BIBLIOTHÈQUE
CÉGEP DE L'ABITIBI-TÉMISCAMINGUE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) a obtenu l'autorisation de l'auteur de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans Depositum, site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous. L'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre.

Warning

The library of the Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue and the Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) obtained the permission of the author to use a copy of this document for nonprofit purposes in order to put it in the open archives Depositum, which is free and accessible to all. The author retains ownership of the copyright on this document.

Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue

PLANIFICATION DES HORAIRES DES MEDECINS AU SEIN DU SERVICE D'URGENCE

Mémoire
présentée
comme exigence partielle
de la maitrise en ingénierie

Par
Ghada Yakoubi

Aout 2025

© Ghada Yakoubi, 2025

REMERCIEMENTS

Ce travail est dédié à l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance particulière et à adresser mes plus sincères remerciements à **Monsieur Chahid AHABCHANE**, professeur à l'UQAT, pour son encadrement constant tout au long de la réalisation de ce projet. Ce fut un véritable honneur de l'avoir comme professeur et directeur. Son expertise a grandement contribué à mon développement, tant académique que personnel. Merci, Pr. Chahid, pour votre patience infinie et votre soutien tout au long de cette expérience.

J'exprime également toute ma gratitude à **Monsieur Fouad SLAOUI HASNAOUI**, qui m'a accompagnée par ses conseils, son expertise et sa bienveillance. En tant que professeur, il a su m'inspirer et m'orienter efficacement, et je lui en suis profondément reconnaissante.

Ce travail n'aurait pu être mené à terme sans l'implication de mes encadrants, qui ont su orienter les différentes étapes et décisions tout au long de ce projet.

Enfin, je remercie les membres du jury d'évaluation pour m'avoir permis de présenter les résultats de mon étude. J'espère que ce travail répondra à vos attentes.

DÉDICACE

Mes pensées les plus sincères vont à ceux qui comptent le plus pour chacun d'entre nous — ceux qui ne cessent de nous surprendre par leur amour inconditionnel.

À la mémoire de ma grand-mère, Cherifa Guizani
Que son âme repose en paix et que son souvenir demeure à jamais une source de réconfort et de bénédiction.

À ma mère,
la femme la plus inspirante que j'aie jamais rencontrée, toujours présente pour offrir son amour et sa sagesse.

À mon père,
celui qui m'a élevé et accompagné tout au long de mon parcours. Celui qui a toujours cru en moi et su alléger les fardeaux de la vie.

À ma sœur et à mon frère,
que je chéris profondément et à qui je souhaite le meilleur pour l'avenir.

À mes amis,
je suis fière d'avoir croisé leur chemin. Chacun d'eux occupe une place unique dans mon cœur, une place qui ne s'effacera jamais.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS II
DÉDICACE III
TABLE DES MATIÈRES IV
LISTE DES FIGURES VII
LISTE DES TABLEAUX VIII
LISTE DES SIGLES ET DES ABRÉVIATIONS X
RÉSUMÉ XI
INTRODUCTION 12
1. APERÇU DES PROBLÈMES DE PLANIFICATION DES HORAIRES DES MÉDECINS 15
1.1 Introduction 15
1.2 Problèmes de planification du personnel de santé 15
1.3 Comparaison entre les problèmes de planification des infirmières et des médecins 16
1.4 Problèmes de planification des médecins 16
1.4.1 Classification 17
1.4.2 Contraintes 17
1.4.3 Caractéristiques du problème 19
1.4.4 Préférences des médecins 21
1.4.5 Équité 25
1.4.6 Productivité des médecins 25
1.4.7 Demande des patients 26
1.4.8 Charge de travail des médecins 27
1.4.9 Planification stochastique des horaires des médecins 31
1.5 Approches de résolution 35
1.5.1 Méthodes exactes 35
1.5.2 Méthodes approximatives 36
1.6 Conclusion 37
2. PRÉSENTATION DU PROBLÈME ET FORMULATION MATHÉMATIQUE 38
2.1 Introduction 38

2.2 Présentation du thème 38
2.2.1 Problématique..... 38
2.2.2 Hypothèses..... 39
2.2.3 Objectif général..... 39
2.3 Présentation des cas d'étude 40
2.3.1 Cas d'étude 1: Maximisation du nombre de patients traités 41
2.3.2 Cas d'étude 2 : Maximisation de l'équilibre de la charge de travail des médecins 42
2.3.3 Cas d'étude 3: Maximisation de l'équilibre de la charge de travail des médecins avec critères stochastiques 44
2.3.4 Solution..... 44
2.4 Formulation mathématique..... 45
2.4.1 Notations 45
2.4.2 Fonction Coût 48
2.4.3 Contraintes dures 48
2.4.4. Couverture des patients..... 48
2.4.5 Équilibrage des performances des médecins..... 51
2.4.6 Préférences des médecins..... 52
2.4.7 Équité 52
2.4.8 Modèle mathématique 52
2.5 Conclusion 54
3. MÉTHODOLOGIE ET ALGORITHMES DE RÉSOLUTION PROPOSÉES 56
3.1 Introduction 56
3.2 Méthodologie..... 56
3.3 Approches de résolution..... 57
3.3.1 Concept de l'algorithme génétique..... 57
3.3.2 Concept de l'algorithme du cerf rouge 63
3.4 Algorithme génétique appliqué 64
3.5 Algorithme du cerf rouge appliqué..... 67
3.6 Méthodes de recherche locale..... 71
3.7 Schéma de récupération 77

3.8 Conclusion 79
4. RÉSULTATS COMPUTATIONNELS 80
4.1 Introduction 80
4.2 Environnement de simulation 80
4.3 Description des instances 80
4.4 Paramètres et méthodes des métaheuristiques 82
4.5 Interprétations – Cas d'étude 1 83
4.5.1 Résultats de l'algorithme génétique 83
4.5.2 Résultats de l'algorithme du cerf rouge 87
4.5.3 Réglage des paramètres 91
4.5.4 Comparaison 92
4.6 Interprétations – Cas d'étude 2 93
4.6.1 Analyse des résultats 93
4.6.2 Analyse statistique par boîtes à moustaches 99
4.6.3 Perspective pratique 102
4.7 Interprétations – Cas d'étude 3 104
4.7.1 Identification des distributions 104
4.7.2 Analyse des résultats 106
4.8 Conclusion 110
CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES 112
LISTE DE RÉFÉRENCES 115

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Méthodologie de recherche..... 56
Figure 2: Structure de l'algorithme génétique : AG (a.) et Schéma de récupération (b.) 64
Figure 3:Structure de l'algorithme du cerf rouge : RDA (a.) et Schéma de récupération (b.)..... 68
Figure 4: Inter échange de 1 gène avec 1 gène..... 72
Figure 5: Inter échange de 1 gène avec 2 gènes 73
Figure 6: Inter échange de 2 gènes avec 1 gène 74
Figure 7: Inter échange de 2 gènes avec 2 gènes 75
Figure 8: Intra échange de 1 gène avec 1 gène..... 76
Figure 9: Intra échange de 2 gènes avec 2 gènes 77
Figure 10: Boîtes à moustaches de la minimisation de l'écart de charge de travail B1 100
Figure 11: Boîtes à moustaches de la minimisation de B1+B2+B3+B4 100
Figure 12: Boîtes à moustaches de la minimisation de B5 101
Figure 13: Distribution de la demande des patients 105

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1:Instances du problème de planification des horaires des médecins 19
Tableau 2: Revue de la littérature sur les préférences des médecins 22
Tableau 3: Résumé des distributions 35
Tableau 4: Préférences des médecins 42
Tableau 5: Priorité des objectifs - Cas d'étude 1 42
Tableau 6: Objectifs - Cas d'étude 2 43
Tableau 7: Sommaire des différents cas d'étude et leurs approches de résolutions 45
Tableau 8: Paramètres d'entrée 45
Tableau 9: Variables de décision 47
Tableau 10: Méthodes de codage des chromosomes 59
Tableau 11: Revue de la littérature sur les méthodes de sélection 60
Tableau 12: Revue de la littérature sur les méthodes de croisement 61
Tableau 13: Revue de la littérature sur les méthodes de mutation 62
Tableau 14: Codage du chromosome 65
Tableau 15: Création du chromosome 65
Tableau 16: Pseudo-code de l'algorithme génétique 66
Tableau 17: Pseudo-code de l'algorithme de cerf rouge 70
Tableau 18: Recherche Locale - méthode 1 - inter échange 1 gène avec 1 gène ... 71
Tableau 19: Recherche Locale - méthode 2 - inter échange 1 gène avec 2 gènes . 72
Tableau 20: Recherche Locale - méthode 3 - inter échange 2 gènes avec 1 gène . 73
Tableau 21: Recherche Locale - méthode 4 - inter échange 2 gènes avec 2 gènes 74
Tableau 22: Recherche Locale - méthode 5 - intra échange 1 gène avec 1 gène ... 75
Tableau 23: Recherche Locale - méthode 6 - intra échange 2 gènes avec 2 gènes 76
Tableau 24: Schéma de récupération – Étape 1 78
Tableau 25: Schéma de récupération – Étape 2 78
Tableau 26: Scénarios - cas d'étude 1 81
Tableau 27: Indicateurs clés de performance – Cas d'étude 1 81
Tableau 28: Objectifs de chaque scénario - Cas d'étude 2 et 3 82
Tableau 29: Paramètres par défaut et méthodes adoptées pour l'algorithme génétique 82

Tableau 30: Paramètres par défaut et méthodes adoptées pour l'algorithme du cerf rouge 83
Tableau 31: Résultats de chaque scénario – algorithme génétique 84
Tableau 32: Résultats de chaque scénario – algorithme du cerf rouge 87
Tableau 33: Valeurs des paramètres testés pour AG et RDA 91
Tableau 34: Résultats correspondant au meilleur réglage des paramètres des algorithmes 92
Tableau 35: Résultats de la minimisation des objectifs - Cas d'étude 2 93
Tableau 36: Analyse statistique descriptive – Cas d'étude 2..... 95
Tableau 37: Améliorations des différents objectifs en fonction du scénario 1(%) – Cas d'étude 2..... 97
Tableau 38: Améliorations des différents objectifs en fonction du scénario 2(%) – Cas d'étude 2..... 98
Tableau 39: Améliorations des différents objectifs en fonction du scénario 3(%) – Cas d'étude 2..... 98
Tableau 40: Exemple d'horaire de médecin utilisant RDA+LS 102
Tableau 41: Manuel vs RDA+LS..... 103
Tableau 42: Résultats de la minimisation des objectifs - Cas d'étude 3 106
Tableau 43: Analyse statistique descriptive – Cas d'étude 3..... 108
Tableau 44: Améliorations des différents objectifs des différents scénarios (%) – Cas d'étude 3..... 109

LISTE DES SIGLES ET DES ABRÉVIATIONS

AG	Algorithme Génétique
CP	Modèle de programmation par contraintes
CPU	Unité centrale de traitement
GP	Programmation d'objectifs
IP	Programmation en nombres entiers
IQR	Intervalle interquartile
LP	Programmation linéaire
LS	Recherche locale
LWBS	Patients qui ont quittés sans être traités
MCS	Simulation Monte Carlo
MILP	Programmation linéaire mixte en nombres entiers
MP	Programmation mathématique
RDA	Algorithme du cerf rouge
SAA	Approximation moyenne de l'échantillon
SO	Optimisation par simulation

RÉSUMÉ

Cette recherche se concentre sur la planification des horaires des médecins au sein du service d'urgence. L'objectif est d'attribuer des jours et des quarts de travail aux médecins tout en respectant les règlements du département d'urgence et ses contraintes afin de répondre aux différents critères. En tenant compte de divers critères stochastiques, un modèle de programmation mathématique a été formulé afin de faciliter cette tâche, tout en intégrant certaines exigences hospitalières influant sur la faisabilité des horaires.

Cette recherche s'est articulée autour de trois étapes : la première consistait à minimiser le nombre de patients non traités en alignant la productivité des médecins avec la demande; la deuxième visait l'équilibrage de la charge de travail entre les médecins et l'analyse de son impact sur le nombre de patients traités; enfin, la troisième a introduit la dimension stochastique à travers une simulation de type Monte Carlo.

Deux approches de résolutions méta-heuristiques, notamment l'algorithme génétique et l'algorithme du cerf rouge, ont ensuite été mises en œuvre, en intégrant également des méthodes de la recherche locale afin de résoudre certaines étapes spécifiques de ce problème. Pour finir par une étude computationnelle afin d'évaluer les performances associées à chaque objectif.

Mots-clés : Planification des médecins, méta-heuristiques, recherche locale, simulation Monte-Carlo, approximation par moyenne d'échantillons.

Keywords: Physicians scheduling, meta-heuristics, local search, Monte-Carlo simulation, sample average approximation.

INTRODUCTION

L'intelligence artificielle (IA) révolutionne de nombreux secteurs, y compris celui des soins de santé. Cependant, son application dans ce domaine s'accompagne de défis uniques. La grande diversité des soins de santé ajoute à la complexité, ce qui nécessite que les systèmes d'IA soient soigneusement conçus pour répondre aux besoins de diverses populations de patients, tout en s'assurant que les solutions d'IA maintiennent à la fois la précision et l'équité dans le domaine de santé. Malgré ces défis, l'IA progresse rapidement dans ce domaine, stimulée par l'accès à de vastes ensembles de données, des techniques d'apprentissage automatique améliorées et une puissance de calcul abordable. L'IA est très prometteuse pour accroître l'efficacité dans le domaine de santé, où des approches personnalisées et prédictives pourraient révolutionner la prestation de soins à diverses populations. Cependant, l'intégration de l'IA dans les systèmes de santé nécessite une réflexion approfondie, axée non seulement sur la précision, mais aussi sur l'efficacité, la rentabilité et la sécurité (Kumar et al., 2023). Un domaine critique des soins de santé dans lequel l'IA peut avoir un impact considérable est la planification des médecins dans les services d'urgence, un pilier fondamental des installations et services hospitaliers.

Les services d'urgence jouent un rôle essentiel dans la prestation des soins de santé puisqu'ils représentent la première ligne dans les hôpitaux pour faire face aux patients en urgence. Ils présentent des endroits où les soins médicaux sont fournis aux patients dont le taux d'arrivée est incertain et où les besoins quotidiens sont très fluctuants. Cependant, une attention immédiate est nécessaire pour ces patients. En effet, le manque de services de haute qualité peut entraîner des conséquences indésirables telles que le départ des patients avant d'avoir reçu le traitement (Derlet et Richards, 2000), une augmentation de la souffrance des patients et une augmentation de l'insatisfaction des médecins et des patients (Camiat et al., 2021). De plus, les services d'urgence sont connus par leurs pressions imprévisibles où les prestataires de soins de santé naviguent dans un tourbillon de situations critiques et de décisions urgentes. Cet environnement dynamique, bien qu'essentiel à une prestation de soins rapide et efficace, exerce une charge considérable sur les

médecins et le personnel de santé qui y travaillent. De nombreuses études précédentes ont largement documenté les conséquences néfastes de ce rythme effréné sur les prestataires de soins, qui se manifestent par des taux élevés d'épuisement professionnel, une baisse de la satisfaction au travail et un bien-être compromis. De plus, les conséquences dépassent les prestataires eux-mêmes, impactant directement la qualité et la sécurité des soins aux patients (Levin et al., 2006). D'où, on conclut que l'environnement des départements d'urgence influe non seulement les médecins et leurs conditions de travail, mais aussi la qualité des soins et la satisfaction des patients. En outre, la planification des horaires des médecins au sein de service d'urgence nécessite de prendre en considération une multitude de contraintes, souvent conflictuelles, liées aux exigences et réglementations des départements d'urgence, aux conditions de travail ainsi qu'aux préférences et disponibilités des médecins pour accomplir leurs tâches. Cette complexité rend la planification plus difficile, où les méthodes exactes peuvent ne pas générer des horaires efficaces pour la période de planification. Pour cette raison, la mise en œuvre des approches de résolution métaheuristiques suscite davantage d'attention de la part des chercheurs pour ce type de problèmes d'optimisation. Ce projet vise, dans un premier temps, à minimiser l'inadéquation entre la demande des patients et la productivité des médecins, en tenant compte des préférences ainsi que de l'équilibrage des performances journalières des médecins à travers la création de divers scénarios. Dans un second temps, l'accent est mis sur l'équité de la répartition des charges de travail en intégrant des contraintes de justice. Enfin, les critères stochastiques sont pris en considération afin de refléter l'incertitude inhérente à l'environnement des services d'urgence.

La suite de ce mémoire est organisée comme suit : Chapitre 1 présente un aperçu du problème de planification des horaires des médecins, en détaillant ses différentes caractéristiques ainsi que les approches de résolution existantes. Chapitre 2 décrit le problème étudié, en mettant en lumière les différents cas d'étude et leurs hypothèses et contraintes. Chapitre 3 expose la méthodologie adoptée pour résoudre ce problème complexe, en mettant l'accent sur les différents algorithmes mémétiques. Les résultats

numériques ainsi que leur analyse sont présentés dans chapitre 4. Enfin, une conclusion et des pistes de recherche futures sont décrites.

Ce projet s’inscrit dans le cadre de l’obtention de ma maitrise de recherche en ingénierie à l’université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT).

1. APERÇU DES PROBLÈMES DE PLANIFICATION DES HORAIRES DES MÉDECINS

1.1 Introduction

Établir des horaires efficaces pour les médecins dans les unités de soins est une tâche cruciale. Ce problème nécessite souvent de nombreuses règles relatives à divers aspects organisationnels. Ce chapitre vise ainsi à fournir un aperçu approfondi des problèmes de planification du personnel, plus particulièrement des problèmes de planification des médecins.

La structure de ce chapitre est organisée comme suit: tout d'abord, les problèmes de planification du personnel dans le domaine de santé sont présentés. Ensuite, une comparaison entre les problèmes de planification des infirmières et des médecins est abordée. Par la suite, une revue détaillée des problèmes de planification des médecins et des études récentes menées dans ce domaine est proposée, mettant en lumière les différentes instances du problème dans le but de mieux comprendre la planification des horaires des médecins en services d'urgence. Enfin, les différentes méthodes d'optimisation appliquées dans la littérature afin de résoudre ce problème sont présentées.

