Begur, S. V., Miller, D. M., et Weaver, J. R. (1997). **An integrated spatial dss for scheduling and routing home-health-care nurses**. *Interfaces*, 27(4) :35–48.

- Beltrami, E. J., et Bodin, L. D. (1974). **Networks and vehicle routing for municipal waste collection**. *Networks*, 4(1) :65–94.
- Benders, J. F. (1962). **Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems**. *Numerische mathematik*, 4(1) :238–252.
- Bennett, A. R. (2010). **Home health care logistics planning**. Georgia Institute of Technology.
- Bertels, S., et Fahle, T. (2006). **A hybrid setup for a hybrid scenario : combining heuristics for the home health care problem**. *Computers & Operations Research*, 33(10) :2866–2890.
- Bertrand, D. (2010). **Les services de soins infirmiers à domicile en 2008**. *Etudes et résultats*, 739.
- Blasco, X., Herrero, J., Sanchis, J., et Martínez, M. (2008). **A new graphical visualization of n-dimensional pareto front for decision-making in multiobjective optimization**. *Information Sciences*, 178(20) :3908–3924.
- Bluestone, E. (1954). **The principles and practice of home care**. *Journal of the American Medical Association*, 155(16) :1379–1382.
- Bowers, J., Cheyne, H., Mould, G., et Page, M. (2015). **Continuity of care in community midwifery**. *Health care management science*, 18(2) :195–204.
- Braekers, K., Hartl, R. F., Parragh, S. N., et Tricoire, F. (2016a). **A bi-objective home care scheduling problem : Analyzing the trade-off between costs and client inconvenience**. *European Journal of Operational Research*, 248(2) :428–443.
- Braekers, K., Ramaekers, K., et Van Nieuwenhuysse, I. (2016b). **The vehicle routing problem : State of the art classification and review**. *Computers & Industrial Engineering*, 99 :300–313.
- Bräysy, O., et Gendreau, M. (2005). **Vehicle routing problem with time windows, part i : Route construction and local search algorithms**. *Transportation science*, 39(1) :104–118.
- Bredström, D., et Rönnqvist, M. (2008). **Combined vehicle routing and scheduling with temporal precedence and synchronization constraints**. *European journal of operational research*, 191(1) :19–31.
- Cappanera, P., et Scutellà, M. G. (2014). **Joint assignment, scheduling, and routing models to home care optimization : A pattern-based approach**. *Transportation Science*, 49(4) :830–852.
- Chahed-Jebalia, S. (2008). **Modélisation et analyse de l'organisation et du fonctionnement des structures d'Hospitalisation A Domicile**. PhD thesis, Ecole Centrale Paris.
- Chao, I.-M., Golden, B. L., et Wasil, E. (1995). **An improved heuristic for the period vehicle routing problem**. *Networks*, 26(1) :25–44.

- Chen, C., Rubinstein, Z., Smith, S., et Lau, H. C. (2017). **Tackling large-scale home health care delivery problem with uncertainty**. Dans *International Conference on Automated Planning and Scheduling (ICAPS-17)*.
- Cheng, E. (1998). **A home health care routing and scheduling problem**.
- Cherkasky, M. (1949). **The montefiore hospital home care program**. *American Journal of Public Health and the Nations Health*, 39(2) :163–166.
- Chiang, W.-C., et Russell, R. A. (2004). **Integrating purchasing and routing in a propane gas supply chain**. *European Journal of Operational Research*, 154(3) :710–729.
- Christofides, N., et Beasley, J. E. (1984). **The period routing problem**. *Networks*, 14(2) :237–256.
- Cire, A. A., et Hooker, J. N. (2012). **A heuristic logic-based benders method for the home health care problem**.
- Cissé, M., Yalçındağ, S., Kergosien, Y., Şahin, E., Lenté, C., et Matta, A. (2017). **Or problems related to home health care : A review of relevant routing and scheduling problems**. *Operations Research for Health Care*, 13 :1–22.
- Clarke, G., et Wright, J. W. (1964). **Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points**. *Operations research*, 12(4) :568–581.
- Com-Ruelle, L. (2015). **L'had "à la française" le modèle historique et enjeux actuels**.
- Cordeau, J.-F., Desaulniers, G., Desrosiers, J., Solomon, M. M., et Soumis, F. (2002). **Vrp with time windows**. Dans *The Vehicle Routing Problem*, pages 157–193. SIAM.
- Cordeau, J.-F., Laporte, G., et Mercier, A. (2001). **A unified tabu search heuristic for vehicle routing problems with time windows**. *Journal of the Operational research society*, 52(8) :928–936.
- Cour des comptes (2015). **L'hospitalisation à domicile**.
- Cour des comptes (2017). **La sécurité sociale**.
- Crevier, B., Cordeau, J.-F., et Laporte, G. (2007). **The multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes**. *European Journal of Operational Research*, 176(2) :756–773.
- Crispim, J., et Brandao, J. (2001). **Reactive tabu search and variable neighborhood descent applied to the vehicle routing problem with backhauls**. Dans *Proceedings of the 4th Metaheuristics International Conference, Porto*, volume 1101, pages 631–636.
- Dantzig, G., Fulkerson, R., et Johnson, S. (1954). **Solution of a large-scale traveling-salesman problem**. *Journal of the operations research society of America*, 2(4) :393–410.
- Dantzig, G. B., et Ramser, J. H. (1959). **The truck dispatching problem**. *Management science*, 6(1) :80–91.
- Dantzig, G. B., et Wolfe, P. (1960). **Decomposition principle for linear programs**. *Operations research*, 8(1) :101–111.

- Deb, K. (2001). **Multi-objective optimization using evolutionary algorithms**, volume 16. John Wiley & Sons.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., et Meyarivan, T. (2002). **A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : Nsga-ii**. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2) :182–197.
- Decerle, J., Grunder, O., El Hassani, A. H., et Barakat, O. (2016a). **Optimisation de la planification du personnel d'un service de soins infirmiers à domicile**.
- Decerle, J., Grunder, O., El Hassani, A. H., et Barakat, O. (2016b). **A two-phases matheuristic for the home care routing and scheduling problem**. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12) :1484–1489.
- Desrosiers, J., Ferland, J., Rousseau, J.-M., Lapalme, G., et Chapleau, L. (1981). **An Overview of a School Busing System**, pages 235–243. North-Holland.
- Desrosiers, J., Sauvé, M., et Soumis, F. (1988). **Lagrangian relaxation methods for solving the minimum fleet size multiple traveling salesman problem with time windows**. *Management Science*, 34(8) :1005–1022.
- Di Mascolo, M., Espinouse, M.-L., et Hajri, Z. E. (2017). **Planning in home health care structures : A literature review**. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1) :4654 – 4659. 20th IFAC World Congress.
- Direction de la recherche, des études, d. l. e. d. s. (2017). **Les établissements de santé. Panoramas**.
- Docteur, E., et Oxley, H. (2003). **Health-care systems : lessons from the reform experience**.
- Dorigo, M. (1992). **Optimization, learning and natural algorithms**. *PhD Thesis, Politecnico di Milano*.
- Dorigo, M., et Gambardella, L. M. (1997a). **Ant colonies for the travelling salesman problem**. *Biosystems*, 43(2) :73 – 81.
- Dorigo, M., et Gambardella, L. M. (1997b). **Ant colony system : a cooperative learning approach to the traveling salesman problem**. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 1(1) :53–66.
- Dorigo, M., Maniezzo, V., et Colorni, A. (1996). **Ant system : optimization by a colony of cooperating agents**. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 26(1) :29–41.
- Duque, P. M., Castro, M., Sörensen, K., et Goos, P. (2015). **Home care service planning. the case of landelijke thuiszorg**. *European Journal of Operational Research*, 243(1) :292–301.
- Durand Nicolas, Lannelongue Christophe, L. P., et Vincent, M. (2010). **Hospitalisation à domicile (had)**. *Inspection générale des affaires sociales*.
- Eksioglu, B., Vural, A. V., et Reisman, A. (2009). **The vehicle routing problem : A taxonomic review**. *Computers & Industrial Engineering*, 57(4) :1472–1483.

- Elbenani, B., Ferland, J. A., et Gascon, V. (2008). **Mathematical programming approach for routing home care nurses**. Dans *Industrial Engineering and Engineering Management, 2008. IEEM 2008. IEEE International Conference on*, pages 107–111. IEEE.
- En-nahli, L., Allaoui, H., et Nouaouri, I. (2015). **A multi-objective modelling to human resource assignment and routing problem for home health care services**. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3) :698–703.
- Errarhout, A., Kharraja, S., et Zorkani, I. (2013). **Caregivers' assignment problem in home health care structures**. Dans *Industrial Engineering and Systems Management (IESM), Proceedings of 2013 International Conference on*, pages 1–8. IEEE.
- Euchi, J., et Chabchoub, H. (2010). **A hybrid tabu search to solve the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem**. *Logistics Research*, 2(1) :3–11.
- Eveborn, P., Flisberg, P., et Rönnqvist, M. (2006). **Laps care—an operational system for staff planning of home care**. *European journal of operational research*, 171(3) :962–976.
- Fiacco, A. V., et McCormick, G. P. (1966). **Extensions of sumt for nonlinear programming : equality constraints and extrapolation**. *Management Science*, 12(11) :816–828.
- Fikar, C., et Hirsch, P. (2017). **Home health care routing and scheduling : A review**. *Computers & Operations Research*, 77 :86–95.
- Fisher, M. L. (1981). **The lagrangian relaxation method for solving integer programming problems**. *Management science*, 27(1) :1–18.
- Fonseca, C. M., Paquete, L., et López-Ibáñez, M. (2006). **An improved dimension-sweep algorithm for the hypervolume indicator**. Dans *Evolutionary Computation, 2006. CEC 2006. IEEE Congress on*, pages 1157–1163. IEEE.
- Garey, M. R., et Johnson, D. S. (1979). **Computers and intractability : a guide to the theory of np-completeness**.
- Gayraud, F. (2015). **Problème de tournées de véhicules avec contraintes de synchronisation dans le cadre de structures de maintien à domicile. Formalisation mathématique et hybridation à base de métaheuristique**. PhD thesis, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- Goetschalckx, M., et Jacobs-Blecha, C. (1989). **The vehicle routing problem with back-hauls**. *European Journal of Operational Research*, 42(1) :39–51.
- Gulczynski, D., Golden, B., et Wasil, E. (2011). **The period vehicle routing problem : New heuristics and real-world variants**. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 47(5) :648–668.
- Gurobi Optimization, I. (2016). **Gurobi optimizer reference manual**.
- Haddadene, S. R. A., Labadie, N., et Prodhon, C. (2016). **A grasp× ils for the vehicle routing problem with time windows, synchronization and precedence constraints**. *Expert Systems with Applications*, 66 :274–294.