1.2 Problèmes de planification du personnel de santé

De nombreuses études antérieures ont abordé les problèmes de planification des soins de santé afin d'améliorer la qualité des soins et des services au sein d'un service de santé. Les problèmes de planification des soins de santé peuvent être classés en problèmes de planification du personnel (où le personnel est constitué des membres du personnel médical tels que les infirmières et les médecins) et en autres problèmes de planification. Le problème de planification du personnel de santé représente un véritable défi et fait l'objet d'une attention particulière au cours des dernières décennies, dans le but de fournir une qualité de service appropriée aux patients tout en améliorant, planifiant et programmant les ressources hospitalières (Abdalkareem et al., 2021). La majorité de ces problèmes concernent la planification des horaires des infirmières. 56 articles ont été publiés entre 2010 et 2020 (Abdalkareem et al., 2021), prenant en compte la qualité des soins, les aspects financiers de l'hôpital, la

demande des patients et les réglementations du travail (Ernst et al., 2004). Cependant, le problème de planification des horaires des médecins a été sous-estimé, bien qu'il représente un problème réel dans les hôpitaux (Abdalkareem et al., 2021).

1.3 Comparaison entre les problèmes de planification des infirmières et des médecins

Les problèmes de planification des infirmières et des médecins font partie des problèmes de planification du personnel de santé. Ces deux problèmes peuvent sembler avoir le même objectif: générer des horaires sur une période donnée. Cependant, ils diffèrent sur plusieurs points. En effet, la planification des horaires des infirmières est un processus en deux étapes visant à créer des horaires conformes aux conventions collectives. En revanche, la planification des horaires des médecins est décrite comme un processus en une seule étape visant à créer un horaire répondant aux demandes et aux préférences des médecins, sans règles formelles de planification (Carter et Lapierre, 2001). De plus, la planification des horaires des infirmières et des médecins est un problème d'optimisation multi-objectifs où les horaires des infirmières respectent certaines règles écrites, tandis que ceux des médecins sont davantage dictés par les préférences individuelles (Gunawan et Lau, 2010). Dans ce contexte, les chercheurs ont indiqué que la même approche mathématique que celle utilisée pour la planification des horaires des infirmières peut être appliquée à celle des médecins (Gendreau et al., 2007). Bien que les méthodologies développées pour la planification des horaires des infirmières fournissent un cadre utile, elles peuvent être adaptées et étendues pour répondre efficacement aux défis uniques du problème de planification des horaires des médecins.

1.4 Problèmes de planification des médecins

Le problème de planification des horaires des médecins a reçu une attention considérable de la part des chercheurs, au cours des dernières décennies. Le premier chercheur qui s'est intéressé à ce problème était « Vassilacopoulo » en 1985 dans les pays européens. La recherche s'est ensuite étendue à d'autres pays, notamment au Canada, à la fin des années 90 (Erhard et al., 2018). Cette attention portée aux

problèmes de planification du personnel de santé était basée sur un intérêt accru pour les salles d'opération hospitalières en termes de planification et d'affectation optimisées des membres du personnel médical (c'est-à-dire les médecins et les infirmières) (Gunawan et Lau, 2013). Ces études se sont concentrées sur la création des horaires visant à minimiser ou maximiser des objectifs financiers, tels que la réduction des coûts salariaux globaux, et/ou des objectifs non financiers, tels que la couverture de l'offre et de la demande dans les hôpitaux (Erhard et al., 2018).

Pour obtenir un tel résultat, il est important de connaître les diverses caractéristiques de ce problème et ses différentes classifications.

1.4.1 Classification

Dans la littérature existante, les problèmes de planification des médecins sont classés en trois groupes : problèmes de dotation en personnel ("staffing"), l'établissement des horaires ("rostering") et de replanification ("re-planning"). Le premier problème concerne la prise de décisions stratégiques, comme la détermination de la taille appropriée des effectifs, et il est généralement conçu pour des périodes de planification à long terme. Le deuxième problème qui représente l'établissement des horaires, se concentre sur la planification opérationnelle tactique ou hors ligne et il est lié à des périodes de planification à moyen terme, qui s'étendent généralement d'une semaine à quelques mois. Pour le problème de replanification, il envisage des ajustements d'horaires de travail à court terme, comme la reprogrammation des médecins en cas d'événement imprévu (Erhard et al., 2018).

1.4.2 Contraintes

Dans des recherches précédentes, deux types des contraintes du problème de planification des horaires des médecins ont été étudiés (Burke et al., 2012):

Contraintes dures: Ce type de contraintes repose sur des restrictions de ressources physiques et sur la législation qui doivent être respectés lors du processus de planification des médecins afin d'avoir des horaires réalisables. Ces réglementations peuvent varier en fonction du pays, de l'état ou même d'un hôpital à l'autre de la même région (Erhard et al., 2018). Par exemple, (Gendreau et al., 2007) ont indiqué qu'un

seul médecin est requis pour effectuer un quart de travail pendant la période de planification. Cependant, (Topaloglu, 2006) a spécifié un intervalle pour le nombre de résidents qui doivent être affectés à un quart de travail de jour ou de nuit.

Contraintes flexibles: Lorsque les exigences sont préférables mais pas obligatoires, elles sont appelées contraintes souples et, généralement, dans les problèmes de planification des médecins, elles incluent les préférences des membres du personnel médical.

Dans ce contexte, certaines contraintes strictes d'un hôpital peuvent être considérées comme des contraintes flexibles dans un autre hôpital. En donnant la contrainte d'affecter le membre du personnel à son nombre requis de quarts de travail de jour et de nuit, (Topaloglu, 2006) l'a classée parmi les contraintes strictes. D'autre part, cette contrainte a été considérée comme une contrainte non obligatoire visant à générer un horaire qui maximise sa satisfaction (Bruni et Detti, 2014).

De plus, différentes études ont classé les contraintes de ce problème en quatre autres catégories: contraintes d'offre et de demande, contraintes de charge de travail, contraintes d'équité et contraintes ergonomiques (Bruni et Detti, 2014). Ces contraintes ont été définies comme suit: (Gendreau et al., 2007).

Contraintes d'offre et de demande: ils concernent les disponibilités des médecins et les besoins du service des urgences 24 heures sur 24.

Contraintes de charge de travail: ils contrôlent le nombre de quarts de travail ou d'heures attribués aux médecins pendant la période de planification ou pendant une période bien déterminée de l'horizon de planification. Dans différentes études, ce type de contraintes a été considéré comme contraintes strictes ou flexibles, selon le problème étudié.

Contraintes d'équité: ils concernent les différents types de quarts de travail distribués aux médecins pendant la période de planification.

Contraintes ergonomiques: ils concernent certaines règles prenant en compte le facteur qualité des horaires produites. Ce type de contraintes sera détaillée dans la section sur les préférences.

1.4.3 Caractéristiques du problème

La classification et les contraintes du problème de planification des horaires des médecins abordée dans les deux sections précédentes, ont permis de présenter les différents types de ce problème. Pour comprendre en profondeur ses caractéristiques, plusieurs études ont classé ce problème en différentes instances, notamment l'horizon et le nombre de quarts de travail, car les jours de travail sont généralement divisés en intervalles de temps où chaque intervalle possède une durée spécifique. L'horizon de planification le plus courant du problème abordé est de quatre semaines ou d'un mois. Dans des études antérieures, comme celle de (Alharbi et AlQahtani, 2016), un horaire optimal d'un mois a été établi, avec trois quarts de travail par jour, pour les médecins d'un service pédiatrique, qui respecte les contrats de travail et aux exigences des quarts de travail. De plus, (Lin et al., 2015b) a généré un horaire de quatre semaines, avec trois quarts de travail par jour de huit heures chacun, pour le personnel d'un service médical, en tenant compte des contraintes réglementaires du travail. Un résumé des articles examinés concernant les caractéristiques de ce problème et les différentes approches de résolution utilisées dans les études précédentes est présenté dans le Tableau 1 (ou RDT : Règlement de travail, P : Préférences, Eq : Équité, D : Déterministe, S : Stochastique, E : Exacte, H : Heuristique, M : Métaheuristique).

Tableau 1:Instances du problème de planification des horaires des médecins

Articles	**Caractéristiques**			**Productivité**		**Demande**		**Modélisation**	**Approche de résolution**		
	RDT	P	Eq	D	S	D	S		E	H	M
(Wang et al., 2007)	✓	✓	✓	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Pasandideh et Behmanesh, 2022)	✓	✓	-	-	-	-	-	GP	✓	-	

(Lin et al., 2015a)	✓	✓	✓	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Koruca et al., 2023)	✓	✓	-	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Hamid et al., 2020)	✓	✓	-	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Carter et Lapierre, 2001)	✓	✓	✓	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Gunawan et Lau, 2010)	✓	✓	-	-	-	-	-	MP	✓	✓	✓
(Gendreau et al., 2007)	✓	✓	✓	-	-	-	-	MP	✓	✓	✓
(Burke et al., 2012)	✓	✓	-	-	-	-	-	IP	-	✓	✓
(Bruni et Detti, 2014)	✓	✓	✓	-	-	-	-	MILP	✓	-	-
(Alharbi et AlQahtani, 2016)	✓		✓	-	-	-	-	-	-	-	✓
(Lin et al., 2015b)	✓	✓	✓	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Topaloglu, 2006)	✓	✓	✓	-	-	-	-	GP	✓	-	-
(Savage et al., 2015)	✓	-	-	✓	-	-	✓	MIP	✓	-	-
(Louis-Martin et al., 2002)	✓	✓	-	-	-	-		CP	-	✓	✓
(Camiat et al., 2021)	✓	✓	✓	-	✓	-	✓	MILP	✓	-	-
(Ganguly et al., 2014)	✓	-	-	✓	-	-	✓	MP	-	-	-
(Sheikhalishahi et al., 2020)	✓	✓	-	-	-	-	-	GP	-	-	-
(Alfadilla et al., 2019)	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓
(Saraswati et al., 2021)	✓	-	-	-	-		-	-	-	-	✓
(Puente et al., 2009)	✓	✓	✓	-	-	-	-	-	-	-	✓
(Zaerpour et al., 2022)	✓	✓	-	-	✓	-	✓	LP	-	-	-

(Rochman et al., 2020)	✓	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	✓
(Ohki, 2018)	✓	-	-	-	-	-	-	MP	-	-	✓
(Kundu et al., 2008)	✓	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	✓
(Leksakul et al., 2014)	✓	-	-	-	-	-	✓	IP	-	-	✓

1.4.4 Préférences des médecins

Un autre aspect clé des problèmes de planification des médecins évoqué dans la littérature est la satisfaction des préférences des médecins puisqu'elle affecte la qualité délivrée. (Erhard et al., 2018) indique que généralement, plus de 60 % des publications considérées impliquent les préférences du personnel et cela incluant les problèmes de planification des horaires des médecins. Différentes formulations et descriptions ont été présentées dans diverses études, par exemple, (Hamid et al., 2020) décrivent les préférences des employés comme un ensemble de quarts de travail indésirables en jours du mois pour chaque employé. (Wang et al., 2007) ont établi un calendrier où les jours de disponibilité préférés des employés et les quarts de travail ont été pris en compte. (Lin et al., 2015b) et (Lin et al., 2015a) ont établi un calendrier de planification de 28 jours où les préférences des employés étaient basées sur le classement des quarts de travail avec trois rangs de préférence : bon, normal ou mauvais, et les employés étaient invités à donner leurs deux jours de congé préférés de chaque semaine. Pasandideh et Behmanesh (2022) ont créé un calendrier de planification d'un mois où les préférences des employés étaient présentées sous forme de liste pour chaque membre du personnel comprenant le jour, sa préférence s'il s'agit d'un jour de repos ou de travail, et le quart de travail préféré. 1, 4/on/night et 5/off sont deux exemples de préférences. (Koruca et al., 2023) ont développé une méthode de planification personnalisée du personnel où les préférences étaient basées sur des heures de début flexibles et le nombre d'heures de travail que chaque membre du personnel souhaitera travailler chaque semaine.

Les préférences font partie des contraintes ergonomiques et ont été appliquées précédemment aux préférences individuelles et/ou à l'ensemble du personnel. Dans la littérature, de nombreuses études les ont classées en différentes catégories (Gendreau et al., 2007):

Durée des séquences de travail: Elle représente le nombre de quarts identiques (c'est-à-dire de quarts de même type) dans une séquence de jours consécutifs, qui doit être comprise dans un intervalle donné.

Schémas de quarts: Sur un nombre donné de jours consécutifs, un ensemble de schémas de quarts décrit ce qu'un médecin préfère faire ou ne pas faire.

Schémas de séquences de quarts: Cette catégorie est similaire aux schémas de quarts, tandis que les schémas sont exprimés sur un nombre fixe de séquences de quarts de travail consécutifs plutôt que sur un nombre fixe de jours consécutifs.

Schémas de séquences d'une durée donnée: Ils sont exprimés à la fois sur le type et la durée des séquences (schémas de séquences de quarts + durée des séquences de travail).

Répartition des quarts: Il s'agit de la répartition des types de quarts et/ou du nombre de quarts de même type.

Le Tableau 2 décrit les différentes préférences relevées dans la littérature.

Tableau 2: Revue de la littérature sur les préférences des médecins

Catégorie	Préférences	Article
Durée des séquences de travail	Avoir au moins N et au plus M quarts de travail consécutifs identiques	(Gendreau et al., 2007)
	Travailler un maximum de M quarts de travail en k jours consécutifs	(Camiat et al., 2021)
	Travailler des jours consécutifs dans l'intervalle [minimum, maximum]	(Gendreau et al., 2007),(Zaerpour et al., 2022), (Camiat et al., 2021)

	Ne pas travailler plus de Wmax quarts de travail nuit/jour/soir	Carter et Lapierre (2001), (Topaloglu, 2006)
	Travailler au moins 14 jours appartenant à des séquences de travail différentes entre deux quarts de nuit	(Gendreau et al., 2007)
	Ne pas travailler deux quarts de nuit consécutifs	(Topaloglu, 2006)
	Ne pas travailler trois quarts de jour consécutifs	(Topaloglu, 2006)
	Ne pas travailler plus de trois quarts de jour consécutifs	(Topaloglu, 2006)
Schémas de travail	Travail de jour/soir/nuit le dimanche si le/la titulaire travaille de jour/soir/nuit le samedi	(Carter et Lapierre, 2001), (Gendreau et al., 2007)
	Travail de nuit au maximum N par séquence de M quarts consécutifs (M>N)	(Gendreau et al., 2007)
	Ne pas travailler selon une séquence non homogène (c.-à-d. de même type de quart) de quatre quarts consécutifs ou hétérogène (c.-à-d. avec changement de type de quart) au cours d'une même période de travail	(Carter et Lapierre, 2001), (Gendreau et al., 2007)
	Ne pas changer de type de quart au cours d'une même période de travail comprenant des quarts de nuit	(Carter et Lapierre, 2001)
Modèles de séquences de quarts de travail	Toutes les deux séquences consécutives de quarts de travail satisfont au principe de rotation vers l'avant (quarts de jour suivis de quarts de soir suivis de quarts de nuit)	(Gendreau et al., 2007)
Schémas de séquences d'une durée donnée	Ne pas travailler de nuit pendant les deux premiers jours suivant son retour de vacances	(Gendreau et al., 2007)
	Avoir au moins N nuits consécutives travaillées avant un jour de repos	(Carter et Lapierre, 2001)
	Prendre deux jours de repos après un quart de jour ou de soir et au moins trois jours de repos après un quart de nuit / Ne pas être affecté à un quart de nuit pendant 20 jours s'il est affecté à N quarts de nuit consécutifs	(Carter et Lapierre, 2001), (Zaerpour et al., 2022)
	Avoir des quarts de nuit ou avoir deux jours de repos après un quart de jour suivi d'un quart de nuit	(Louis-Martin et al., 2002)
	Avoir au moins trois jours de repos après une séquence de trois quarts de nuit / après un	(Louis-Martin et al., 2002)

	nombre consécutif de jours de travail / après une séquence de N nuits	
	Demandes spéciales de congés et planification de travail	(Louis-Martin et al., 2002)
Répartition des quarts	Ne pas travailler sur certains types de quarts / Travailler en quarts de jour plutôt qu'en quarts de soir / Travailler en quarts de soir plutôt qu'en quarts de nuit	(Carter et Lapierre, 2001), (Bruni et Detti, 2014)
	Avoir approximativement le même nombre de quarts de jour que de quarts de soir et de nuit	(Camiat et al., 2021)
	Fournir le nombre minimum/maximum de quarts par période	(Gendreau et al., 2007),(Zaerpour et al., 2022),(Camiat et al., 2021)
	Fournir le nombre minimum/maximum de quarts du même type par période	(Gendreau et al., 2007), (Bruni et Detti, 2014),(LouisMartin et al., 2002), (Zaerpour et al., 2022)
	Prendre 3 quarts de nuit juste après un quart de nuit	(Gendreau et al., 2007),(Louis-Martin et al., 2002),(Zaerpour et al., 2022)
	Établir son propre horaire pendant une période / Indiquer ses préférences de jours de travail	(Gendreau et al., 2007),(Zaerpour et al., 2022)
	Travailler en quarts de jour et en quarts allégés au retour après une longue période de congés	(Carter et Lapierre, 2001)
Quarts de weekend	Avoir au moins un week-end de libre pendant la période de planification/Ne pas travailler tous les weekends	(Bruni et Detti, 2014),(Louis-Martin et al., 2002)
	Travailler en semaine plutôt que le week-end	(Carter et Lapierre, 2001)
	Affecter les quarts du samedi et du dimanche ensemble	(Carter et Lapierre, 2001)
	Travailler deux quarts de week-end sur chaque week-end	(Carter et Lapierre, 2001)
	Travailler un quart de week-end sur chaque week-end	(Louis-Martin et al., 2002),(Carter et Lapierre, 2001)
Répartition des quarts	Ne pas travailler plus de C week-ends consécutifs	(Carter et Lapierre, 2001)

de weekend	Ne pas travailler plus de 2 week-ends consécutifs sur 4	(Zaerpour et al., 2022),(Camiat et al., 2021)
	Ne pas avoir de quarts de weekend pendant deux semaines et avoir d'autres quarts les jours ouvrables habituels si le/la salarié(e) travaille un quart de week-end	(Bruni et Detti, 2014),(Zaerpour et al., 2022)
Jours fériés	Prendre au moins 15 jours de congés consécutifs pendant la période estivale	(Bruni et Detti, 2014)

1.4.5 Équité

L'équité est également un aspect clé des problèmes de planification des horaires des médecins. Elle se définit comme la répartition équitable des quarts de travail de différents types entre les médecins de même niveau de compétence (Gendreau et al., 2007).