- Haggerty, J. L., Reid, R. J., Freeman, G. K., Starfield, B. H., Adair, C. E., et McKendry, R. (2003). **Continuity of care : a multidisciplinary review**. *Bmj*, 327(7425) :1219–1221.
- Held, M., Wolfe, P., et Crowder, H. P. (1974). **Validation of subgradient optimization**. *Mathematical programming*, 6(1) :62–88.
- Hiermann, G., Prandtstetter, M., Rendl, A., Puchinger, J., et Raidl, G. R. (2015). **Meta-heuristics for solving a multimodal home-healthcare scheduling problem**. *Central European Journal of Operations Research*, 23(1) :89–113.
- Ikegami, A., et Uno, A. (2007). **Bounds for staff size in home help staff scheduling**. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 50(4) :563–575.
- Ismail, S. B., Legras, F., et Coppin, G. (2011). **Synthèse du problème de routage de véhicules**. PhD thesis, Dépt. Logique des Usages, Sciences Sociales et de l'Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB) ; Laboratoire en sciences et technologies de l'information, de la communication et de la connaissance (UMR CNRS 6285-Télécom Bretagne-Université de Bretagne Occidentale-Université de Bretagne Sud).
- Issaoui, B., Zidi, I., Marcon, E., et Ghedira, K. (2015). **New multi-objective approach for the home care service problem based on scheduling algorithms and variable neighborhood descent**. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 47 :181–188.
- Jacobs-Blecha, C., et Goetschalckx, M. (2000). **The vehicle routing problem with back-hauls : Properties and solution algorithms**.
- Jiang, J., Ng, K. M., Poh, K. L., et Teo, K. M. (2014). **Vehicle routing problem with a heterogeneous fleet and time windows**. *Expert Systems with Applications*, 41(8) :3748–3760.
- Jin, J., Crainic, T. G., et Løkketangen, A. (2012). **A parallel multi-neighborhood cooperative tabu search for capacitated vehicle routing problems**. *European Journal of Operational Research*, 222(3) :441–451.
- Kachitvichyanukul, V., et others (2009). **Particle swarm optimization and two solution representations for solving the capacitated vehicle routing problem**. *Computers & Industrial Engineering*, 56(1) :380–387.
- Kaisa, M. (1999). **Nonlinear Multiobjective Optimization**, volume 12 de *International Series in Operations Research & Management Science*. Kluwer Academic Publishers, Boston, USA.
- Kergosien, Y., Lenté, C., et Billaut, J.-C. (2009). **Home health care problem : An extended multiple traveling salesman problem**.
- Kergosien, Y., Ruiz, A., et Soriano, P. (2014). **A routing problem for medical test sample collection in home health care services**. Dans *Proceedings of the International Conference on Health Care Systems Engineering*, pages 29–46. Springer.
- Koç, Ç., Bektaş, T., Jabali, O., et Laporte, G. (2016). **Thirty years of heterogeneous vehicle routing**. *European Journal of Operational Research*, 249(1) :1–21.

- Kovacs, A. A., Parragh, S. N., et Hartl, R. F. (2015). **The multi-objective generalized consistent vehicle routing problem**. *European Journal of Operational Research*, 247(2) :441–458.
- Labadie, N., Prins, C., et Yang, Y. (2014). **Iterated local search for a vehicle routing problem with synchronization constraints**.
- Lanzarone, E., et Matta, A. (2014). **Robust nurse-to-patient assignment in home care services to minimize overtimes under continuity of care**. *Operations Research for Health Care*, 3(2) :48–58.
- Larrain, H., Coelho, L. C., Archetti, C., et Speranza, M. G. (2018). **Exact solution methods for the multi-vehicle multi-period vehicle routing problem with due dates**.
- Lenstra, J. K., et Kan, A. (1981). **Complexity of vehicle routing and scheduling problems**. *Networks*, 11(2) :221–227.
- Lian, K., Milburn, A. B., et Rardin, R. L. (2016). **An improved multi-directional local search algorithm for the multi-objective consistent vehicle routing problem**. *IIE Transactions*, 48(10) :975–992.
- Liu, R., Xie, X., Augusto, V., et Rodriguez, C. (2013a). **Heuristic algorithms for a vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows in home health care**. *European Journal of Operational Research*, 230(3) :475–486.
- Liu, R., Xie, X., et Garaix, T. (2013b). **Weekly home health care logistics**. Dans *Networking, Sensing and Control (ICNSC), 2013 10th IEEE International Conference on*, pages 282–287. IEEE.
- Liu, R., Yuan, B., et Jiang, Z. (2017). **Mathematical model and exact algorithm for the home care worker scheduling and routing problem with lunch break requirements**. *International Journal of Production Research*, 55(2) :558–575.
- Liu, W., Li, S., Zhao, F., et Zheng, A. (2009). **An ant colony optimization algorithm for the multiple traveling salesmen problem**. Dans *Industrial Electronics and Applications, 2009. ICIEA 2009. 4th IEEE Conference on*, pages 1533 – 1537. IEEE.
- López-Ibáñez, M. (2004). **Multi-objective Ant Colony Optimization**. Diploma thesis, Intellectics Group, Computer Science Department, Technische Universität Darmstadt, Germany.
- Mankowska, D. S., Meisel, F., et Bierwirth, C. (2014). **The home health care routing and scheduling problem with interdependent services**. *Health care management science*, 17(1) :15–30.
- Marler, R. T., et Arora, J. S. (2010). **The weighted sum method for multi-objective optimization : new insights**. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 41(6) :853–862.
- Massa, H., Hubert, S., Carles, M., et Raucoules-Aimé, M. (2010). **Anesthésie du patient ambulatoire**. *EMC Anesthésie-Réanimation*. Paris : Elsevier Masson SAS, pages 36–635.
- Mauro, L. (2017). **Dix ans d’hospitalisation à domicile (2006-2016) - un essor important, en deux temps**. *Les Dossiers de la Drees*, 23.

- Mavrovouniotis, M., et Yang, S. (2013). **Ant colony optimization with immigrants schemes for the dynamic travelling salesman problem with traffic factors**. *Applied Soft Computing*, 13(10) :4023–4037.
- Michalewicz, Z. (1996). **Evolution strategies and other methods**. Dans *Genetic algorithms+ data structures= evolution programs*, pages 159–177. Springer.
- Mingozzi, A., Giorgi, S., et Baldacci, R. (1999). **An exact method for the vehicle routing problem with backhauls**. *Transportation Science*, 33(3) :315–329.
- Montoya-Torres, J. R., Franco, J. L., Isaza, S. N., Jiménez, H. F., et Herazo-Padilla, N. (2015). **A literature review on the vehicle routing problem with multiple depots**. *Computers & Industrial Engineering*, 79 :115–129.
- Morse, J. (1980). **Reducing the size of the nondominated set : Pruning by clustering**. *Computers & Operations Research*, 7(1) :55 – 66.
- Moscato, P. (1989). **On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts - towards memetic algorithms**.
- Nasir, J. A., et Dang, C. (2018). **Solving a more flexible home health care scheduling and routing problem with joint patient and nursing staff selection**. *Sustainability*, 10(1) :148.
- Nickel, S., Schröder, M., et Steeg, J. (2012). **Mid-term and short-term planning support for home health care services**. *European Journal of Operational Research*, 219(3) :574–587.
- Pareto, V. (1896). **Cours d’Economie Politique**. Droz, Genève.
- Parragh, S. N., Doerner, K. F., et Hartl, R. F. (2008). **A survey on pickup and delivery problems**. *Journal für Betriebswirtschaft*, 58(1) :21–51.
- Potvin, J.-Y., Kervahut, T., Garcia, B.-L., et Rousseau, J.-M. (1996). **The vehicle routing problem with time windows part i : tabu search**. *INFORMS Journal on Computing*, 8(2) :158–164.
- Potvin, J.-Y., et Rousseau, J.-M. (1993). **A parallel route building algorithm for the vehicle routing and scheduling problem with time windows**. *European Journal of Operational Research*, 66(3) :331–340.
- Raffy-Pihan, N. (1997). **L’hospitalisation à domicile : une alternative également adaptée aux personnes âgées**.
- Rasmussen, M. S., Justesen, T., Dohn, A., et Larsen, J. (2012). **The home care crew scheduling problem : Preference-based visit clustering and temporal dependencies**. *European Journal of Operational Research*, 219(3) :598–610.
- Redjem, R., Kharraja, S., Xie, X., et Marcon, E. (2012). **Routing and scheduling of caregivers in home health care with synchronized visits**. Dans *9th International Conference on Modeling, Optimization & SIMulation*.
- Redjem, R., et Marcon, E. (2016). **Operations management in the home care services : a heuristic for the caregivers’ routing problem**. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 28(1-2) :280–303.

- Reinelt, G. (1991). **Tsplib—a traveling salesman problem library**. *ORSA journal on computing*, 3(4) :376–384.
- Rest, K.-D., et Hirsch, P. (2016). **Daily scheduling of home health care services using time-dependent public transport**. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 28(3) :495–525.
- Rest, K.-D., Trautsamwieser, A., et Hirsch, P. (2012). **Trends and risks in home health care**. *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management*, 2(1) :34–53.
- Riquelme, N., Von Lüken, C., et Baran, B. (2015). **Performance metrics in multi-objective optimization**. Dans *Computing Conference (CLEI), 2015 Latin American*, pages 1–11. IEEE.
- Rochat, Y., et Taillard, É. D. (1995). **Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing**. *Journal of heuristics*, 1(1) :147–167.
- Russell, R., et Igo, W. (1979). **An assignment routing problem**. *Networks*, 9(1) :1–17.
- Salhi, S., Imran, A., et Wassan, N. A. (2014). **The multi-depot vehicle routing problem with heterogeneous vehicle fleet : Formulation and a variable neighborhood search implementation**. *Computers & Operations Research*, 52 :315–325.
- Sentilhes-Monkam, A. (2005). **Rétrospective de l'hospitalisation à domicile**. *Revue française des affaires sociales*, 3 :157–182.
- Shi, Y., Boudouh, T., et Grunder, O. (2017). **A hybrid genetic algorithm for a home health care routing problem with time window and fuzzy demand**. *Expert Systems with Applications*, 72 :160–176.
- Shi, Y., Boudouh, T., Grunder, O., et Wang, D. (2018). **Modeling and solving simultaneous delivery and pick-up problem with stochastic travel and service times in home health care**. *Expert Systems with Applications*, 102 :218 – 233.
- Solomon, M. M. (1987). **Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints**. *Operations research*, 35(2) :254–265.
- Srinivas, N., et Deb, K. (1994). **Multiojective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms**. *Evolutionary computation*, 2(3) :221–248.
- Stutzle, T., et Hoos, H. H. (2000). **Max–min ant system**. *Future Generation Computer Systems*, 16(8) :889 – 914.
- Taillard, É. D. (1999). **A heuristic column generation method for the heterogeneous fleet vrp**. *RAIRO-Operations Research*, 33(1) :1–14.
- Taner, F., Galić, A., et Carić, T. (2012). **Solving practical vehicle routing problem with time windows using metaheuristic algorithms**. *PROMET-traffic&Transportation*, 24(4) :343–351.
- Toth, P., et Vigo, D. (1997). **An exact algorithm for the vehicle routing problem with backhauls**. *Transportation science*, 31(4) :372–385.
- Trautsamwieser, A., Gronalt, M., et Hirsch, P. (2011a). **Securing home health care in times of natural disasters**. *OR spectrum*, 33(3) :787–813.