Dans des études antérieures, la répartition équitable a été abordée avec différents objectifs: équilibrer les horaires de travail entre les médecins, la charge de travail des quarts ou répartir équitablement les horaires préférés entre les membres du personnel. Par exemple, pour planifier les horaires du personnel d'un service médical hospitalier, (Lin et al., 2015b) visaient à équilibrer les horaires de travail et les horaires préférés des membres du personnel afin d'accroître l'équité entre eux. De plus, (Wang et al., 2007) ont attribué des quarts aux médecins résidents sur une période de planification d'un mois afin de générer un horaire qui équilibre les heures de travail et la charge de travail de chaque quart afin d'équilibrer l'équité entre les médecins résidents. De plus, pour assurer l'équilibre entre les heures de travail et les quarts de travail préférés, un modèle de programmation mathématique a été créé maximisant la satisfaction totale des membres du personnel (Lin et al., 2015a).

1.4.6 Productivité des médecins

La productivité des médecins constitue un pilier essentiel dans les études sur les soins de santé. De nombreuses études ont examiné son impact sur les services d'urgence et différentes méthodes ont été utilisées pour la modéliser. Par exemple, dans (Zaerpour et al., 2022), la productivité des médecins a été prédite par un modèle de régression de Poisson et mesurée par le nombre de nouveaux patients pris en charge

pour chaque heure, appelé taux de patients par heure (PPH). Dans le travail de (Camiat et al., 2021), un indice de productivité a été suggéré aux médecins en fonction de la durée de la consultation des patients et du nombre de patients que chaque médecin peut servir. D'autres études se sont concentrées sur l'affectation des prestataires en fonction de leurs niveaux de compétence. Ganguly et al., (2014) ont considéré que si le niveau de compétence d'un prestataire est désigné comme « I », il peut prendre en charge de manière indépendante des patients dont les niveaux de gravité sont de « I» ou inférieurs. Par ailleurs, lorsque les prestataires ont des niveaux de compétence inférieurs à « I », ils peuvent être assemblés à des équipes de deux individus pour prendre en charge des patients dont les niveaux de gravité sont équivalent à « I ». Cependant, certaines études ont attribué une productivité déterministe à tous les médecins. En particulier, dans (Savage et al., 2015), selon les données historiques de 2011 à 2012, la productivité des médecins était équivalente à 4,1 patients par heure dans le secteur des soins actifs par les médecins de soins actifs, à 5,9 patients par heure dans la clinique accélérée par les médecins de soins actifs et à 2 patients par heure dans la clinique accélérée par les médecins de soins actifs.

1.4.7 Demande des patients

Les services d'urgence sont essentiels pour fournir des soins médicaux rapides et efficaces aux personnes souffrant de problèmes médicaux. En raison de la surpopulation et de l'augmentation de la demande de patients à laquelle les services hospitaliers ont été confrontés ces dernières années, la douleur et la souffrance se sont prolongées, et les temps d'attente et les taux d'insatisfaction augmentent considérablement. Différentes études ont abordé ce problème et certaines d'entre elles ont pris en compte les niveaux d'acuité des patients qui varient de 1 (le plus urgent) à 5 (le moins urgent) en fonction de l'échelle canadienne de triage et d'acuité, dans le but de répondre efficacement à la demande des patients en modélisant leurs taux d'arrivée (Zaerpour et al., 2022). Une étude sur la distribution de la demande des patients pour chaque période a été mené, à l'aide de données historiques et du niveau d'acuité des patients, pour estimer la durée pour laquelle les patients ayant un niveau d'acuité donné auraient besoin pour obtenir le traitement (Ganguly et al., 2014). Une

autre méthode a été suggérée en appliquant une méthodologie en deux étapes pour prédire la demande des patients. Dans la première étape, une prévision sur le nombre total de patients arrivant chaque jour pendant la période de la planification a été effectué à l'aide d'un modèle de séries chronologiques décomposables. Ensuite, la distribution de la demande sur les périodes quotidiennes a été déterminée à l'aide d'un modèle de distribution intra journalière et de données historiques (Camiat et al., 2021). Dans le travail de (Savage et al., 2015), une estimation des taux d'arrivée des patients a été appliquée en ajustant des modèles additifs généralisés de Poisson aux données d'arrivée historiques qui permettent de déterminer si les tendances des taux d'arrivée varient d'un jour à l'autre, entre les jours de semaine et les week-ends, et si les week-ends fériés influencent la demande des patients. Dans d'autres études, la demande des patients a été modélisée comme incertaine et stochastique et le nombre de patients varient en fonction de l'heure (Zaerpour et al., 2022). Ainsi, de nombreuses autres méthodes ont été appliquées dans la littérature pour prévoir la demande des patients au sein des services d'urgences telles que les modèles autorégressifs à moyenne mobile intégrée, les modèles autorégressifs vectoriels multivariés, les modèles de régression linéaire et non linéaire, les modèles de régression de Poisson et les réseaux de neurones artificiels (Camiat et al., 2021).

1.4.8 Charge de travail des médecins

Les services d'urgence sont caractérisés par l'imprévisibilité où les patients, ayant souvent des besoins médicaux divers et complexes, arrivent à tout moment de la journée. C'est là que les médecins interviennent le plus rapidement possible afin de répondre à leurs besoins et parfois, de prendre des décisions qui peuvent sauver des vies. Cependant, avec une demande de patients toujours croissante et avec une capacité limitée des services d'urgence, les risques d'effets indésirables et de problèmes critiques apparaissent ce qui a un impact, à la fois, sur les soins aux patients et sur le fonctionnement du système de santé (Levin et al., 2006). Cette situation conduit souvent à une diminution de la qualité des soins, à des temps d'attente prolongés et à une pression accrue sur les prestataires de soins de santé (Solberg et al., 2003). Cette situation est décrite comme trépidante. Le stress professionnel et la dépression chez les médecins en raison des contraintes de temps,

des décisions critiques, de la dissonance entre le prestataire et le patient, et du stress du patient étant extrêmement élevés par rapport aux autres spécialistes médicaux. Dans des recherches antérieures, les prestataires des services d'urgence sont particulièrement vulnérables à l'épuisement professionnel, un phénomène complexe qui se manifeste par une série de symptômes, notamment une fatigue accablante, un sentiment généralisé de cynisme et de détachement vis-à-vis du travail, ainsi qu'un profond sentiment d'inefficacité et d'absence d'accomplissement. De plus, les médecins qui travaillent dans les services d'urgence assument une charge de travail particulièrement exigeante qui englobe un large éventail de responsabilités et de défis. La présence d'une grande variété de tâches complexes et des multitâches continus, accompagné d'une incertitude de la demande et de pressions de production, peut contribuer au risque plus élevé d'erreurs constaté dans les services d'urgence. La charge de travail est également l'un des principaux facteurs de stress aux urgences et ses niveaux élevés ont été suggérés comme une source d'erreurs (Levin et al., 2006). De plus, les services d'urgence surchargés exercent une pression sur les ressources, perturbent le flux de travail et nuisent au moral du personnel, ce qui peut entraîner un épuisement professionnel (Watson et al., 2019). En outre, la nature stochastique des arrivées aux services d'urgence, associée à une demande toujours croissante, n'a pas seulement un impact sur les services de santé et les prestataires de soins au sein des services d'urgence, mais affecte également de manière significative l'utilisation des services de santé en dehors de ces services. Une étude récente réalisée en 2022 s'est penchée sur cette question en examinant l'impact de la charge de travail des médecins des urgences sur les événements de soins après la sortie de l'hôpital (Soltani et al., 2022). Les résultats soulignent qu'à mesure que la charge de travail des médecins augmente, il y a une tendance aux sorties précoces des patients, ce qui compromet la qualité des services et accroît la nécessité de soins post-hospitalisation. Avec une charge de travail accrue, les médecins ont moins de temps pour interagir directement avec les patients, ce qui entraîne une augmentation des demandes de tests diagnostiques comme moyen d'alléger temporairement la charge de travail en attendant les résultats. Mais, cette augmentation des tests diagnostiques varie en fonction du statut des patients, incluant ceux qui quitteront le

service des urgences après traitement et ceux qui seront admis à l'hôpital après traitement. Pour les patients sortis de l'hôpital, il y a une augmentation des tests, tandis que pour les patients admis, les tests peuvent avoir lieu dans l'unité d'hospitalisation, ce qui entraîne une diminution du nombre de tests demandés aux urgences pour ces patients. De plus, lorsque les médecins gèrent plusieurs tâches et faire face à des interruptions, le risque d'erreurs de diagnostic et de traitement augmente, ce qui peut entraîner des complications et nécessiter des soins supplémentaires. Par conséquent, à mesure que l'intensité des soins augmente au sein du service des urgences, on observe une augmentation correspondante des événements survenus après la sortie de l'hôpital, ce qui nécessite un suivi des résultats pour assurer la continuité des soins. Dans cet environnement chaotique, il devient impératif de relever les défis liés à la surpopulation des services d'urgence et d'évaluer avec précision la charge de travail des médecins afin de préserver l'efficacité de la prestation des soins de santé d'urgence. Le concept de charge de travail a été défini de manière variable dans la littérature, reflétant ainsi une diversité de perspectives et d'approches, notamment représenté par: le nombre d'heures de service requises pour effectuer les tâches nécessaires (Dubinsky, 2012); le nombre de patients auxquels un médecin a été affecté avant une période donnée et qui sont toujours aux urgences (Soltani et al., 2022); la demande et la complexité des soins de patients qui a été fournis par les urgences au cours d'une période donnée (Solberg et al., 2003), la portion de la capacité limitée des opérateurs réellement requise pour effectuer une tâche particulière puisque les êtres humains ont une quantité fixe de capacité de traitement et que la complexité d'une tâche est corrélée au niveau de capacité de traitement du médecin qui est nécessaire pour obtenir une performance satisfaisante (Levin et al., 2006). En ce qui concerne la gestion de la charge de travail, diverses études ont examiné la mesure de la répartition de la charge de travail entre les médecins au sein des services d'urgence afin d'analyser ses tendances et de la caractériser pendant différents quarts de travail. Par exemple, l'étude (Levin et al., 2007) a identifié les facteurs clés influençant la répartition de la charge de travail des différentes équipes de médecins du département d'urgence, notamment le nombre total de patients qui sont sous les soins du médecin, la complexité et la gravité de

l'état de ces patients et le niveau de formation et d'expérience du médecin. Ces facteurs jouent un rôle crucial dans la détermination de la répartition de la charge de travail entre les équipes de médecins pendant les différents quarts de travail. Dans ce contexte, diverses méthodologies ont été utilisées. Par exemple, à l'hôpital Waitakere d'Auckland, en Nouvelle-Zélande, les données historiques sur les admissions et les modèles de parcours des patients ont été utilisés pour développer un modèle de programmation mixte en nombres entiers visant à minimiser les disparités de charge de travail entre les différentes équipes au cours de la période de planification (Adams et al., 2019), (Adams et al., 2017). De même, (France et Levin, 2006) ont proposé une formule mathématique pour la charge de travail basée sur les niveaux d'acuité des patients (où le niveau 1 correspond à une intervention immédiate et vitale requise sans délai et le niveau 5 correspond aux patients non urgents), où le nombre de patients est multiplié par l'ordre inverse des valeurs d'acuité. De plus, une étude menée dans un hôpital universitaire aux Pays-Bas s'est concentrée sur le développement d'une méthode de gestion de la charge de travail des infirmières dans les services hospitaliers, en s'efforçant d'obtenir une meilleure adéquation entre le personnel infirmier requis et celui alloué. Cette méthode de gestion de la charge de travail comprend plusieurs étapes : tout d'abord, l'identification des caractéristiques des patients ayant un impact sur le temps de soins en utilisant l'étude Delphi ; Puis, la réalisation d'une étude d'échantillonnage du travail pour comprendre comment les infirmières passent leur temps. Ensuite, l'estimation du temps de soins requis en utilisant des données provenant à la fois des perspectives des infirmières et des patients et le calcul des ressources infirmières totales requises. Après cela, l'estimation du temps de soins alloué en fonction du nombre d'infirmières et de leur compétence. Enfin, l'estimation de la charge de travail des infirmières en comparant le temps de soins alloué et requis, et la valider à l'aide du « Questionnaire sur l'expérience et l'évaluation du travail » pour aligner les charges de travail perçues et estimées (Van Den Oetelaar et al., 2016). Les diverses sources de littérature référencées ci-dessus soulignent l'importance primordiale d'équilibrer les charges de travail des médecins. Cet équilibre a des implications importantes tant pour les prestataires de soins de santé que pour les patients, nécessitant une réflexion

approfondie et une planification méticuleuse pour garantir des résultats optimaux pour toutes les parties prenantes concernées. Cet effort améliore non seulement la sécurité et la satisfaction des patients, mais favorise également un environnement de travail plus sain et plus durable pour les prestataires de soins de santé. Bien que les recherches antérieures se soient principalement concentrées sur la maximisation du débit des patients pour remédier aux disparités entre l'offre et la demande (Camiat et al., 2021), (Zaerpour et al., 2022), (Ganguly et al., 2014), (Savage et al., 2015), peu d'attention a été accordée à la planification des horaires des médecins aux services d'urgence en tenant compte l'équilibre de la charge de travail (Adams et al., 2019). Néanmoins, la gestion efficace de la charge de travail des médecins demeure un enjeu majeur.

1.4.9 Planification stochastique des horaires des médecins

La planification et la gestion des ressources dans le secteur de la santé, notamment aux urgences, constituent un défi majeur, car de nombreux facteurs stochastiques interviennent, que ce soit dans la productivité des médecins et/ou dans la demande des patients, tels que l'arrivée des patients, leur niveau d'urgence et les délais de service incertains (Wang et Demeulemeester, 2023). La prise en compte de la nature incertaine du problème permet d'apporter une solution plus robuste et d'aligner l'approche sur des situations réelles. De nombreux articles scientifiques publiés jusqu'en 2021 ont été étudiés dans (Wang et Demeulemeester, 2023), mettant en évidence les différentes méthodes développées pour améliorer l'efficacité des systèmes de santé. L'optimisation par simulation (SO) est une approche utile et flexible. Grâce aux simulations stochastiques, l'objectif visé est optimisé, sous réserve de contraintes. L'optimisation par simulation est utilisée dans de nombreux domaines pour améliorer la prise de décision et résoudre des problèmes complexes tels que les opérations et la fabrication, le transport et la logistique, la médecine et la biologie, l'informatique et l'ingénierie (Amaran et al., 2016). Un problème d'optimisation de simulation général peut être représenté par la Formule (1) où f est une fonction coût dépendant de décisions, x,y et d'un aléa w:

$$\min E_w[f(x, y, w)] \quad (1)$$

Une partie de ce travail se concentre sur la planification stochastique des horaires des médecins dans les services d'urgence en tant que service de santé et explore les différentes méthodes employées dans ce contexte. Afin d'élargir le champ de recherche, nous avons élargi le champ d'investigation, en incluant non seulement les médecins et les services d'urgence, mais aussi tous les prestataires de soins et les centres de santé. Une approche de programmation stochastique en deux étapes a été mise en œuvre au sein d'un centre de contrôle sanitaire iranien afin de planifier les quarts de travail des prestataires de soins de différents niveaux de compétences (Shirneshan et al., 2023). L'objectif est de minimiser les coûts d'affectation de ces prestataires à des quarts réguliers, basés sur des contrats, et les heures supplémentaires, en raison d'une demande accrue et incertaine. La première étape consistait à affecter les prestataires de soins à des quarts de travail tout en minimisant les coûts du travail régulier. Dans l'étape suivante, le modèle de planification stochastique a été ajusté pour tenir en compte des heures supplémentaires. Le modèle a été résolu par la méthode d'approximation moyenne de l'échantillon (SAA) et l'échantillon aléatoire pour la phase de validation a été généré par les méthodes d'échantillonnage de MonteCarlo et d'hypercube latin. Une comparaison des performances entre ces deux méthodes a ensuite été réalisée, montrant que la méthode d'échantillonnage par hypercube latin présente une variance inférieure à l'autre. Dans (El-Rifai et al., 2015), un modèle d'optimisation stochastique pour la planification des équipes dans un service d'urgences pédiatriques du Centre Hospitalier Universitaire (CHU) de Lille, en France, a été développé pour les médecins et les infirmières. Il vise à minimiser le temps d'attente total attendu par des patients au sein du service d'urgence tout en tenant en compte les incertitudes liées à l'arrivée des patients et à leur durée de service. La nature stochastique du problème a été traitée à l'aide de SAA avec des scénarios d'échantillonnage générés à partir des données de l'hôpital et résolus par IBM ILOG CPLEX 12.5. Une étape de validation des planifications générées par le modèle d'optimisation a été réalisée à l'aide d'une simulation à événements discrets, et une évaluation de la robustesse et de la flexibilité

a également été analysée pour conclure que le modèle d'optimisation stochastique proposé améliore efficacement la planification des équipes dans les services d'urgence. Une structure de planification des médecins à deux niveaux a été étudié dans (Tohidi et al., 2021) au sein d'une polyclinique ambulatoire de traitement du cancer à Montréal, au Canada. L'objectif était, premièrement, de maximiser le nombre de patients pris en charge en tenant en compte de l'incertitude liée à leur nombre d'arrivées et en utilisant un algorithme de plan de coupe ad-hoc. Deuxièmement, l'objectif était de résoudre le problème stochastique de planification des médecins. La sortie du niveau 1 sert comme une entrée au niveau 2, où le nombre de patients par quart est déterministe et connu au début du niveau 2. L'objectif du deuxième niveau est de minimiser le coût total des médecins en tenant en compte de la variabilité de leurs temps de traitement. L'approche de résolution SAA a été utilisée grâce à la technologie Concert de CPLEX 12.7.0 et la validation a été réalisée par simulation de Monte-Carlo. Dans (Niroumandrad et Lahrichi, 2018), un algorithme d'optimisation métaheuristique stochastique a été présenté pour déterminer un calendrier cyclique hebdomadaire minimisant la durée du prétraitement au Centre Intégré de Cancérologie de Laval, à Montréal. Le modèle stochastique prend en compte les incertitudes liées aux jours d'arrivée, aux profils et aux types de cancer, modélisés respectivement par une distribution de Poisson, une distribution de Bernoulli et des données historiques. La recherche tabu stochastique a été exécutée sur plusieurs scénarios (de 1 à 50) avec différentes combinaisons d'instances afin de retenir la meilleure solution pour chaque cas, minimisant le coût moyen sur l'ensemble des scénarios. Un test de qualité de la solution générée a ensuite été réalisé en générant 40 scénarios supplémentaires et en évaluant le coût du calendrier pour chaque instance. Il a été conclu que la performance de la recherche tabou stochastique dépend de la taille du problème. Un modèle de programmation stochastique en deux étapes prenant en compte les incertitudes liées aux profils d'arrivée des patients a été développé dans (Marchesi et al., 2020), utilisant l'approximation de la moyenne d'échantillon et visant à générer des plannings de médecins tout en minimisant le nombre de patients en attente et le temps d'attente. L'échantillonnage de Monte-Carlo et l'échantillonnage d'hypercube latin ont été utilisés pour générer des scénarios

complexes, et le logiciel Arena a été utilisé comme outil de simulation d'événements discrets pour tester et valider le modèle sur deux études de cas réelles. La méthode a montré d'excellents résultats en termes de réduction de la longueur des files d'attente et des temps d'attente. De plus, une analyse de sensibilité a démontré la robustesse du modèle. Dans (Dehnoei, 2020), l'objectif était de planifier les membres du personnel dans les cliniques d'hospitalisation tout en minimisant le coût des horaires et en tenant compte du caractère aléatoire des arrivées et des sorties des patients. La méthode Vanilla SAA et la simulation de Monte-Carlo ont été utilisées pour résoudre le problème d'optimisation stochastique en testant différentes combinaisons de paramètres. Il a été constaté que la meilleure combinaison pour le nombre initial de scénarios, la taille de l'ensemble de validation et le nombre de réplications était respectivement de 1000, 5000 et 10. Pour évaluer davantage la robustesse et l'efficacité du modèle, des divers paramètres ont été testés en faisant varier des paramètres de la clinique tels que le nombre de lits et de membres du personnel, et en considérant quatre scénarios d'arrivée de patients différents (processus d'arrivée uniforme et de Poisson avec des paramètres variables). Les résultats ont montré que les horaires générés par le modèle proposé étaient significativement plus performants que ceux des approches déterministes. Afin de minimiser l'inadéquation entre la demande des patients et le service fourni par un service d'urgences à Calgary, en Alberta, au Canada, tout en tenant compte du caractère aléatoire des arrivées de patients et de la productivité par heure des médecins, (Zaerpour et al., 2022) a développé une approche de programmation stochastique en deux étapes. Ils ont utilisé des méthodes comme l'approximation de la moyenne d'échantillon, l'échantillonnage de Monte Carlo et la méthode en forme de L pour résoudre le problème efficacement, ce qui a entraîné une réduction de 13 % des temps d'attente moyens aux urgences. Une autre étude a été menée au sein du service de chirurgie cardiaque de l'hôpital Razavi afin de planifier efficacement les infirmières tout en minimisant les coûts d'affectation des heures régulières et supplémentaires. Les incertitudes liées à ce problème étaient représentées par la demande et la durée de séjour des patients au fil du temps, leurs distributions étant déterminées à partir de données historiques. Grâce à la méthode SAA, ils ont conclu

que le modèle stochastique surpassait le modèle déterministe. Un résumé des distributions utilisés pour modéliser les différents critères de ce problème est présenté dans le Tableau 3:

Tableau 3: Résumé des distributions

Article	Incertitude	Distribution
(Shirneshan et al., 2023)	Demande des patients	Uniforme
(Marchesi et al., 2020)	Arrivé des patients	Poisson
(Dehnoei, 2020)	Demande des patients	Uniforme/Poisson
(Niroumandrad et Lahrichi, 2018)	Jours d'arrivée	Poisson
	Profil des patients (curatifs / palliatifs)	Distribution de Bernoulli
(El-Rifai et al., 2015)	Arrivé des patients	Poisson
	Temps du service	Exponentielle
(Marchesi et al., 2025)	Arrivé des patients	Poisson
(Chouba et al., 2019)	Taux d'arrivé des patients	Exponentielle

1.5 Approches de résolution

Dans la littérature traitant des problèmes de planification du personnel de santé (y compris les problèmes de planification des médecins), diverses approches de résolution ont été explorées, présentant divers méthodologies et stratégies.

1.5.1 Méthodes exactes

Certaines études ont mis l'accent sur l'utilisation de méthodes exactes qui cherchent des solutions optimales. Ces méthodes garantissent la recherche d'au moins une solution optimale pour le problème étudié après une durée indéterminée (Little et Choudhury, 2022). En conséquence, les méthodes exactes englobent des techniques mathématiques fondamentales, y compris, mais sans s'y limiter, la programmation linéaire, la programmation non linéaire, la programmation mixte en nombres entiers, la programmation par objectifs et la programmation dynamique (Mansini et Zanotti, 2020). Différentes techniques ont été appliquées pour résoudre le problème de

planification des médecins dans les services d'urgence, telles que la technique de génération de colonnes et l'approche de programmation par contraintes qui ont été appliquées comme des approches exactes visant à créer des horaires pour les médecins satisfaisant à la fois les contraintes des ressources et les exigences du département (Gendreau et al., 2007).

1.5.2 Méthodes approximatives

En revanche, le problème de planification des médecins s'est avéré NP-difficile dans de nombreux travaux de littérature tels que (Hidayati et al., 2018) et (Alharbi et AlQahtani, 2016). En raison de l'impossibilité d'utiliser des méthodes exactes dans les problèmes NP-difficiles qui ont une croissance exponentielle ou pire à mesure que l'échelle augmente, les approches par méthodes approximatives peuvent fournir des solutions quasi optimales dans un délai raisonnable. Ces approches approximatives sont divisées en deux catégories. La première catégorie concerne les méthodes heuristiques qui offrent un compromis entre le temps et la qualité de la solution. Elles fournissent des solutions quasi optimales beaucoup plus rapidement tout en traitant des objectifs complexes, sans garantir la solution optimale (Little et Choudhury, 2022). Quelques exemples d'heuristiques qui ont été appliquées dans des études de littérature antérieures sont l'algorithme Hill-Climbing (Gunawan et Lau, 2010) et la recherche locale (Rousseau et al., 2002). La deuxième catégorie concerne les algorithmes métaheuristiques qui sont des méthodes spécialisées visant à résoudre des problèmes classés comme NP-difficile. Généralement, ces approches sont utilisées lorsque les heuristiques traditionnelles ne parviennent pas à résoudre le problème donné (Ernst et al., 2004). Ils optimisent le problème en améliorant une solution candidate de manière itérative en fonction d'une mesure de qualité donnée et sont divisés en deux catégories (Boussaïd et al., 2013): les métaheuristiques basées sur la population telles que l'algorithme génétique (Kundu et al., 2008), (Rochman et al., 2020), (Ohki, 2018), et l'algorithme de Keshtel (Hamid et al., 2020) et les métaheuristiques basées sur la trajectoire, à savoir la recherche taboue (Gendreau et al., 2007), (Hamid et al., 2020), (Carter et Lapierre, 2001) et le recuit simulé (Burke et al., 2012), (Kundu et al., 2008).

1.6 Conclusion

Les problèmes de planification des personnels de santé, plus particulièrement des médecins aux urgences, font l'objet d'une attention croissante de la part des chercheurs depuis plusieurs décennies en raison de leur impact sur la qualité et les services de santé. Ce premier chapitre offre un aperçu des problèmes de planification du personnel et une analyse complète des problèmes de planification des horaires des médecins en définissant leurs instances, en proposant des méthodes de résolution et en présentant une analyse approfondie des études antérieures. Le chapitre suivant se concentre sur l'énoncé du problème et la présentation de sa formulation mathématique.

2. PRÉSENTATION DU PROBLÈME ET FORMULATION MATHÉMATIQUE

2.1 Introduction

Le dilemme auquel sont confrontés les services d'urgence ne concerne pas seulement la planification des horaires des médecins pour une période donnée, mais aussi l'équilibrage de leurs performances et la satisfaction de leurs préférences et des demandes des patients. Ce type de problème a récemment attiré l'attention des chercheurs en raison de sa complexité et de nombreux modèles mathématiques ont été appliqués.

Ce projet est divisé en trois cas d'étude ayant chacun un objectif différent tout en tenant en compte de certaines spécifications communes.

Dans ce chapitre, on commence par énoncer le problème en mettant en évidence la problématique, les hypothèses et l'objectif général. Nous avons ensuite présenté les différents cas d'étude et leurs spécifications. On finit par une formulation mathématique ou on présente les différentes contraintes et fonctions objectives.

2.2 Présentation du thème

Cette section commence par la problématique à laquelle il répond est présentée. Ensuite, les hypothèses prises en considération sont définies, et enfin, l'objectif général est exposé.

2.2.1 Problématique

Les patients des services d'urgence doivent pouvoir accéder aux soins dans des délais appropriés afin de recevoir le traitement adéquat au bon moment. Cependant, les ressources humaines limitées et une planification inefficace entraînent une gestion sous optimale des opérations en milieu d'urgence. Le déséquilibre croissant entre la demande de soins et la capacité réelle des services d'urgence, accentué par la croissance démographique, nuit à la satisfaction des patients autant qu'à celle des médecins.

Les gestionnaires de ces services font face à de nombreux défis, notamment des temps d'attente prolongés et des contraintes budgétaires. Ils sont ainsi appelés à

optimiser l'utilisation des ressources disponibles afin de réduire la souffrance des patients, d'améliorer la qualité des soins et la performance des services, tout en favorisant de meilleures conditions de travail et une plus grande satisfaction chez les médecins.

2.2.2 Hypothèses

Dans le cadre de cette étude, nous présentons les différentes hypothèses du problème. Ces hypothèses constituent un cadre incontournable dans lequel la planification doit s'inscrire pour garantir la faisabilité et l'efficacité des horaires des médecins générés. Ils sont établis à partir des observations préliminaires issues de la littérature existante et il est essentiel de s'assurer que ces hypothèses soient bien respectées avant toute élaboration d'horaire.

Hypothèse 1 : Tous les quarts de travail doivent être remplis.

Hypothèse 2 : Un seul médecin est affecté par quart de travail.

Hypothèse 3 : Un médecin ne peut pas être affecté plus qu'une seule fois par jour.

Hypothèse 4 : Un médecin affecté à un quart de travail de soir pour un jour donné, ne peut pas être affecté pour un quart de travail de nuit dans le même jour et un quart de travail de jour le lendemain.

Hypothèse 5 : Un médecin affecté à un quart de travail de nuit pour un jour donné, ne peut pas être affecté pour un quart de travail de jour ou de soir le lendemain.

Hypothèse 6 : Les médecins sont affectés en se basant sur leurs disponibilités.

2.2.3 Objectif général

Ce projet se concentre sur la planification des horaires des médecins au sein du service d'urgence visant à créer des plannings en affectant des médecins à des quarts de travail afin d'améliorer la performance des systèmes de santé. Trois cas d'étude se sont mis en place visant à appliquer et évaluer de différents objectifs et des

modèles de planification des horaires des médecins dans les services d'urgence pour maximiser la couverture des patients et d'équilibrer la performance des médecins.

2.3 Présentation des cas d'étude

Cette étude porte sur le problème d'horaire des médecins au service d'urgence de l'hôpital de Rouyn-Noranda situé au Québec, Canada. Le service d'urgence du problème étudié est composé de différents prestataires de soins de santé. Cependant, cette étude porte uniquement sur les médecins et un remplaçant et leur affectation sur les quarts de travail en tenant compte des diverses contraintes. Le service d'urgence fonctionne 24 heures sur 24, 7 jours sur 7, ce qui nécessite que les services médicaux soient disponibles à tout moment. L'horizon de planification s'étend sur un mois, chaque jour étant divisé en trois quarts de travail équitables de 8 heures. Les quarts de nuit, de jour et de soir commencent à 23h, 7h et 7h jusqu'à 15h, 15h et 23h respectivement. Des patients de différents niveaux d'acuité arrivent au service d'urgence où la demande est à la fois variable et imprévisible. Contrairement aux rendez-vous programmés, les patients des urgences ne peuvent pas prendre des rendez-vous à l'avance et peuvent arriver à n'importe quelle heure, ce qui rend le taux d'arrivées fluctuant considérablement tout au long de la journée. La productivité des médecins varie également en fonction de leurs performances individuelles. La disponibilité des médecins est supposée être spécifique à chaque individu et est initialement fournie. Dans les services d'urgence, la planification des horaires des médecins constitue un enjeu essentiel pour maximiser le nombre de patients traités, dans un contexte où les arrivées sont imprévisibles et suivent un processus stochastique. Toutefois, afin de répondre également aux attentes des médecins, cette maximisation peut intégrer d'autres objectifs, tels que l'équilibrage de la charge de travail et la prise en compte des préférences individuelles. Ainsi, ce projet traite différents cas d'étude dans lesquels les objectifs sont hiérarchisés selon des priorités distinctes, bien que chacun d'eux contribue de manière significative à la qualité des soins et à la durabilité des pratiques professionnelles. Ainsi, comment peut-on résoudre ce problème en appliquant des métaheuristiques pour planifier des horaires pour les médecins tout en répondant aux différents objectifs afin de garantir une gestion des quarts de travail à la fois efficace et durable ?

2.3.1 Cas d'étude 1: Maximisation du nombre de patients traités

Le premier cas d'étude concerne principalement la maximisation du nombre de patients traités tout en prenant en considération l'équilibrage de la charge de travail des médecins ainsi que leurs préférences. Les objectifs spécifiques associés à ce cas d'étude sont exposés et décrits comme suit:

- Création des scénarios qui intègrent les préférences des médecins dans la planification, afin d'améliorer la satisfaction au travail tout en maintenant la qualité des soins.
- Création des scénarios qui prennent en compte l'équilibrage de la charge de travail quotidienne des médecins pour assurer une performance stable.
- Appliquer des métaheuristiques (AG et RDA) comme approches de résolution.
- Évaluer l'efficacité de chaque scénario avec chaque méthode de résolution en termes de maximisation des patients traités, de satisfaction des médecins et d'équilibre de la charge de travail.

Pour ce premier cas d'étude, les patients arrivent aux urgences selon la loi de Poisson, avec une moyenne de 4 patients par heure. Le taux d'arrivée des patients (A_{hsd}) est stochastique et varie d'un jour à l'autre et de l'heure. Chaque patient nécessite une consultation d'une durée minimale de 15 minutes et maximale de 30 minutes, selon son état. Dans ce contexte, une hypothèse a été formulée concernant les productivités des médecins (ou la planification concerne 9 médecins): la productivité des médecins varie de 2 à 4 patients par heure, selon la demande et la performance du médecin. Il a été supposé que chaque médecin dispose d'une performance déterministe, représentant le nombre de patients qu'il peut traiter par heure (entre 2 et 4). Cette performance est attribuée à l'avance à chaque médecin et considérée comme constante tout au long de la période de planification. De plus, les préférences des médecins ont été bien définit pour chaque médecin parmi les 9 médecins comme présenté dans le Tableau 4.

Tableau 4: Préférences des médecins

Médecin	Préférence
Médecin 1	Préfère éviter les quarts de travail du soir si possible, souhaite travailler la nuit pendant la semaine (c.-à-d. du lundi au vendredi) avec un maximum de 2 quarts de nuit par mois
Médecin 2	Préfère éviter les quarts de jour, acceptable pour travailler deux séries de nuits dans le mois mais avec un maximum de 6 nuit consécutif
Médecin 3	Préfère travailler 3 séries de quarts de travail consécutifs si possible (c.-à-d. 3 quarts de jour, 3 quarts de soir et 4 quarts de nuit) avec des pauses entre les séries
Médecin 4	Idéalement, avoir 1 série de 5 quarts de nuit, acceptable jusqu'à 7 nuits consécutives
Médecin 5	Préfère condenser ses quarts de travail pour avoir 1 semaine par mois où elle peut rendre visite à sa famille

Comme ce problème vise principalement la maximisation du nombre de patients traités en intégrant des objectifs secondaires. Le Tableau 5 présente l'ordre de priorités des différents objectifs.

Tableau 5: Priorité des objectifs - Cas d'étude 1

Objectif	Priorité
Minimiser les violations de la couverture des patients (maximisation du nombre de patients traités)	1
Minimiser les violations de l'équilibrage	2
Minimiser les violations des préférences des médecins	3

2.3.2 Cas d'étude 2 : Maximisation de l'équilibre de la charge de travail des médecins

L'objectif du deuxième cas d'étude est, premièrement, d'équilibrer la charge de travail des médecins en minimisant les écarts entre leur charge de travail et les violations de

l'équité, tout en respectant les exigences du département d'urgence, et deuxièmement, d'étudier l'effet de cet équilibre sur la maximisation du nombre de patients traités. Pour répondre à cette problématique, divers objectifs ont été définis comme le montre le Tableau 6.

Tableau 6: Objectifs - Cas d'étude 2

Objectif	Description
B1	Maximiser l'équilibrage de la charge de travail quotidienne des médecins
B2	Maximiser l'équilibrage d'affectation des weekends
B3	Maximiser l'équilibrage du nombre total des quarts de travail
B4	Maximiser l'équilibrage des quarts de travail de nuits
B5	Minimiser le nombre de patients non traités

Les objectifs spécifiques associés à ce cas d'étude sont exposés et décrits comme suit:

- Création d'un scénario qui prend en compte l'équilibrage de la charge de travail quotidienne des médecins pour assurer une performance stable.
- Création d'un scénario qui intègre l'équilibrage de la charge de travail des médecins et les critères d'équité.
- Création d'un scénario qui intègre seulement le nombre de patients non traités Appliquer des métaheuristiques, notamment AG et RDA, individuellement, avec l'ajout d'une recherche locale, ainsi qu'une combinaison GA+RDA comme approches de résolution.
- Évaluer l'efficacité de chaque scénario avec chaque méthode de résolution.

De plus, pour ce cas d'étude, il a été supposé que chaque médecin dispose d'une performance déterministe, représentant le nombre de patients qu'il peut traiter par heure (entre 2 et 4) comme le cas d'étude précédent.

2.3.3 Cas d'étude 3: Maximisation de l'équilibre de la charge de travail des médecins avec critères stochastiques

Le troisième cas d'étude reprend les éléments du deuxième, tout en y intégrant des critères stochastiques supplémentaires. Il s'agit notamment de la performance des médecins, du nombre d'arrivées des patients ainsi que de leur niveau d'urgence, lequel influence directement le temps de traitement.

À ce stade, l'hypothèse principale consiste à modéliser la performance des médecins sous forme de pourcentage. Par exemple, pour un patient nécessitant 60 minutes de traitement, un médecin ayant une performance de 75 % mettrait approximativement 80 minutes à le traiter.

Les objectifs spécifiques de ce cas d'étude sont les suivants:

- Identifier les distributions aléatoires associées à la performance des médecins, à l'arrivée des patients et à leurs niveaux d'urgence.
- Mettre en place une méthode d'évaluation basée sur la génération de scénarios à l'aide de l'approche SAA et de la simulation Monte Carlo.
- Appliquer l'algorithme génétique, ainsi que l'AG combiné avec des méthodes de recherche locale, comme approches de résolution.