- Trautsamwieser, A., et Hirsch, P. (2011b). **Optimization of daily scheduling for home health care services**. *Journal of Applied Operational Research*, 3(3) :124–136.
- Trautsamwieser, A., et Hirsch, P. (2014). **A branch-price-and-cut approach for solving the medium-term home health care planning problem**. *Networks*, 64(3) :143–159.
- Tricoire, F. (2012). **Multi-directional local search**. *Computers & operations research*, 39(12) :3089–3101.
- Triki, N., Garaix, T., et Xie, X. (2014). **A two-phase approach for periodic home health care planning**. Dans *Automation Science and Engineering (CASE), 2014 IEEE International Conference on*, pages 518–523. IEEE.
- Trivedi, A., Srinivasan, D., Sanyal, K., et Ghosh, A. (2017). **A survey of multiobjective evolutionary algorithms based on decomposition**. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 21(3) :440–462.
- Villeneuve, M., et MacDonald, J. (2006). **Toward 2020 : visions for nursing setting the stage for the future**. *The Canadian Nurse*, 102(5) :22.
- Wen, M., Cordeau, J.-F., Laporte, G., et Larsen, J. (2010). **The dynamic multi-period vehicle routing problem**. *Computers & Operations Research*, 37(9) :1615–1623.
- Wirnitzer, J., Heckmann, I., Meyer, A., et Nickel, S. (2016). **Patient-based nurse rostering in home care**. *Operations Research for Health Care*, 8 :91–102.
- Xiao, J., Michalewicz, Z., Zhang, L., et Trojanowski, K. (1997). **Adaptive evolutionary planner/navigator for mobile robots**. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 1(1) :18–28.
- Yalçındağ, S., Matta, A., et Şahin, E. (2012). **Operator assignment and routing problems in home health care services**. Dans *automation science and engineering (CASE), 2012 IEEE international conference on*, pages 329–334. IEEE.
- Yuan, B., Liu, R., et Jiang, Z. (2015). **A branch-and-price algorithm for the home health care scheduling and routing problem with stochastic service times and skill requirements**. *International Journal of Production Research*, 53(24) :7450–7464.
- Zhang, Q., et Li, H. (2007). **Moea/d : A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition**. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 11(6) :712–731.
- Zitzler, E. (1999). **Evolutionary algorithms for multiobjective optimization : Methods and applications**.
- Zitzler, E., et Thiele, L. (1999). **Multiobjective evolutionary algorithms : a comparative case study and the strength pareto approach**. *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 3(4) :257–271.
- Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M., et Da Fonseca, V. G. (2003). **Performance assessment of multiobjective optimizers : An analysis and review**. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 7(2) :117–132.
- Zukhri, Z., et Paputungan, I. V. (2013). **A hybrid optimization algorithm based on genetic algorithm and ant colony optimization**. *International Journal of Artificial Intelligence & Applications*, 4(5) :63.

TABLE DES FIGURES

2.1	Activités et capacités pour les alternatives à l'hospitalisation complète en 2015 MCO : médecine, chirurgie, obstétrique, odontologie ; SSR : soins de suite et de réadaptation ; HAD : hospitalisation à domicile.	8
2.2	Nombre d'établissements d'HAD de 1957 à 2016 selon Mauro (2017) . . .	13
2.3	Activité réalisée et capacités de prise en charge en HAD de 2006 à 2016 selon Mauro (2017)	14
2.4	Nombres de patients et de séjours en HAD de 2006 à 2016 selon Mauro (2017)	14
2.5	Acteurs intervenants dans la prise en charge d'un patient en HAD	17
2.6	La prise en charge d'un patient en HAD	18
3.1	Illustrations d'une solution obtenue pour le World TSP	27
3.2	Comparaison des solutions entre le VRP et le MDVRP	30
3.3	Illustration de la précédence entre deux visites – La visite S2 doit commencer après la visite S1	38
3.4	Illustration de la synchronisation de deux visites qui débutent à l'instant t	38
4.1	Valeur de la fonction de pénalité f_i en fonction du temps de début de la visite t_i	52
4.2	Valeur de la fonction de pénalité g_{ij} en fonction des heures d'arrivée des deux soignants	53
4.3	Structure de l'algorithme mémétique	55
4.4	Illustration du fonctionnement de l'opérateur de croisement au point de synchronisation	60
4.5	Illustration du fonctionnement de l'opérateur de croisement à mélange de tournées	61
5.1	Structure de l'algorithme de colonies de fourmis MMAS	81
5.2	Structure de l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis	83
5.3	Evolution du temps de travail total des soignants pour les instances de petite taille	95
5.4	Evolution du temps de travail total des soignants pour les instances de taille moyenne	95

5.5	Evolution du temps de travail total des soignants pour les instances de grande taille	96
6.1	Fonctionnement de l'algorithme NSGA-II	105
6.2	Comparaison des performances des algorithmes au regard de 4 indicateurs	115
6.3	Diagramme de compromis des objectifs en considérant l'objectif f_3 devant se situer dans les meilleurs 5 % de sa plage de valeurs	117
6.4	Diagrammes de niveau de l'ensemble des fronts Pareto impliquant l'objectif f_1 dans les meilleurs 1% de sa plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif considéré. Les axes des ordonnées indiquent la norme euclidienne par rapport au point idéal	120
6.5	Diagrammes de niveau de l'ensemble des fronts Pareto impliquant l'objectif f_2 dans les meilleurs 1% de sa plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif considéré. Les axes des ordonnées indiquent la norme euclidienne par rapport au point idéal	120
6.6	Diagrammes de niveau de l'ensemble des fronts Pareto impliquant l'objectif f_3 dans les meilleurs 1% de sa plage de valeurs. Les axes des abscisses indiquent la valeur normalisée de l'objectif considéré. Les axes des ordonnées indiquent la norme euclidienne par rapport au point idéal	120
7.1	Structure de l'heuristique	129
7.2	Emplacement géographique d'un cas avec 2 centres de soins et 5 visites .	131
7.3	Affectation des visites C et D respectivement aux centres de soins numéros 2 et 1	132

LISTE DES TABLES

2.1	Comparaison entre le nombre de journées réalisées en HAD et l'objectif prévu par la circulaire DGOS/R4 n°2013-398 du 4 décembre 2013 - Source : Fédération Nationale des Établissements d'Hospitalisation à Domicile (FNEHAD)	15
3.1	Classification des contraintes prises en compte dans la littérature	34
4.1	Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique	53
4.2	Instances de Bredström and Rönnqvist. Les colonnes sont : le nombre de visites $ O $, le nombre de personnels soignants $ S $, le nombre de visites synchronisées $ Sync $, la distance moyenne entre les visites \bar{D} et les cinq dernières colonnes représentent la taille moyenne des fenêtres de temps des visites pour chaque catégorie	64
4.3	Instances OptimHaD. Les colonnes sont : le nombre de soins requérant un infirmier $ O^{Nurse} $ ou un aide-soignant $ O^{AuxNurse} $, le nombre d'infirmiers disponible $ S^{Nurse} $, le nombre d'aide-soignants disponible $ S^{AuxNurse} $, le nombre de centres de soins de la structure d'HAD $ P $, le nombre de visites synchronisées $ Sync $ et la distance moyenne entre les visites \bar{D}	65
4.4	Comparaison des résultats entre l'algorithme mémétique et le solveur d'optimisation commercial Gurobi avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances de Bredström et al. (2008)	69
4.5	Temps de calcul en secondes de Gurobi pour les instances avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances de Bredström et al. (2008)	70
4.6	Comparaison des résultats entre l'algorithme mémétique et le solveur d'optimisation commercial Gurobi avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances OptimHaD	70
4.7	Temps de calcul en secondes de Gurobi pour les instances avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation souples – Instances OptimHaD	70
4.8	Comparaison des résultats entre l'algorithme mémétique et les meilleurs résultats obtenus dans la littérature avec des contraintes de fenêtres de temps et de synchronisation strictes – Instances de Bredström et al. (2008)	72
5.1	Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique	79

5.2	Paramètres appliqués à l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis lors des expériences	86
5.3	Moyenne des résultats obtenus sur 10 répétitions pour l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis en utilisant différentes configurations – Instances de Bredström et al. (2008)	89
5.4	Meilleurs résultats obtenus sur 10 répétitions pour l'algorithme hybride mémétique-colonies de fourmis en utilisant différentes configurations – Instances de Bredström et al. (2008)	91
5.5	Résultats expérimentaux avec $\kappa = 1$. Les colonnes sont le temps de travail total (F1), la violation des contraintes souples (F2) et la différence maximale de temps de travail (F3).	93
5.6	Résultats expérimentaux avec $\kappa = 10$. Les colonnes sont le temps de travail total (F1), la violation des contraintes souples (F2) et la différence maximale de temps de travail (F3).	93
5.7	Résultats expérimentaux avec $\kappa = 100$. Les colonnes sont le temps de travail total (F1), la violation des contraintes souples (F2) et la différence maximale de temps de travail (F3).	94
6.1	Contraintes et hypothèses prises en compte dans les travaux de la littérature pour la planification des soins d'hospitalisation à domicile	99
6.2	Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique	103
6.3	Comparaison des résultats des algorithmes multi-objectif avec une probabilité de 10 % d'appliquer la procédure de recherche locale pour MAMO . .	114
6.4	Comparaison des résultats des algorithmes multi-objectif avec une probabilité de 50 % d'appliquer la procédure de recherche locale pour MAMO . .	115
6.5	Comparaison des résultats des algorithmes multi-objectif avec une probabilité de 90 % d'appliquer la procédure de recherche locale pour MAMO . .	115
6.6	Nombre de fronts Pareto contenant au moins une solution respectant un compromis donné parmi 50 expériences - Partie 1	118
6.7	Nombre de fronts Pareto contenant au moins une solution respectant un compromis donné parmi 50 expériences - Partie 2	119
6.8	Pourcentage de solutions en-dessous d'un certain niveau de qualité pour chaque objectif	120
7.1	Description des ensembles, paramètres et variables utilisés dans le modèle mathématique	127
7.2	Distance et coût d'affectation des visites aux centres de soins de la structure d'HAD	132
7.3	Caractéristiques des instances de test. Les lignes sont : le nombre de visites $ O $, le nombre de synchronisations entre les visites $ S_{ync} $, le nombre de centres de soins $ P $	136