2.3.4 Solution

Pour résoudre le problème étudié avec sa complexité plus élevée, nous avons opté pour la mise en œuvre de l'algorithme génétique, l'algorithme du cerf rouge et des méthodes de recherche locales qui renvoient une solution approximative au problème d'optimisation. Le Tableau 7 présente un sommaire pour les différents cas d'étude et leurs approches de résolution.

Tableau 7: Sommaire des différents cas d'étude et leurs approches de résolutions

Cas d'étude	Approche de résolution				
	AG	**RDA**	**LS**	**MCS**	**SAA**
B1	✓	✓			
B2	✓	✓	✓		
B3	✓		✓	✓	✓

2.4 Formulation mathématique

2.4.1 Notations

Dans cette section, une description complète des paramètres d'entrée et des variables de décision du problème a été fournie, offrant des informations et des spécifications détaillées pour chaque composante. Le Tableau 8 regroupe les paramètres d'entrée et le Tableau 9 présente les variables de décision.

Tableau 8: Paramètres d'entrée

Nom	Type	Définition
n	Entier	Nombre de jours de l'horizon de planification
D	Ensemble	Ensemble du nombre de jours de la période de planification (mois)
d	Entier	Jour du mois dans D
S	Ensemble	Ensemble de quarts par jour (c.-à-d. 0 : quart de nuit, 1 : quart de jour, 2 : quart de soir)
S_D	Ensemble	Ensemble de quarts de jour
S_N	Ensemble	Ensemble de quarts de nuit
S_E	Ensemble	Ensemble de quarts de soir
s	Entier	Nombre de quarts par jour ($s \in S$)
H	Ensemble	Ensemble d'heures par jour de 1 à 24
h	Entier	Heure du jour dans H

R	Entier	Nombre de remplaçants
K	Ensemble	Ensemble du nombre total de médecins
k	Entier	Nombre de chaque médecin (c.-à-d. 1 désigne le médecin 1, 2 désigne Médecin 2, ..., K)
P_k	Réel	Performance du médecin k
A_{hsd}	Entier	Arrivée de patients par heure h pour le quart s du jour d
p	Entier	Nombre du patient qui souhaite recevoir un traitement
m_h	Entier	Nombre maximal de patients traités par heure
n_h	Entier	Nombre minimal de patients traités par heure
Nhs	Entier	Nombre d'heures par quart égal à 8 heures
w_1	Entier	Poids des contraintes dures
w_2	Réel	Poids de la couverture des patients
w_3	Réel	Poids de l'équilibrage des performances des médecins
w_4	Réel	Poids des préférences des médecins
w_5	Réel	Poids de l'équité
l	Entier	Nombre maximal de quarts par jour autorisés pour chaque médecin
$n_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de quarts de nuit préférés par le médecin k
$nr_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de quarts de nuit consécutifs préférés par le médecin k
nr_k	Entier	Nombre de quarts de nuit consécutifs effectués par le médecin k
$nr_{k,min}$	Entier	Nombre minimal de quarts de nuit consécutifs préférés par le médecin k
$dr_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de quarts de jour consécutifs préférés par le médecin k

dr_k	Entier	Nombre de quarts de jour consécutifs effectués par le médecin k
$er_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de quarts de soir consécutifs préférés par le médecin k
er_k	Entier	Nombre de quarts de soir consécutifs effectués par le médecin k
$ns_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de séries de nuit préférées par le médecin k
ns_k	Entier	Nombre de séries de nuit travaillées par le médecin k
$ds_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de séries de nuit préférées par le médecin k
ds_k	Entier	Nombre de séries de jour travaillées par le médecin k
$es_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de séries de nuit préférées par le médecin k
es_k	Entier	Nombre de séries de soir travaillées par le médecin k
$DO_{k,min}$	Entier	Nombre minimal de jours de repos consécutifs souhaités par médecin k
$DO_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de jours d'arrêt consécutifs du médecin k pour la période de planification
$TNS_{k,affect}$	Entier	Nombre total de quarts de travail affecté pour un médecin k
$TNS_{k,max}$	Entier	Nombre maximal de quarts de travail qui peut être affecté pour un médecin k

Tableau 9: Variables de décision

Nom	Type	Définition
$Médecin_{ksd}$	Binaire	Prend la valeur 1 si le médecin k est affecté au quart s le jour d, sinon 0
$Disponible_{ksd}$	Binaire	Prend la valeur 1 si le médecin k est disponible pour travailler au quart s le jour d, sinon 0

2.4.2 Fonction Coût

La fonction de coût est composée de cinq composantes principales : la violation des contraintes dures HC_v, la couverture des violations de la période de planification COV_v, les écarts d'équilibrage des performances B_v, l'insatisfaction des médecins P_v (c'est-à-dire les violations des préférences des médecins) et les violations de l'équité entre les médecins E_v:

$$\begin{aligned} C_v = {} & violations\ des\ contraintes\ dures\ (HC_v) \\ & + violations\ de\ la\ couverture\ (COV_v) \\ & + violations\ de\ l'équilibrage\ (B_v) \\ & + violations\ des\ préférences\ (P_v\ ) \\ & + violations\ de\ l'équité\ (E_v) \end{aligned} \tag{2}$$

2.4.3 Contraintes dures

Les violations des contraintes strictes sont calculées à partir des contraintes obligatoires des urgences. Pour chaque violation de l'une de ces contraintes strictes, une pénalité est ajoutée à la variable de violation des contraintes strictes. Pour le problème étudié, les contraintes dures interviennent dans la faisabilité du planning. Si sa valeur est différente de 0, cela signifie que le planning créé est irréalisable car il ne **respecte pas les contraintes strictes du service des urgences.**

2.4.4. Couverture des patients

Les violations des couvertures des patients est calculé selon la Formule (3):

$$COV_v = Cov_{v-} + Cov_{v+}/2 \tag{3}$$

Où : Cov_{v-} et Cov_{v+} représentent respectivement la sous-couverture totale et la surcouverture totale de la demande pour le service des urgences au cours de la période de planification D. Ces violations de couverture sont calculées en fonction de la productivité des médecins et de la demande totale des patients, comme indiqué dans la Formule (4) :

$$Productivité_D - Cov_{v+} + Cov_{v-} = Demande_D,\ \forall D \quad (4)$$

$Productivité_D$ représente le nombre total de patients qui peuvent être traités par les médecins affectés au planning pendant l'horizon temporel D.

$Demande_D$ révèle le nombre total de patients qui arrivent aux urgences pendant l'horizon de planification D.

Étant donné qu'il existe certaines contraintes sur la productivité des médecins en fonction de leurs performances, la formule mathématique précédente peut également être considérée comme :

$$ProductivitéRéelle_D + Cov_{v-} = Demande_D,\ \forall D \quad (5)$$

Où : $ProductivitéRéelle_D$ représente le nombre total de patients traités par les médecins durant l'horizon temporel D. Cette productivité réelle peut être exprimée en se basant sur les violations de couverture et la productivité des médecins :

$$ProductivitéRéelle_D = Productivité_D - Cov_{v+}\ ,\ \forall D \quad (6)$$

Pour calculer la $Productivité_D$ pendant la période D, un calcul de la productivité des médecins par heure pendant les quarts de travail du jour d, a d'abord été effectué en incluant les performances des médecins affectés à l'horaire.

Pour le premier/deuxième cas, elle s'écrit sous la formule suivante:

$$Productivité_{h,k} = m_h * P_k\ ,\ \forall\ h \in H, d \in D \quad (7)$$

Ensuite, $Productivité_D$ pendant la période de planification peut être calculée comme suit:

$$Productivité_D = \sum_{d \in D} \sum_{k \in K} \sum_{s \in S} Nhs * Médecin_{ksd} * Productivité_k \quad (8)$$

Cependant, la productivité des médecins dépend de la demande des patients. Si la demande des patients est inférieure ou supérieure à la productivité des médecins, on

peut observer une sur-couverture ou une sous-couverture de la demande. C'est pourquoi il est nécessaire de calculer la productivité réelle des médecins pour un horaire donné. Pour ce faire, il faut d'abord calculer la productivité horaire réelle des médecins:

$$ProductivitéRéelle_{hsdk} = \min\left(Productivité_k, DemandeTotale_{hsd}\right) \qquad (9)$$

Où:

$ProductivitéRéelle_{hsdk}$ représente la productivité réelle du médecin k à l'heure h, pendant le quart s du jour d. $DemandeTotale_{hsd}$ est la demande totale à l'heure h, pendant le quart s du jour d.

Nous pouvons alors conclure que $ProductivitéRéelle_{kd}$ du médecin k au jour d est calculé par :

$$ProductivitéRéelle_{kd} = \sum_{s \in S} Médecin_{ksd} * \sum_{h \in H} ProductivitéRéelle_{hsdk}\,, \qquad (10)$$

$$\forall\ k \in K,\ d \in D$$

Pour le troisième cas, la productivité du médecin dépend de sa performance, du délai de traitement du patient et du temps de travail restant pendant le quart de travail qui peuvent être formulés comme suit:

On commence par calculer le temps de traitement réel pour un patient p présent dans quart s et jour d par un médecin k:

$$TraitementRéel_{psdk} = \left(TraitementPatient_{psd} * 100\right) / P_k \quad \forall\ p \in P,\ s \in S,\ d \in D \qquad (11)$$

Ensuite, deux scénarios peuvent avoir lieu. Si le temps de traitement réel est inférieur à la durée du travail restante pendant quart s et jour d pour le médecin, la productivité du médecin pendant ce quart de travail s'augmentera par 1 patient. Dans le cas contraire, on calcule la productivité réelle du médecin k pour quart s et jour d en se

basant sur le temps de travail restant $(DuréeRestante_{sd})$ et le temps de traitement nécessaire pour le patient p $(TraitementRéel_{psd})$ comme suit:

$$ProductivitéRéelle_{kd} = \frac{DuréeRestante_{sd}}{TraitementRéel_{psd}}, \ \forall \text{ p}\in\text{P, s}\in\text{S, d}\in\text{D} \quad (12)$$

Par exemple, si un patient nécessite un temps de traitement de 60 min par le médecin k (temps de traitement réel) et le médecin affecté terminera son quart de travail dans 40 min (durée du quart de travail restant), donc la productivité réelle du médecin sera 40/60=0.67. D'où, le médecin k peut traiter seulement 67% du patient et le médecin affecté dans le quart de travail qui suit va continuer le traitement de ce patient. C'est le concept de continuité partagée du traitement entre médecins qui existe dans la réalité.

Enfin, la productivité réelle des médecins du planning est égale à $ProductivitéRéelle_{kd}$ pour toute la période de la planification.

La demande totale des patients correspond au nombre total de patients qui recherchent un traitement aux urgences. Pendant la période de planification, elle est présentée par:

$$Demande_D = \sum_{d\in D}\sum_{h\in H} A_{hsd} \ , \ \forall \text{ s}\in\text{S} \quad (13)$$

2.4.5 Équilibrage des performances des médecins

Pour les violations de l'équilibrage, il est calculé en se basant sur la Formule suivante:

$$B_d = B_v = B_{d/s\,max} - B_{d/s\,min}, \ \forall \text{d} \in \text{D}, \ \forall \text{s} \in \text{S} \quad (14)$$

Où: B_d et B_s représentent le critère d'équilibrage par jour pour le premier et deuxième cas d'étude et par quart de travail pour le troisième cas d'étude en prenant en considération les médecins affectés k ∈ K :

$$B_d = \frac{\sum_{k\in K} ProductivitéRéelle_{kd}}{DemandeParJour_d}, \ \forall \text{d} \in \text{D} \quad (15)$$

$$B_s = \frac{\min\,(Productivité_s, Demande_s)}{\max\,(Productivité_s, Demande_s)}, \forall s \in S \qquad (16)$$

2.4.6 Préférences des médecins

Pour évaluer les violations des préférences des médecins, une approche pénalisante est adoptée en ajoutant systématiquement une pénalité à la variable de violation chaque fois qu'une préférence d'un médecin n'est pas respectée dans l'horaire attribué, permettant ainsi de quantifier l'écart entre le planning proposé et les souhaits individuels.

2.4.7 Équité

Pour calculer les violations de l'équité entre les médecins, une pénalité est ajoutée à la variable de violations chaque fois qu'une composante de l'équité n'est pas respectée. Les aspects d'équité pris en considération sont le dépassement du nombre total de quart de travail, le non-respect de l'intervalle de quart de travail de nuit et le non-respect de l'intervalle de quart de travail pendant les fins de semaine.

2.4.8 Modèle mathématique

La fonction objective permet d'évaluer les différents objectifs du problème. Dans le cadre de cette étude, trois cas d'étude du même problème sont considérés. La fonction objective (Formule 17) a donc été conçue de manière générale afin d'englober l'ensemble des objectifs associés à ces cas. Pour ce faire, des poids sont attribués à chaque objectif, permettant d'ajuster leur importance relative selon le cas d'étude traité. Dans le premier cas d'étude, w_5 =0, dans le deuxième et troisième cas d'étude, w_4=0. D'où, la fonction objective est formulée comme suit:

$$\text{Minimiser } z = w_1 * HC_v + w_2 * COV_v + w_3 * B_v + w_4 * P_v + w_5 * E_v \qquad (17)$$

Sujet à :

<u>Contraintes dures :</u>

Tous les quarts de travail doivent être remplis.

$$\sum_{k \in K} Médecin_{ksd} \geq 1, \forall s \in S, d \in D \quad (18)$$

Un seul médecin est affecté par quart de travail.

$$\sum_{k \in K} Médecin_{ksd} = 1, \forall s \in S, d \in D \quad (19)$$

Un médecin ne peut pas être affecté plus qu'une seule fois par jour.

$$\sum_{s \in S} Médecin_{ksd} \leq 1, \forall k \in K, d \in D \quad (20)$$

Un médecin affecté à un quart de travail de soir pour un jour donné, ne peut pas être affecté pour un quart de travail de nuit dans le même jour et un quart de travail de jour le lendemain.

$$\sum_{s \in S_E} Médecin_{ksd} + \sum_{s \in S_N} Médecin_{ks(d+1)} + \sum_{s \in S_D} Médecin_{ks(d+1)} \leq 1, \quad (21)$$

$$\forall k \in K, d \in D$$

Un médecin affecté à un quart de travail de nuit pour un jour donné, ne peut pas être affecté pour un quart de travail de jour ou de soir le lendemain.

$$\sum_{s \in S_N} Médecin_{ksd} + \sum_{s \in S_D} Médecin_{ksd} + \sum_{s \in S_E} Médecin_{ksd} \leq 1, \quad (22)$$

$$\forall k \in K, d \in D$$

Les médecins sont affectés en se basant sur leurs disponibilités.

$$Médecin_{ksd} \leq Disponible_{ksd}, \forall k \in K, d \in D, s \in S \quad (23)$$

<u>Contraintes ergonomiques:</u>

Viser à garantir qu'un médecin k ne travaille pas plus qu'un nombre maximal souhaité de quarts de nuit par mois.

$$\sum_{s \in S_N, d \in D} Médecin_{ksd} \leq n_{k,max}, \forall k \in K, d \in D \quad (24)$$

Viser à garantir qu'un médecin k ne travaille pas plus qu'un nombre souhaité de quarts de nuit, de jour et de soir consécutifs.

$$nr_k \leq nr_{k,max}, \forall k \in K \quad (25)$$

$$dr_k \leq dr_{k,max}, \forall k \in K \quad (26)$$

$$er_k \leq er_{k,max}, \forall k \in K \quad (27)$$

Viser à garantir qu'un médecin k ne travaille pas moins qu'un nombre donné de nuits consécutives.

$$nr_{k,min} \leq nr_k, \forall k \in K \quad (28)$$

Viser à garantir qu'un médecin k ne travaille pas plus qu'un nombre donné de nuits, de jours et de soirs.

$$ns_k \leq ns_{k,max}, \forall k \in K \quad (29)$$

$$ds_k \leq ds_{k,max}, \forall k \in K \quad (30)$$

$$es_k \leq es_{k,max}, \forall k \in K \quad (31)$$

Viser à garantir qu'un médecin k dispose d'un nombre minimal de jours de repos pendant la période de planification.

$$DO_{k,min} \leq DO_{k,max}, \forall k \in K \quad (32)$$

2.5 Conclusion

Le problème de planification des horaires de médecins étudié est un problème d'optimisation sous contraintes dont l'objectif est de minimiser les violations du des différents objectifs étudiés, qui est divisé en trois cas d'étude chacun pour un objectif

spécifique. Les multiples contraintes, dures et flexibles, prises en compte dans ce problème en font un « problème contraint à grande échelle ».

Dans le chapitre suivant, les algorithmes de résolution proposés pour résoudre ce problème de planification seront présentés.

3. MÉTHODOLOGIE ET ALGORITHMES DE RÉSOLUTION PROPOSÉES

3.1 Introduction

Étant donné que cette étude met l'accent sur l'application des métaheuristiques, qui sont inspirés par des phénomènes de la nature, notamment l'algorithme génétique et l'algorithme du cerf rouge, ainsi que les méthodes de recherche locale, une recherche plus détaillée sur ces approches ainsi que leurs implémentations pour résoudre le problème de planification des médecins a été mené.

Dans ce chapitre, la méthodologie appliquée sur l'étude sera présentée dans un premier lieu. Ensuite, les différents algorithmes de résolution sont décrits.

3.2 Méthodologie

Pour répondre aux problèmes sous-jacents, une méthodologie complète a été mise en œuvre, comme indiqué dans la Figure 1.

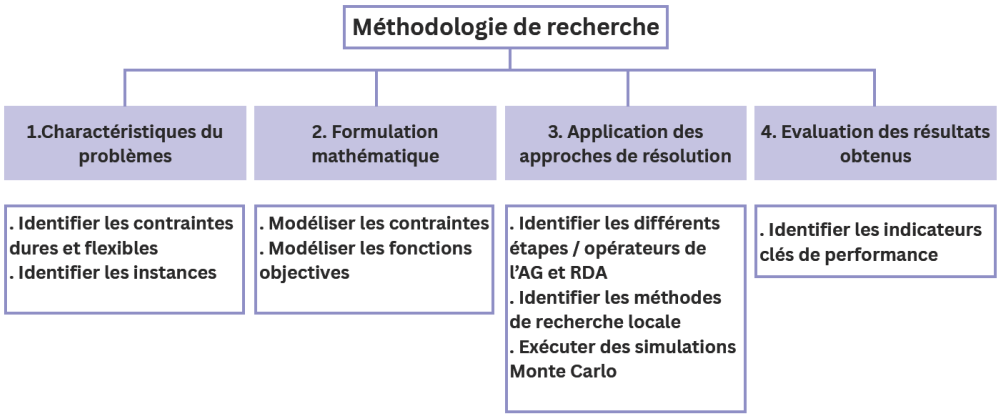

Figure 1: Méthodologie de recherche

La méthodologie adoptée débute par une étude approfondie menée au sein des services d'urgence, visant à extraire les caractéristiques du problème, notamment l'identification des différentes contraintes, qu'elles soient strictes ou souples, ainsi que les instances associées. Par la suite, une formulation mathématique a été développée

afin de modéliser ces contraintes et de définir des fonctions objectives adaptées aux objectifs des différents cas d'étude. Deux métaheuristiques, notamment l'algorithme génétique (AG) et l'algorithme du cerf rouge (RDA), ont ensuite été mises en œuvre, en combinaison avec des méthodes de recherche locale et des simulations de Monte Carlo, pour résoudre le problème. Enfin, les performances des différentes approches ont été analysées et comparées afin d'identifier la méthode la plus efficace en fonction des objectifs fixés.