7.4	Comparaison des résultats de l'approche heuristique avec le solveur d'optimisation Gurobi sur des instances de petite taille	140
7.5	Comparaison des résultats de l'approche heuristique avec le solveur d'optimisation Gurobi sur des instances de taille moyenne	141
7.6	Comparaison de la borne inférieure obtenue par la relaxation Lagrangienne avec la meilleure solution trouvée et la borne inférieure obtenue par Gurobi sur toutes les instances de test	143
7.7	Comparaison des résultats de l'approche heuristique avec la borne inférieure obtenue par relaxation Lagrangienne sur des instances de taille moyenne	144
A.1	Description des variables utilisés pour la linéarisation du modèle mathématique	171

LISTE DES DÉFINITIONS

1	Définition : Dominance de Pareto	101
---	--	-----



ANNEXES

LINÉARISATION DU MODÈLE MATHÉMATIQUE

Cette annexe présente la linéarisation des contraintes non linéaires des différents modèles mathématiques de ce manuscrit.

Les contraintes non linéaires concernent les contraintes souples relatives aux fenêtres de temps et aux visites synchronisées, ainsi que l'équilibrage de la charge de travail.

Les variables introduites spécialement pour la linéarisation des contraintes sont présentées dans le tableau A.1.

Variabiles	Type	Description
t_i^e	Réel positif	Nombre de minutes de violation en avance de la fenêtre de temps de la visite i dans la zone de pénalité normale
t_i^{e+}	Réel positif	Nombre de minutes de violation en avance de la fenêtre de temps de la visite i dans la zone de pénalité supplémentaire
t_i^l	Réel positif	Nombre de minutes de violation de retard de la fenêtre de temps de la visite i dans la zone de pénalité normale
t_i^{l+}	Réel positif	Nombre de minutes de violation de retard de la fenêtre de temps de la visite i dans la zone de pénalité supplémentaire
t_{ij}^s	Réel positif	Nombre de minutes de violation des visites synchronisées i et j dans la zone de pénalité normale
t_{ij}^{s+}	Réel positif	Nombre de minutes de violation des visites synchronisées i et j dans la zone de pénalité supplémentaire
t_i^e	Réel positif	Nombre total de minutes de violation en avance de la fenêtre de temps de la visite i
t_i^l	Réel positif	Nombre total de minutes de violation de retard de la fenêtre de temps de la visite i
t_{ij}^s	Réel positif	Nombre total de minutes de violation des visites synchronisées i et j
$r_i^1, r_i^2, r_i^3, r_i^4, r_i^5, r_i^6, r_i^7, r_i^8, r_{ij}^1, r_{ij}^2, r_{ij}^3, r_{ij}^4, r_{ik}^-, r_{ik}^+$	Binaire	Plusieurs variables binaires pour les besoins de la linéarisation

TABLE A.1 – Description des variables utilisés pour la linéarisation du modèle mathématique

A.1/ CONTRAINTES SOUPLES DE FENÊTRES DE TEMPS

La fonction $f_i(t_i)$ calculant le montant de la pénalité liée au non-respect de la fenêtre temporelle pour la visite i est définie par la contrainte A.1.

$$f_i(t_i) = \sum_{i \in O} (v_i^t \times (t_i^{e-} + t_i^{l-})) + \sum_{i \in O} (p^t \times v_i^t \times (t_i^{e+} + t_i^{l+})) \quad (\text{A.1})$$

On définit préalablement les variables t_i^e et t_i^l tels que :

$$t_i^e = \max(0, a_i - t_i) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2})$$

$$-u^T \leq a_i - t_i \leq u^T \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2a})$$

$$t_i^e \geq 0 \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2b})$$

$$t_i^e \geq a_i - t_i \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2c})$$

$$t_i^e \leq l^T + u^T \times (1 - r_i^1) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2d})$$

$$t_i^e \leq (a_i - t_i) + (u^T + u^T) \times (1 - r_i^2) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2e})$$

$$r_i^1 + r_i^2 = 1 \quad \forall i \in O \quad (\text{A.2f})$$

$$t_i^l = \max(0, t_i - b_i) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3})$$

$$-u^T \leq t_i - b_i \leq u^T \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3a})$$

$$t_i^l \geq 0 \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3b})$$

$$t_i^l \geq t_i - b_i \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3c})$$

$$t_i^l \leq l^T + u^T \times (1 - r_i^3) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3d})$$

$$t_i^l \leq (t_i - b_i) + (u^T + u^T) \times (1 - r_i^4) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3e})$$

$$r_i^3 + r_i^4 = 1 \quad \forall i \in O \quad (\text{A.3f})$$

Les contraintes 4.1, 4.2, 4.3 et 4.4 définies dans la section 4.3.2 sont linéarisées ci-dessous.