3.3 Approches de résolution

Le problème de planification des horaires des médecins s'est avéré NP-difficile dans de nombreuses publications, car le planificateur d'horaires ne peut pas énumérer manuellement tous les cas possibles, notamment avec l'augmentation du nombre de contraintes, pour résoudre efficacement le problème à grande échelle (Hidayati et al., 2018), (Alharbi et AlQahtani, 2016).

Par conséquent, les approches métaheuristiques sont considérées comme plus appropriées pour résoudre ce type de problèmes et fournir des solutions beaucoup plus rapides, permettant ainsi d'atteindre des solutions quasi optimales dans un délai raisonnable (Hidayati et al., 2018).

3.3.1 Concept de l'algorithme génétique

L'algorithme génétique a été créé par John Holland en 1975. Il est défini comme une procédure de recherche adaptative basée sur le processus de génétique naturelle et la survie du plus apte de Charles Darwin pour trouver des solutions utiles à des problèmes complexes. En tant que tel, l'algorithme génétique représente l'exploitation intelligente d'une recherche aléatoire dans un espace de recherche défini pour résoudre le problème NP-difficile étudié (Maenhout et Vanhoucke, 2008). L'algorithme génétique est un algorithme basé sur la population où, à chaque itération, il recherche une population de points dans l'espace de solution plutôt qu'une seule solution à point unique. De plus, la population suivante sélectionnée par l'algorithme génétique est basée sur un nombre aléatoire de générateurs et des règles de transition probabilistes (Ghaheri et al., 2015). Cette métaheuristique est composée de quatre éléments

principaux : la population initiale composée des individus, appelés aussi chromosomes, la méthode de sélection pour sélectionner des individus de la population, la méthode de croisement où deux parents sélectionnés échangeront une partie ou certaines parties du chromosome en fonction de la méthode de croisement choisie et enfin la méthode de mutation où un ou plusieurs gènes d'un chromosome se sont convertis en se basant sur la méthode choisie. Dans les algorithmes génétiques, le croisement et la mutation représentent les deux méthodes les plus centrales car elles permettent de diversifier les individus et de générer une population composée d'une variété de chromosomes (Ghaheri et al., 2015). Un autre composant essentiel de l'algorithme génétique est la fonction de fitness qui définit le score des chromosomes de la population et le critère de sélection probabiliste de ceux-ci pour les transmettre à la génération suivante (Haldurai et al., 2016). La fonction de fitness est calculée en utilisant la fonction objective du problème. Pour un problème de maximisation, plus le score de fitness est élevé, plus la solution se rapproche de l'optimalité.

Pour résoudre le problème de planification des médecins à l'aide d'un algorithme génétique, chaque composant doit être choisi avec précaution. Par conséquent, s'inspirer des différentes méthodes de codage et des opérateurs d'algorithmes génétiques utilisés dans les études précédentes aidera à décider comment coder la solution du problème étudié et quels opérateurs appliquer. Deux méthodes différentes pour l'initialisation d'une population de chromosomes ont été décrites précédemment, que chaque chromosome doit être soit représenté par la structure traditionnelle de chaîne de bits, soit par des structures chromosomiques en un tableau bidimensionnel codées dans une structure de données (Maenhout et Vanhoucke, 2008). De nombreuses méthodes de codage ont été introduites dans la littérature, telles que les caractères, les valeurs entières, les valeurs binaires ou les chaînes de caractères. Un codage chromosomique pour le problème de planification des médecins a été présenté dans (Alharbi et AlQahtani, 2016) sous la forme d'une matrice de dimension N*D, sous la forme d'une vue médecin-jour (N : nombre de médecins et D : nombre de jours dans la période de planification). Chaque cellule de la matrice désigne un

caractère du quart de travail comme M, E, N ou o représentant respectivement le quart du matin, le quart du soir, le quart de nuit ou un jour de congé. Un cryptage chromosomique sous forme de tableau bidimensionnel a été mis en œuvre dans (Hamid et al., 2020), où chaque élément du tableau est une valeur entière égale à 0, 1, 2 ou 3 se référant respectivement au jour de repos, au quart de travail du matin, au quart de travail du soir ou au quart de travail de nuit. Cependant, un chromosome à tableau unidimensionnel a été réalisé dans (Ilmi et al., 2015), où chaque jour est divisé en trois quarts de travail, chacun caractérisé par un nombre entier se référant au numéro d'infirmière affecté par ce quart de travail. Un résumé des différentes méthodes est présenté dans le Tableau 10.

Tableau 10: Méthodes de codage des chromosomes

Articles	Chromosome			
	Binaire	Caractères d/e/n/x	Entiers	Code de l'employé
(Lin et al., 2015b)		✓		
(Alfadilla et al., 2019)			✓	
(Saraswati et al., 2021)				✓
(Ilmi et al., 2015)			✓	
(Puente et al., 2009)			✓	
(Rochman et al., 2020)			✓	
(Lin et al., 2015a)		✓		
(Kim et al., 2014)		✓		
(Ohki, 2018)		✓		
(Alharbi et AlQahtani, 2016)		✓		
(Hamid et al., 2020)			✓	
(Kundu et al., 2008)		✓		
(Wang et al., 2007)				✓
(Leksakul et al., 2014)	✓			

Après avoir initialisé la population initiale avec N chromosomes de manière aléatoire et affecté un score de fitness pour chaque chromosome, ces valeurs sont utilisées comme référence pour juger de la force des individus, et en fonction de cela, une phase de sélection aura lieu. Différentes méthodes de sélection ont été mises en œuvre dans les travaux de la littérature, à savoir la sélection par roulette, la sélection par tournoi et la sélection par élitisme. Tableau 11 donne un aperçu des méthodes de sélection utilisées dans différents articles.

Tableau 11: Revue de la littérature sur les méthodes de sélection

Articles	**Sélection**			
	Sélection par roulette	**Elitisme**	**Tri non-dominé / distance de surpeuplement**	**Sélection du tournoi**
(Lin et al., 2015b)	✓			
(Alfadilla et al., 2019)		✓		
(Ilmi et al., 2015)		✓		
(Puente et al., 2009)	✓	✓		
(Rochman et al., 2020)		✓		
(Lin et al., 2015a)	✓			
(Kim et al., 2014)	✓			
(Ohki, 2018)			✓	
(Alharbi et AlQahtani, 2016)	✓			
(Hamid et al., 2020)			✓	✓
(Kundu et al., 2008)				✓
(Leksakul et al., 2014)	✓	✓		

Le principe de la sélection par roulette consiste à donner à chaque individu de la population une probabilité d'être sélectionné proportionnelle à son fitness (Jebari et al., 2013). Les chromosomes ayant un fitness plus élevé auront plus de chances d'être sélectionnés puisque leurs probabilités seront plus élevées que ceux ayant un fitness

plus faible (Haldurai et al., 2016). La sélection par tournoi est la technique de sélection la plus populaire dans les algorithmes génétiques car elle est facile à mettre en œuvre. Elle est basée sur la sélection aléatoire de « n » individus (appelés taille du tournoi) dans la population et le renvoi du plus apte d'entre eux pour d'autres opérations dans le processus d'algorithme génétique (Shukla et al., 2015). L'élitisme est une méthode de sélection qui peut être appliquée seule ou en complément d'autres opérateurs de sélection. Elle garantit que les meilleurs individus de la population actuelle passeront à la génération suivante, ce qui permet de réduire la dérive génétique (Ahn et Ramakrishna, 2003). Comme décrit dans (Puente et al., 2009), un pourcentage égal à 10% des pires nouveaux individus obtenus est remplacé par le même nombre d'anciens individus meilleurs de la population précédente. L'opérateur de croisement dans l'algorithme génétique est essentiel car il intervient dans la diversité de la population. Choisir soigneusement cet opérateur peut affecter les performances de l'algorithme génétique. Dans les problèmes de planification du personnel de santé, plusieurs méthodes sont appliquées, telles que le croisement à un seul point divisé en un croisement à un point de colonne (Lin et al., 2015b) et un croisement à un point de ligne (Lin et al., 2015a) (dans le cas d'un chromosome en réseau bidimensionnel), le croisement à plusieurs points (Puente et al., 2009) et le croisement à mappage partiel (Leksakul et al., 2014). Tableau 12 présente un aperçu de ces méthodes appliquées dans des travaux antérieurs.

Tableau 12: Revue de la littérature sur les méthodes de croisement

Articles	**Croisement**			
	Un seul point		**Multi-points**	**Partiel Mappé**
	De points à une colonne	De points à une ligne		
(Lin et al., 2015b)	✓	✓		
(Alfadilla et al., 2019)	✓			
(Saraswati et al., 2021)	✓			
(Ilmi et al., 2015)	✓			

(Puente et al., 2009)			✓	
(Rochman et al., 2020)	✓			
(Lin et al., 2015a)	✓	✓		
(Kim et al., 2014)	✓			
(Ohki, 2018)			✓	
(Alharbi et AlQahtani, 2016)	✓			
(Hamid et al., 2020)	✓			
(Kundu et al., 2008)			✓	
(Wang et al., 2007)			✓	
(Leksakul et al., 2014)				✓

Cet opérateur génère un individu en fusionnant des parties de deux chromosomes parents. L'opérateur suivant qui génère un autre individu est l'opérateur de mutation. Grâce à ce composant, des changements aléatoires, sur les bits du chromosome, ont lieu. Les méthodes de mutation les plus utilisées sont : le tri des gènes d'une colonne (Lin et al., 2015b), la mutation par échange aléatoire (Alfadilla et al., 2019), la matrice de bits de coût (Kim et al., 2014), la mutation dynamique (Leksakul et al., 2014) et la mutation aléatoire (Kundu et al., 2008). Tableau 13 fournit un résumé sur les différentes méthodes de sélection qui ont été utilisés dans différentes études portant sur des problèmes similaires à celui étudié.

Tableau 13: Revue de la littérature sur les méthodes de mutation

Articles	Trier les gènes d'une colonne	Mutation par échange aléatoire	Matrice de bits de cout	Mutation dynamique	Mutation aléatoire
(Lin et al., 2015b)	✓				
(Alfadilla et al., 2019)		✓			
(Saraswati et al., 2021)		✓			
(Ilmi et al., 2015)		✓			

(Puente et al., 2009)		✓			
(Rochman et al., 2020)		✓			
(Kim et al., 2014)			✓		
(Ohki, 2018)		✓			
(Alharbi et AlQahtani, 2016)			✓		
(Hamid et al., 2020)					✓
(Kundu et al., 2008)					✓
(Wang et al., 2007)					✓
(Leksakul et al., 2014)		✓		✓	

3.3.2 Concept de l'algorithme du cerf rouge

Le deuxième algorithme d'optimisation inspiré de la nature est l'algorithme du cerf rouge. Cette méta-heuristique est apparue ces dernières années au sein des algorithmes évolutionnaires et est représentée comme une méthode de recherche métaheuristique moderne, établie en 2016. Elle est inspirée du comportement d'accouplement des cerfs rouges pendant la saison de reproduction, où toute la population est divisée en mâles et femelles (Alorf, 2023). Ses opérateurs sont décrits comme des comportements qui sont divisés en trois catégories (Fathollahi-Fard et al., 2020): La première catégorie représente la phase de rugissement visant à différencier les solutions plus fortes et plus faibles, en fonction de leur fitness. Elle peut être considérée comme un mécanisme de sélection où les meilleures solutions sont plus susceptibles de passer aux phases suivantes. La deuxième catégorie, qui est l'accouplement, est la phase où les croisements ou les recombinaisons sont utilisés pour créer de nouvelles solutions à partir des individus sélectionnés dans le but d'améliorer la qualité globale de la solution et d'augmenter les chances de propagation des solutions fortes dans la population. La dernière catégorie, la phase de combat, représente une compétition entre les solutions où les individus les plus faibles peuvent être éliminées ou remplacées par des solutions plus fortes, dans le but de maintenir des solutions de haute qualité dans la population en éliminant les candidats les plus

faibles. Il est intéressant de noter qu'à notre connaissance, cet algorithme n'a pas encore été appliqué comme approche de résolution des problèmes de planification des médecins.

3.4 Algorithme génétique appliqué

L'algorithme génétique appliqué dans cette étude est illustré dans la Figure 2.

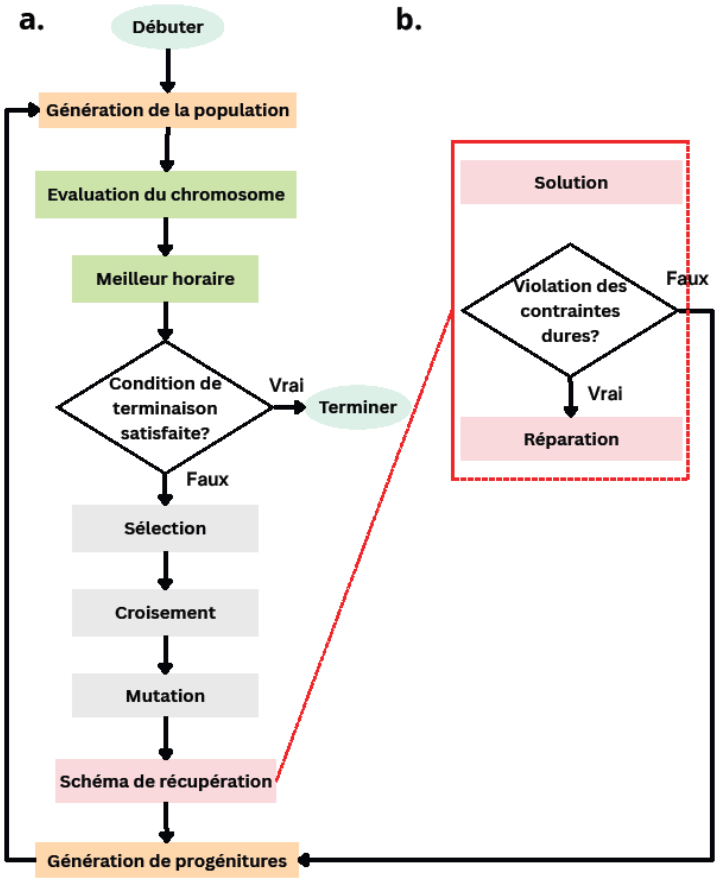

Figure 2: Structure de l'algorithme génétique : AG (a.) et Schéma de récupération (b.)

L'algorithme commence par la création d'une population initiale avec des solutions aléatoires réalisables. En s'appuyant sur diverses méthodes de codage explorées dans des études de littérature antérieures, la structure chromosomique en tableau bidimensionnel d'entiers a été adoptée dans cette étude, où les valeurs entières

correspondent aux identifiants des médecins. Ce choix facilite la validation de deux hypothèses principales (1 et 2), simplifiant ainsi leur vérification dans le cadre du schéma de récupération. Cette méthode de codage est illustrée dans le Tableau 14.

Tableau 14: Codage du chromosome

	Jour 1	Jour 2	…	Jour n
Quart1	4	7		2
Quart2	9	6		7
Quart3	2	4		9

De plus, pour initialiser la première solution, un choix aléatoire de médecins a été effectué en se basant sur les hypothèses définis précédemment. La méthode consiste à affecter les médecins de manière aléatoire en commençant par le premier jour et le premier quart de travail jusqu'au dernier jour et au dernier quart de travail de la période de planification, comme présenté dans le Tableau 15.

Tableau 15: Création du chromosome

Algorithme0.

```
        Entrées : Médecins + Disponibilités
1 :     S'il y a des médecins disponibles le premier jour et le premier quart
        de travail, alors
2 :         Affecter un médecin aléatoirement
3 :     Sinon
4 :         Affecter un remplaçant aléatoirement
5 :     Fin si
6 :     Pour chaque jour de la période de planification faire
7 :         Pour chaque quart de travail de la journée faire
8 :                 Vérifier la disponibilité des médecins
9 :                 S'il y a des médecins disponibles alors
10 :                    Affecter l'un d'entre eux aléatoirement
11 :                Sinon
12 :                    Affecter un remplaçant aléatoirement
13 :               Fin Si
14 :        Fin pour
15 :    Fin pour
```

Ensuite, les horaires générés ont été évalués à l'aide de la fonction de fitness, un élément clé de l'algorithme génétique. Chaque chromosome a été attribué un score de fitness basé sur les objectifs du problème étudié. La fonction de fitness a été définie par la valeur négative de la fonction objective en se basant sur les formules des différents cas d'étude. Les scores de fitness sont utilisés comme référence pour juger la force des individus et, en fonction de cela, une phase de sélection aura lieu où deux individus parents seront sélectionnés. Plus le fitness est élevé, plus la probabilité d'être sélectionné est grande. La sélection par la roulette a été choisie car elle est la plus utilisée dans des problèmes similaires au problème étudié et pour sa simplicité et son efficacité à maintenir la diversité et la convergence. Elle attribue à chaque individu de la population une probabilité de sélection directement proportionnelle à son fitness. De plus, l'élitisme a également été utilisé, qui appartient aux méthodes de sélection pour garantir la conservation des meilleurs individus dans la population. Comme un prochain opérateur de l'algorithme génétique vient le croisement. Dans la mise en œuvre de cet opérateur, l'accent a été mis sur le croisement à un seul point qui utilise un point de croisement pour combiner deux parents et générer une progéniture. Après le croisement vient la mutation où des changements aléatoires sur les bits du chromosome ont lieu. La mutation d'échange aléatoire a été mise en œuvre qui vise à choisir deux gènes de bits différents d'un chromosome et à échanger l'information entre eux. Pour fournir une compréhension plus claire de la mise en œuvre de l'algorithme génétique, un pseudo-code est présenté dans le Tableau 16.

Tableau 16: Pseudo-code de l'algorithme génétique

AG.	
1 :	Obtenir l'heure de début de l'exécution
2 :	**Initialiser :** Générer une population initiale de manière aléatoire, en respectant les contraintes dures
3 :	Évaluer le score de fitness de chaque individu de la population
4 :	Identifier l'individu ayant le meilleur fitness comme étant le meilleur individu
5 :	Répétez jusqu'à ce que le temps écoulé dépasse la limite de temps : a. Appliquer l'élitisme b. Répétez jusqu'à ce que le nombre des progénitures générées soit égale à la taille de la population :

- Sélectionner les individus pour la reproduction en fonction de leur fitness (sélection par roulette)
- Appliquer le croisement (croisement de points à une colonne) aux individus sélectionnés pour créer une progéniture
- Appliquer une mutation (mutation par échange aléatoire) à la progéniture avec une certaine probabilité
- Réparer les chromosomes après une mutation, si nécessaire
- Évaluer le fitness de chaque progéniture

d. Créer la génération suivante :
- Inclure les meilleurs individus de la génération actuelle (élitisme)
- Remplissez le reste de la population avec les progénitures générées

e. Identifier l'individu ayant le meilleur fitness parmi la prochaine génération

f. Vérifier la condition : comparer le meilleur individu actuel avec le meilleur individu précédent et mettre à jour le meilleur individu

6 : Renvoyer la meilleure solution trouvée et les individus élites

3.5 Algorithme du cerf rouge appliqué

La deuxième structure présente l'algorithme du cerf rouge comme mentionné dans la Figure 3.

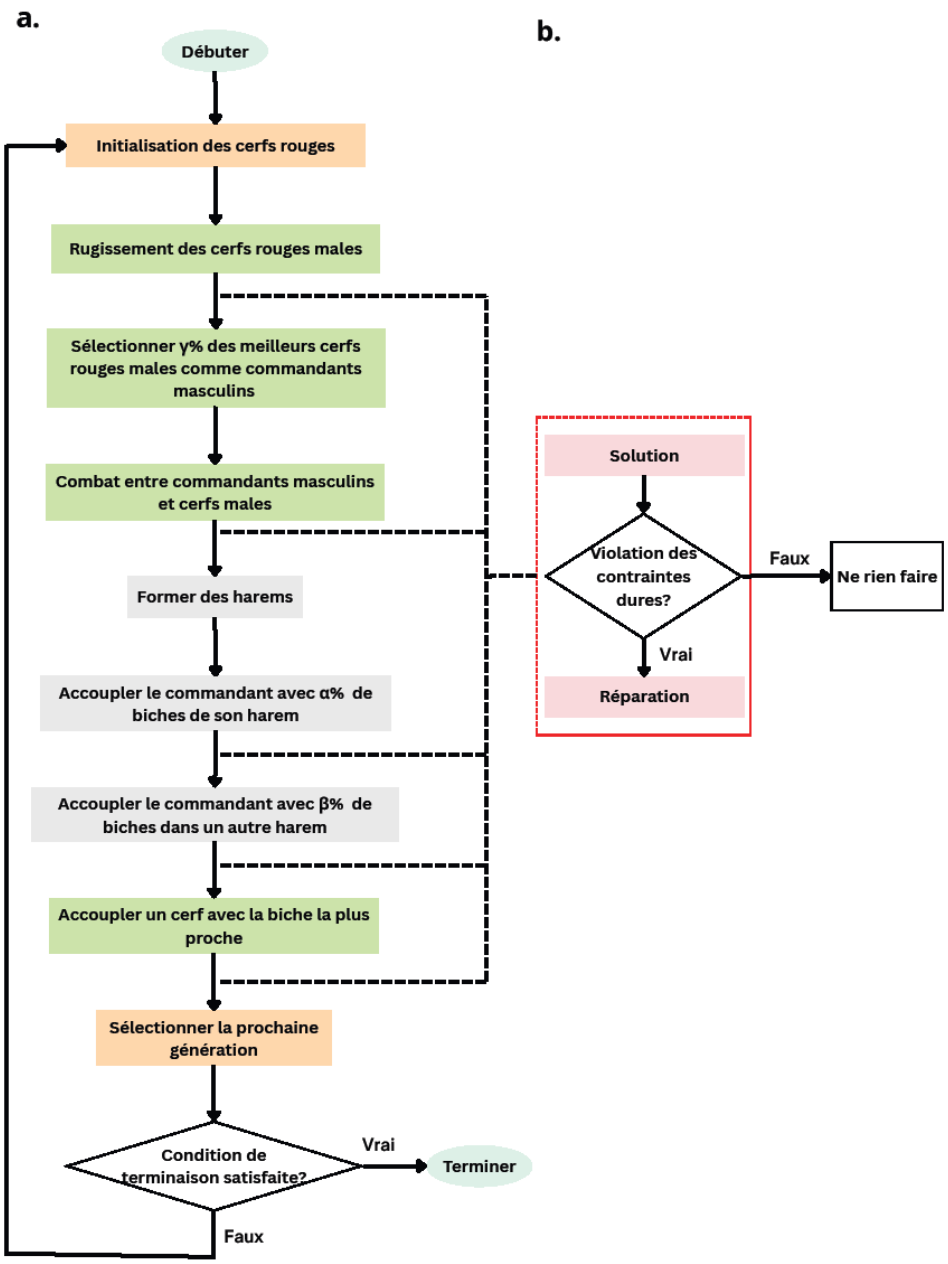

Figure 3:Structure de l'algorithme du cerf rouge : RDA (a.) et Schéma de récupération (b.)

Il est intéressant de noter que cet algorithme n'a pas encore été utilisé dans des études portant sur les problèmes de planification des horaires des médecins. Cependant, il a été décidé de mettre en œuvre ce nouvel algorithme pour effectuer une analyse comparative parallèlement à l'algorithme génétique. Pour

l'implémentation de cet algorithme, la méthode de codage de l'algorithme génétique, le processus de création des chromosomes et l'évaluation du fitness ont été conservés puisque cette approche de résolution commence par la création d'une population initiale aléatoire réalisable, puis vient l'étape d'évaluation. Au sein de cette population, les cerfs rouges les plus puissants, ayant le meilleur fitness, sont identifiés comme « cerfs rouges mâles », tandis que les individus restants sont désignés comme « biches » (*F*ormule *33*).

$$N_{biches} = N_{population} - N_{mâle} \tag{33}$$

Après les phases d'initialisation et d'évaluation, débute la phase de rugissement, où les cerfs rouges mâles rugissent pour attirer les femelles. Les mâles les plus forts seront désignés comme commandants ou dominants principaux, tandis que les autres cerfs rouges mâles seront simplement classés comme dominants ou cerfs. Ensuite, un combat entre les commandants et les cerfs se produit déterminant les gagnants qui acquièrent le harem et le territoire des concurrents vaincus. Par la suite, un accouplement se déroule entre les commandants et les cerfs rouges femelles pour générer une progéniture, ainsi qu'entre les cerfs et les femelles pour finir par la génération de nouveaux individus. Une autre information à prendre en compte est l'existence de trois paramètres essentiels qui interviennent dans le contrôle de l'exploration et de l'exploitation des phases :

α, β: Contrôle de la phase de diversification (nombres aléatoires entre 0 et 1).

γ: Contrôle de la phase d'intensification (nombre aléatoire entre 0 et 1).

De plus, comme présenté dans la Figure 3, une vérification de la faisabilité du cerf rouge est générée après les différentes phases de l'algorithme et un schéma de récupération est exécuté si nécessaire. De plus, la progéniture de la génération suivante est sélectionnée en fonction de la méthode de sélection de la roulette. Un pseudocode pour la mise en œuvre de l'algorithme du cerf rouge est fourni dans le Tableau 17 pour améliorer sa clarté et sa compréhension.

Tableau 17: Pseudo-code de l'algorithme de cerf rouge RDA.

1 : Obtenir l'heure de début de l'exécution

2 : **Initialiser :** Générer une population initiale de manière aléatoire, en respectant les contraintes dures

3 : **Initialiser :** le nombre de mâles, de commandants et de cerfs

4 : Évaluer le score de fitness de chaque cerf rouge de la population

5 : Identifier le cerf rouge ayant le meilleur fitness comme étant le meilleur individu

6 : Répétez jusqu'à ce que le temps écoulé dépasse la limite de temps :

a) Appliquer l'élitisme
b) Sélectionner les biches (femelles) en fonction de leur fitness
c) Sélectionner les cerfs rouges mâles en fonction de leur fitness
d) Faire rugir les cerfs rouges mâles pour attirer les biches (générer une progéniture par mutation) et vérifier la faisabilité
e) Sélectionner les commandants (meilleurs individus parmi les cerfs rouges mâles)
f) Sélectionner les cerfs (les pires individus parmi les cerfs rouges mâles)
g) Réaliser un combat entre commandants et cerfs (compétition pour garder le cerf rouge mâle le plus fort) et vérifier la faisabilité
h) Formez des harems, chacun avec un seul commandant :
    a. Accoupler le commandant avec α % de biches de son harem et vérifier la faisabilité
    b. Accoupler le commandant avec β % de biches d'un autre harem et vérifier la faisabilité
i) Accoupler chaque cerf avec la biche la plus proche
j) Obtenez des enfants de harem grâce à l'accouplement
k) Créer la prochaine génération
l) Vérifier la condition : comparer le meilleur individu actuel avec le meilleur individu précédent et mettre à jour le meilleur individu

7 : Renvoyer la meilleure solution trouvée et les individus élites

3.6 Méthodes de recherche locale

Des méthodes de recherche locale ont aussi été appliquée en leur combinant avec les métaheuristiques présentés précédemment. Cette combinaison est identifiée comme algorithmes mémétiques, cette technique d'optimisation combine les deux approches métaheuristiques proposées avec la technique de recherche locale. À ce stade, différentes méthodes de recherche locale, à savoir Inter échange de 1 gène avec 1 gène, Inter échange de 1 gène avec 2 gènes, Inter échange de 2 gènes avec 1 gène, Inter échange de 2 gènes avec 2 gènes Intra échange de 1 gène avec 1 gène et Intra échange de 2 gènes avec 2 gènes, ont été implémentées et exécutées afin de comparer leur efficacité. Inter désigne les variations au sein d'un même quart de travail du programme, et Intra les variations entre deux quarts de travail différents. Les algorithmes séquentiels de ces méthodes sont décrits dans les Tableaux 18,19,20, 21, 22 et 23 avec des exemples dans les Figures 4, 5,6,7,8 et 9.

Tableau 18: Recherche Locale - méthode 1 - inter échange 1 gène avec 1 gène Algorithme1.

1 :	Choisir un quart et un jour aléatoires dans le planning initial
2 :	**Initialiser:** Initialiser un index de variable à 0
3 :	**Itérer sur les conditions:** Utiliser une boucle pour itérer jusqu'à ce que la variable dépasse le nombre de jours de l'horizon de planification
4 :	**Échanger et réparer:** Échanger les éléments du planning entre (quart aléatoire, jour aléatoire) et (quart aléatoire, variable), le réparer et calculer son score de fitness
5 :	**Vérifier la condition:** Vérifier si la condition du nouveau fitness est inférieure à celle du planning initial; si oui, interrompre la boucle; sinon, poursuivre l'itération.

Figure 4: Inter échange de 1 gène avec 1 gène

Tableau 19: Recherche Locale - méthode 2 - inter échange 1 gène avec 2 gènes Algorithme2.

1 :	Choisir un décalage et un jour aléatoires dans le planning initial
2 :	**Initialiser :** Initialiser un index de variable à 0
3 :	**Itérer sur les conditions :** Utiliser une boucle pour itérer jusqu'à ce que la variable dépasse le nombre de jours de l'horizon de planification
4 :	**Échanger et réparer :** Échanger les éléments du planning entre (décalage aléatoire, jour aléatoire) et (décalage aléatoire, variable), (décalage aléatoire, variable+1), le réparer et calculer son score de fitness
5 :	**Vérifier la condition :** Vérifier si la condition du nouveau fitness est inférieure à celle du planning initial ; si oui, interrompre la boucle ; sinon, poursuivre l'itération

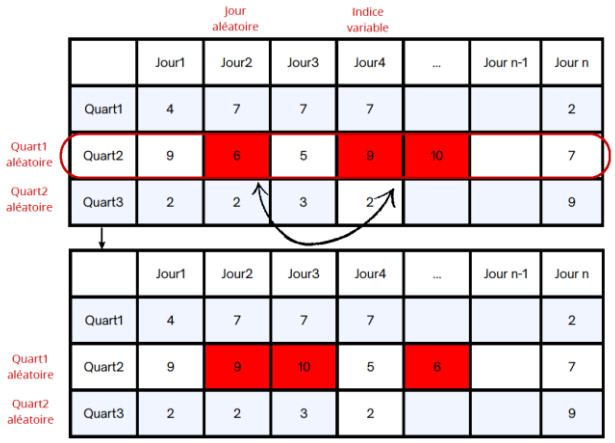

Figure 5: Inter échange de 1 gène avec 2 gènes

Tableau 20: Recherche Locale - méthode 3 - inter échange 2 gènes avec 1 gène Algorithme3.

1 :	Choisir un décalage aléatoire et un jour aléatoire dans le planning initial
2 :	**Initialiser :** Initialiser un index de variable à 0
3 :	**Itérer sur les conditions :** Utiliser une boucle pour itérer jusqu'à ce que la variable dépasse le nombre de jours de l'horizon de planification
4 :	**Échanger et réparer :** Échanger les éléments du planning entre (décalage aléatoire, jour aléatoire), (décalage aléatoire, jour aléatoire+1) et (décalage aléatoire, variable), le réparer et calculer son score de fitness
5 :	**Vérifier la condition :** Vérifier si la condition du nouveau fitness est inférieure à celle du planning initial ; si oui, interrompre la boucle ; sinon, continuer l'itération.

Figure 6: Inter échange de 2 gènes avec 1 gène

Tableau 21: Recherche Locale - méthode 4 - inter échange 2 gènes avec 2 gènes

Algorithme4.	
1 :	Choisir un décalage et un jour aléatoires dans le planning initial
2 :	**Initialiser :** Initialiser un index de variable à 0
3 :	**Itérer sur les conditions :** Utiliser une boucle pour itérer jusqu'à ce que la variable dépasse le nombre de jours de l'horizon de planification
4 :	**Échanger et réparer :** Échanger des éléments du planning entre (décalage aléatoire, jour aléatoire), (décalage aléatoire, jour aléatoire+1) et (décalage aléatoire, variable), (décalage aléatoire, variable+1), le réparer et calculer son score de fitness
5 :	**Vérifier la condition :** Vérifier si la condition du nouveau fitness est inférieure à celle du planning initial et si oui, interrompre la boucle ; sinon, continuez l'itération.

Figure 7: Inter échange de 2 gènes avec 2 gènes

Tableau 22: Recherche Locale - méthode 5 - intra échange 1 gène avec 1 gène Algorithme5.

1 :	Choisir deux quarts aléatoires différents et un jour aléatoire dans le planning initial
2 :	**Initialiser :** Initialiser un index de variable à 0
3 :	**Itérer sur les conditions :** Utiliser une boucle pour itérer jusqu'à ce que la variable dépasse le nombre de jours de l'horizon de planification
4 :	**Échanger et réparer :** Échanger les éléments du planning entre (quart aléatoire 1, jour aléatoire) et (quart aléatoire 2, variable), le réparer et calculer son score de fitness
5 :	**Vérifier la condition :** Vérifier si la condition du nouveau fitness est inférieure à celle du planning initial ; si oui, interrompre la boucle ; sinon, poursuivre l'itération.

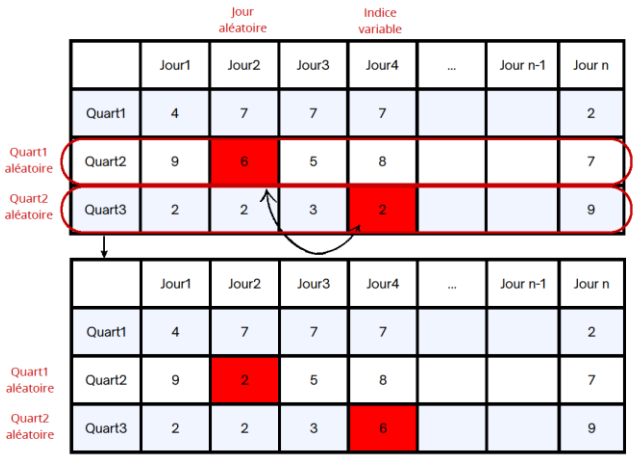

Figure 8: Intra échange de 1 gène avec 1 gène

Tableau 23: Recherche Locale - méthode 6 - intra échange 2 gènes avec 2 gènes

Algorithme6.	
1 :	Choisir deux quarts aléatoires différents et un jour aléatoire dans le planning initial
2 :	**Initialiser :** Initialiser un index de variable à 0
3 :	**Itérer sur les conditions :** Utiliser une boucle pour itérer jusqu'à ce que la variable dépasse le nombre de jours de l'horizon de planification
4 :	**Échanger et réparer :** Échanger des éléments du planning entre (quart aléatoire 1, jour aléatoire), (quart aléatoire 1, jour aléatoire + 1) et (quart aléatoire 2, variable), (quart aléatoire 2, variable + 1) pour le réparer et calculer son score de fitness
5 :	**Vérifier la condition :** Vérifier si la condition du nouveau fitness est inférieure à celle du planning initial, si alors, brisez la boucle ; sinon, continuez l'itération.

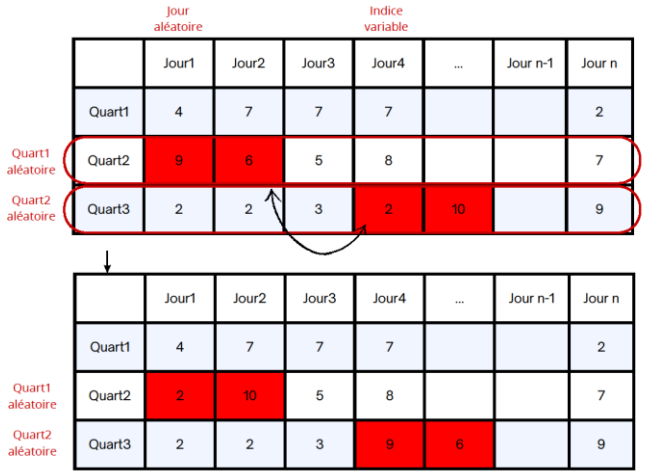

Figure 9: Intra échange de 2 gènes avec 2 gènes

3.7 Schéma de récupération

Étant donné que ce problème de planification des médecins comporte de nombreuses contraintes, comme décrit dans le chapitre précédent, l'utilisation de l'algorithme du cerf rouge ou de l'algorithme génétique et l'application de ses deux opérateurs (c.-à-d. croisement et mutation) entraînent une forte probabilité de générer des cerfs rouges ou des chromosomes irréalisables ne respectant pas les exigences strictes (contraintes dures).