$$t_i^{e-} = \min(\tau_i, t_i^e) \quad \forall i \in O \quad (4.1)$$

$$u^T \leq t_i^{e-} \leq l^T \quad \forall i \in O \quad (\text{A.4a})$$

$$t_i^{e-} \leq \tau_i \quad \forall i \in O \quad (\text{A.4b})$$

$$t_i^{e-} \leq t_i^e \quad \forall i \in O \quad (\text{A.4c})$$

$$t_i^{e-} \geq \tau_i - \tau_i \times (1 - r_i^5) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.4d})$$

$$t_i^{e-} \geq t_i^e - (u^T - l^T) \times (1 - r_i^6) \quad \forall i \in O \quad (\text{A.4e})$$

$$r_i^5 + r_i^6 = 1 \quad \forall i \in O \quad (\text{A.4f})$$

$$t_i^{e+} = t_i^e - t_i^{e-} \quad \forall i \in O \quad (4.2)$$

$$t_i^L = \min(\tau_i, t_i^l) \quad \forall i \in O \quad (4.3)$$

$$u^T \leq t_i^L \leq l^T \quad \forall i \in O \quad (A.5a)$$

$$t_i^L \leq \tau_i \quad \forall i \in O \quad (A.5b)$$

$$t_i^L \leq t_i^l \quad \forall i \in O \quad (A.5c)$$

$$t_i^L \geq \tau_i - \tau_i \times (1 - r_i^7) \quad \forall i \in O \quad (A.5d)$$

$$t_i^L \geq t_i^l - (u^T - l^T) \times (1 - r_i^8) \quad \forall i \in O \quad (A.5e)$$

$$r_i^7 + r_i^8 = 1 \quad \forall i \in O \quad (A.5f)$$

$$t_i^{L+} = t_i^l - t_i^L \quad \forall i \in O \quad (4.4)$$

A.2/ CONTRAINTES SOUPLES DE VISITES SYNCHRONISÉES

La fonction $g_{ij}(t_i, t_j)$ calculant le montant de la pénalité liée au non-respect de la synchronisation des visites i et j est définie par la contrainte A.6.

$$g_{ij}(t_i, t_j) = \sum_{i \in O} \sum_{\substack{j \in O \\ i \neq j}} (v_{ij}^s \times t_{ij}^{s-}) + \sum_{i \in O} \sum_{\substack{j \in O \\ i \neq j}} (p^s \times v_{ij}^s \times t_{ij}^{s+}) \quad (A.6)$$

On définit préalablement la variable t_{ij}^s tel que :

$$t_{ij}^s = |t_i - t_j| \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7)$$

$$u^T \leq t_i \leq l^T \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7a)$$

$$u^T \leq t_j \leq l^T \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7b)$$

$$u^T \leq t_{ij}^s - (t_i - t_j) \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7c)$$

$$u^T \leq t_{ij}^s - (t_j - t_i) \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7d)$$

$$t_{ij}^s - (t_i - t_j) \leq 2 \times u^T \times r_{ij}^2 \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7e)$$

$$t_{ij}^s - (t_j - t_i) \leq 2 \times u^T \times r_{ij}^1 \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7f)$$

$$r_{ij}^1 + r_{ij}^2 = 1 \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.7g)$$

Les contraintes 4.5 et 4.6 définies dans la section 4.3.2 sont linéarisées ci-dessous.

$$t_{ij}^{s-} = \min(\tau_i, t_{ij}^s) \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (4.5)$$

$$t_{ij}^{s-} \leq \tau_i \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.8a)$$

$$t_{ij}^{s-} \leq t_{ij}^s \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.8b)$$

$$t_{ij}^{s-} \geq \tau_i - \tau_i \times (1 - r_{ij}^3) \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.8c)$$

$$t_{ij}^{s-} \geq t_{ij}^s - (u^T - l^T) \times (1 - r_{ij}^4) \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.8d)$$

$$r_{ij}^3 + r_{ij}^4 = 1 \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (A.8e)$$

$$t_{ij}^{s+} = t_{ij}^s - t_{ij}^{s-} \quad \forall i \in O, j \in O, \delta_{ij} = 1, i \neq j \quad (4.6)$$

A.3/ CONTRAINTES D'ÉQUILIBRAGE DE LA CHARGE DE TRAVAIL

Les contraintes 5.8 et 5.11 définies dans la section 5.3.1 permettent de déterminer les horaires auxquels un soignant commence et termine sa tournée de soins à domicile.

Ces deux contraintes sont linéarisées ci-dessous.

$$t_k^+ = \max(T_k^+) \quad \forall k \in S \quad (5.8)$$

$$-M \leq t_{ik}^+ \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.9a)$$

$$t_{ik}^+ \leq u^T \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.9b)$$

$$t_k^+ \geq t_{ik}^+ \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.9c)$$

$$t_k^+ \leq (t_{ik}^+ + (u^T + M) \times (1 - r_{ik}^+)) \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.9d)$$

$$\sum_{i \in O} r_{ik}^+ = 1 \quad \forall k \in S \quad (A.9e)$$

$$t_k^- = \min(T_k^-) \quad \forall k \in S \quad (5.11)$$

$$0 \leq t_{ik}^- \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.10a)$$

$$t_{ik}^- \leq (u^T + M) \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.10b)$$

$$t_k^- \leq t_{ik}^- \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.10c)$$

$$t_k^- \geq (t_{ik}^- - (u^T + M) \times (1 - r_{ik}^-)) \quad \forall i \in O, k \in S \quad (A.10d)$$

$$\sum_{i \in O} r_{ik}^- = 1 \quad \forall k \in S \quad (A.10e)$$