Par conséquent, un schéma de récupération en deux étapes a été appliqué et ajouté à l'AG et le RDA afin de réparer les plannings irréalisables. Cette procédure s'inspire d'études antérieures puisqu'elles ont mis en place un processus de réparation pour favoriser des horaires réalisables (Lin et al., 2015b),(Hamid et al., 2020),(Saraswati et al., 2021),(Puente et al., 2009). L'algorithme 7 du Tableau 24 présente la première étape du schéma de réparation appliqué dans notre cas, qui corrige les violations dues à l'affectation de médecins à plus d'un quart de travail sur trois quarts consécutifs, ce qui constitue une violation des exigences des services d'urgence.

Tableau 24: Schéma de récupération – Étape 1

Algorithme7.

1 :	**Pour** chaque planning **faire**
2 :	**Si** un médecin travaille plus d'un quart de travail pendant trois quarts de travail consécutifs **alors**
3 :	Recherche des médecins disponibles le jour et le quart de travail de la première apparition du médecin répété
4 :	Supprime des médecins disponibles ceux présents dans les deux précédents et les deux suivants quarts de travail
5 :	**S'il** y a encore des médecins disponibles ce jour-là et quart **alors**
6 :	Corriger la violation en choisissant l'un des médecins disponibles présentant l'écart de performance minimal
7 :	**Sinon**
8 :	Affecter un remplaçant
	Fin si
	Fin si
9 :	Remplacer le médecin par le remplaçant correspondant aux postes où il/elle est disponible
	Fin pour

La deuxième étape prend ensuite en compte la disponibilité et les performances des médecins, ainsi que la disponibilité des remplaçants. Son algorithme est présenté dans le Tableau 25.

Tableau 25: Schéma de récupération – Étape 2

Algorithme8.

1 :	**Pour** chaque planning **faire**
2 :	**Pour** chaque jour et quart **faire**
3 :	**Si** le médecin concerné n'est pas disponible **alors**
4 :	Rechercher les médecins disponibles ce jour et ce quart
5 :	Supprimer ceux des deux quarts précédents et suivants
6 :	**S'il** reste un médecin disponible après suppression **alors**
7 :	L'affecter
8 :	**Sinon**
9 :	Affecter **un remplaçant**
	Fin si
10 :	**Sinon**
11 :	Ne rien faire
	Fin si
	Fin pour
12 :	Remplacer les médecins par le remplaçant pour les postes qu'il/elle occupe est disponible
	Fin pour

3.8 Conclusion

Pour résoudre ce problème d'optimisation avec les différents objectifs, nous avons d'abord opté pour l'algorithme génétique comme méthode d'optimisation, puis implémenté l'algorithme du cerf rouge. Ces métaheuristiques commencent par l'initialisation d'une population de solutions initiales selon une stratégie présentée dans ce chapitre, puis passent progressivement à l'exécution des différents opérateurs des deux algorithmes afin d'élargir la population et d'obtenir de meilleures solutions. Nous avons commencé ce chapitre par une présentation des approches de résolution (AG et RDA) et de leurs concepts généraux. Ensuite, nous présentons les différentes méthodes de recherche locale implémentés. Le chapitre suivant s'est concentré sur les résultats de calcul et comparant l'efficacité des deux algorithmes.

4. RÉSULTATS COMPUTATIONNELS

4.1 Introduction

Ce chapitre couvre nos réalisations pour atteindre l'objectif de ce projet. Des expériences ont été réalisées sur un cas réel dans un service d'urgence du Québec, au Canada, qui connaît un afflux annuel substantiel de plus de 22 000 visites. Les études de cas visent à créer un horaire de médecins respectant les hypothèses définis dans Chapitre 2 et en répondant à leurs objectifs spécifiques.

Dans les deux premières sections, nous avons commencé par présenter les environnements logiciels et matériels, ainsi que les différentes instances abordées et les indicateurs clés de performance. Ensuite, les paramètres et méthodes des deux métaheuristiques ont été abordés. Enfin, nous avons présenté les résultats expérimentaux pour chaque cas d'étude et leurs interprétations.

4.2 Environnement de simulation

La mise en œuvre du problème de planification des médecins et l'algorithme de résolution proposé nécessitaient des configurations matérielles et logicielles spécifiques pour garantir des performances et une compatibilité efficace. Le matériel utilisé comprenait un processeur Intel Core i7-1065G7 1,30 GHz, 12 Go de RAM et un GPU NVIDIA GeForce MX110 pour gérer les tâches de calcul. Le système était équipé d'un disque dur de 932 Go, offrant une capacité de stockage suffisante pour les données et les fichiers de programme. L'environnement logiciel était composé de Windows 11 comme système d'exploitation, avec Python 3.9.12 comme langage de programmation principal avec les bibliothèques suivante: [NumPy, Pandas, Seaborn, Matplotlib, Openpyxl, SciPy]. Les ressources de calcul fournies par Calcul Québec et l'Alliance pour la recherche numérique du Canada ont été cruciales pour réaliser des simulations à grande échelle.

4.3 Description des instances

Pour évaluer les performances de notre modèle pour le premier cas d'étude, neuf scénarios avec des poids différents (w_1, w_2, w_3, w_4) liés à chaque composant de la fonction objective (contraintes dures, couverture des patients, équilibrage et

préférences respectivement) ont été réalisés. Les différents scénarios sont représentés dans le Tableau 26 où les différents poids ont été donnée en se basant sur l'ordre de priorité du Tableau 5.

Tableau 26: Scénarios - cas d'étude 1

Scénarios	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
w_1	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000
w_2	10	0	0	10	10	10	10	10	10
w_3	0	10	0	10	1	10	10	1	1
w_4	0	0	10	0	0	10	1	1	0.5

Afin de comparer les résultats des différents scénarios, les indicateurs clés de performance sont présentés dans le Tableau 27. Ces indicateurs ont été inspiré du travail de (Camiat et al., 2021).

Tableau 27: Indicateurs clés de performance – Cas d'étude 1

Catégorie	Nom de la catégorie	Composants
1	Violations totales de couverture (CV)	CV initial CV final Variation du CV
2	Sous-couverture (UC) de la demande des patients	Demande initiale d'UC % de la demande initiale d'UC Demande finale d'UC % de la demande finale d'UC UC max par jour
3	Sur couverture de la demande des patients	Initial Demande en CO Demande finale en CO CO max final par jour
4	Violations d'équilibrage	Écart d'équilibrage initial Écart d'équilibrage final Variation
5	Préférences des médecins	Violations des préférences initiales Violations des préférences finales Variation
6	Patients qui ont quittés sans être traités	Demande totale Patients initiaux LWBS Patients finaux LWBS Variation

Pour le deuxième et troisième cas d'étude, différents scénarios ont été élaborés combinant les différents objectifs comme présenté dans le Tableau 28. La différence entre ces deux cas d'étude est présentée dans Chapitre 2.

Tableau 28: Objectifs de chaque scénario - Cas d'étude 2 et 3

Scénarios	Objectifs	Poids
S1	Maximiser l'équilibrage de la charge de travail quotidienne des médecins (B1)	$w_2 = 0$ $w_4 = 0$ $w_5 = 0$
S2	Maximiser l'équilibrage de la charge de travail quotidienne des médecins (B1) + maximiser l'équilibrage d'affectation des weekends (B2) + maximiser l'équilibrage du nombre total des quarts de travail (B3) + maximiser l'équilibrage des quarts de travail de nuits (B4)	$w_2 = 0$ $w_4 = 0$
S3	Minimiser le nombre de patients non traités (B5)	$w_3 = 0$ $w_4 = 0$ $w_5 = 0$

4.4 Paramètres et méthodes des métaheuristiques

Les méthodes employées pour chaque algorithme de résolution dans le cadre des expériences numériques, visant à résoudre le problème d'optimisation étudié, sont détaillées dans les Tableaux 29 et 30.

Tableau 29: Paramètres par défaut et méthodes adoptées pour l'algorithme génétique

Composant	Méthode
Sélection	Sélection de la roulette
Croisement	Croisement de points à une colonne
Mutation	Mutation par échange aléatoire
Taille de la population	20
Taux de croisement	0.6
Taux de mutation	0.1
Nombre des membres élites	5
Critère de terminaison	Cas d'étude 1: temps d'exécution = 3 min Cas d'étude 2: temps d'exécution = 1h Cas d'étude 3: Nombre d'itérations = 200

Tableau 30: Paramètres par défaut et méthodes adoptées pour l'algorithme du cerf rouge

Composant	Méthode
Sélection	Sélection de tournoi
Croisement	Croisement de points à une colonne
Taille de la population	20
Nombre de biches	12
Taux de croisement	0.6
ɣ	0.4
α	0.8
β	0.3
Nombre des membres élites	5
Critère de terminaison	Cas d'étude 1: temps d'exécution = 3 min Cas d'étude 2: temps d'exécution = 1h

4.5 Interprétations – Cas d'étude 1

4.5.1 Résultats de l'algorithme génétique

Pour les expériences numériques, nous avons utilisé six catégories d'indicateurs telles que présentées dans le Tableau 27 pour déterminer la performance de chaque scénario. Chaque scénario parmi les neuf scénarios décrits ci-dessus a été exécuté en mettant en évidence les indicateurs utilisés. Pour chaque scénario, la valeur moyenne de dix simulations a été extraite et un ratio entre la valeur objective initiale et finale a été calculé en suivant la Formule (34):

$$Ratio = \frac{Valeur\ initiale - Valeur\ finale}{Valeur\ initiale} \tag{34}$$

Les résultats des différentes simulations réalisées pour les neuf scénarios par l'algorithme génétique sont présentés dans le Tableau 31 en précisant les différents indicateurs.

Tableau 31: Résultats de chaque scénario – algorithme génétique

Scenarios	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
Valeur objective initiale	10.63	2.99	320	13.29	10.47	314.86	38.57	38.84	17.89
Valeur objective finale	9.20	2.54	150	11.90	8.84	133.77	25.54	27.79	14.95
(%) Ratio d'amélioration	13.45	17.71	53.12	10.45	15.56	57.51	33.78	28.45	16.43
CPU (min)	3	3	3	3	3	3	3	3	3
1. Nombre total des violations de la couverture (CV)									
CV initial	1.063	1.16	1.17	1.04	1.01	1.15	1.02	1.053	1.13
CV final	0.92	1.14	1.28	1.01	0.85	1.09	0.96	1.048	1.06
Variation de CV	0.143	0.02	-0.11	0.03	0.16	0.06	0.06	0.005	0.07
2. Sous couverture de la demande des patients (UC)									
UC initial	65.94	65.59	68.4	64.9	64.94	67.92	63.17	67.33	68.23
% UC initial	2.97	2.67	3.11	2.91	2.91	3.08	2.81	3.04	3.10
UC final	61.38	67.73	73.49	63.37	57.93	67.55	62.87	63.44	68.81
% UC final	2.71	3.07	3.41	2.82	2.52	3.06	2.79	2.83	3.13

Max UC par jour	4.10	3.84	4.58	3.53	3.72	4.36	4.75	4.42	4.16
3. Sur couverture de la demande des patients (OC)									
OC initial	27.17	42.56	38.08	25.34	22.96	35.98	28.74	23.64	33.34
OC final	17.47	34.82	40.83	26.95	16.10	28.61	19.35	30.95	20.39
Max OC par jour	7.55	14.10	8.53	6.52	4.90	9.55	4.35	11.97	6.73
4. Violations d'équilibrage									
Écart d'équilibrage initial	0.305	0.29	0.39	0.289	0.37	0.285	0.33	0.30	0.35
Écart d'équilibrage final	0.306	0.25	0.41	0.181	0.32	0.335	0.39	0.31	0.29
Variation	-0.001	0.04	-0.02	0.108	0.05	-0.05	-0.06	-0.01	0.06
5. Violations des préférences des médecins									
Violations initiales des préférences	38	28	32	52	46	30	25	28	31
Violations finales des préférences	30	34	15	40	50	12	12	17	20

Variation	8	-6	17	12	-4	18	13	11	11
6. Patients qui ont quittés sans être traités (LWBS)									
Demande totale	2815	2815	2815	2815	2815	2815	2815	2815	2815
Nombre de patients LWBS initial	594	590	616	584	566	611	569	606	614
Nombre de patients LWBS final	552	610	662	570	509	608	566	571	619
Variation	41.1	-19.3	-45.84	13.76	57.42	3.27	2.66	34.93	-5.22

Lorsque seules les violations de couverture totales ont été prises en compte, nous avons conclu à une minimisation de la fonction objective avec un ratio d'amélioration de 13,45% indiquant une réduction d'environ 4 et 10 patients en sous-couverture et en sur-couverture respectivement entre le meilleur planning généré à partir de la population initiale et le planning final optimisé. Pour le deuxième scénario, seul l'équilibrage des performances des médecins par jour a été pris en compte. Une minimisation de la fonction objective de 2,99 à 2,54 a été remarquée indiquant une légère variation de l'écart d'équilibrage de 4%. Si l'objectif est de maximiser la satisfaction des médecins en minimisant leurs violations de préférences (S3), l'algorithme de résolution peut fournir une solution améliorée avec un écart de 0,53 en réduisant la moyenne de ces violations de 32 à 15 dans un temps d'exécution de 3 minutes.

Le choix du meilleur scénario qui respecte tous les objectifs des urgences est crucial. Comme mentionné dans le Tableau 31, l'approche de résolution, à savoir l'algorithme génétique, ne garantit pas toujours la validation de tous les objectifs car une

détérioration peut apparaître pour certains d'entre eux. Cependant, après avoir effectué une analyse, les scénarios 2, 3, 4, 8 et 9 ont été éliminés car l'objectif avec la priorité première n'est pas satisfait. Les autres peuvent être acceptables. Les scénarios 6 et 7 ont satisfait l'objectif de violation de couverture, cependant, le deuxième objectif avec la deuxième priorité s'est détérioré de 5% et 6% respectivement, ce qui nous a fait éliminer également ces deux scénarios. Pour comparer les scénarios 1 et 5, les deux ont amélioré les indicateurs de problème, un seul indicateur s'est détérioré. Cependant, le scénario 5 semble être le scénario qui répond le mieux aux priorités des objectifs définis précédemment plutôt que le scénario 1 car il garantit la maximisation du nombre de patients traités par les médecins (meilleure valeur pour la demande de UC) qui représente la priorité numéro 1 parmi les objectifs tout en assurant une amélioration de la performance en équilibre avec 5%. Il est vrai que le scénario 1 a bien surperformé, mais il ne garantit pas le respect des critères d'équilibrage des performances des médecins puisqu'il s'est dégradé. De plus, le nombre de patients qui ont quitté les urgences sans avoir été traités était bien meilleur dans le scénario 5 que dans le scénario 1 avec une différence approximativement égale à 16 patients. A ce stade, la décision à prendre doit être basée sur l'ordre de priorité de nos objectifs. Pour les travaux futurs, le scénario 5 sera utilisé pour réaliser les plannings des médecins.

4.5.2 Résultats de l'algorithme du cerf rouge

Peu d'articles de recherche ont abordé la mise en œuvre de la RDA, mais aucun d'entre eux n'a étudié le problème de planification des médecins. Les résultats de nos indicateurs de performance clés qui ont été mis en évidence sont indiqués dans le Tableau 32.

Tableau 32: Résultats de chaque scénario – algorithme du cerf rouge

Scenarios	**S1**	**S2**	**S3**	**S4**	**S5**	**S6**	**S7**	**S8**	**S9**
Valeur objective initiale	10.88	2.78	280	13.87	10.12	335.83	39.82	41.01	24.11

Valeur objective finale	9.45	2.72	270	11.88	9.7	294.64	37.93	33.85	18.06
Ratio d'amélioration (%)	13.14	2.15	3.57	14.34	4.15	12.26	4.74	17.46	25.09
CPU (min)	3	3	3	3	3	3	3	3	3
1. Nombre total des violations de la couverture (CV)									
CV initial	1.08	1.19	1.11	1.05	0.98	1.21	1.06	1.18	1.02
CV final	0.94	1.05	1.14	0.94	0.93	1.16	1.16	1.14	1.07
Variation de CV	0.14	0.14	-0.03	0.11	0.05	0.05	-0.1	0.04	-0.05
2. Sous couverture de la demande des patients (UC)									
UC initial	69.66	72.79	66.52	65.1	64.02	65.93	66.02	66.1	65.82
% UC initial	3.18	3.37	3	2.92	2.85	2.96	2.97	2.97	2.96
UC final	63.73	69.70	67.28	62.67	58.35	69.25	63.98	69.53	68.93
% UC final	2.84	3.18	3.04	2.78	2.54	3.15	2.85	3.17	3.14
Max UC par jour	4.10	4.36	4.32	3.67	3.48	4.45	4.04	4.72	3.78
3. Sur couverture de la demande des patients (OC)									
OC initial	19.47	27.81	33.47	28.19	18.88	49.02	26.85	43.73	19.61
OC final	14.64	16.29	35.26	19.53	26.73	36.1	44.65	27.75	21.57
Max OC par jour	4.31	7.81	8.06	4.56	4.85	11.42	12.65	8.17	5.86
4. Violations d'équilibrage									
Écart d'équilibrage initial	0.39	0.278	0.42	0.34	0.319	0.37	0.32	0.25	0.42

Écart d'équilibrage final	0.38	0.272	0.402	0.24	0.317	0.29	0.33	0.43	0.31
Variation	0.01	0.006	0.018	0.10	0.002	0.08	-0.01	-0.18	0.11
5. Violations des préférences des médecins									
Violations initiales des préférences	34	34	28	27	45	32	26	29	27
Violations finales des préférences	39	38	27	36	30	28	23	22	14
Variation	-5	-4	1	-9	15	4	3	7	13
6. Patients qui ont quittés sans être traités (LWBS)									
Demande totale	2815	2815	2815	2815	2815	2815	2815	2815	2815
Nombre de patients LWBS initial	627	655	599	586	576	593	594	595	592
Nombre de patients LWBS final	574	627	606	564	525	623	576	626	620
Variation	53	28	-7	22	51	-30	18	-31	-28

Le premier scénario se concentre uniquement sur la minimisation des violations de couverture totale. Les résultats ont montré que la fonction objective a été réduite de 10,88 à 9,45, indiquant une réduction d'environ 6 et 5 patients dans la sous-couverture et sur-couverture respectivement, entre le meilleur planning généré à partir de la population initiale et le planning final optimisé. Lorsque l'équilibrage des performances des médecins par jour est seulement pris en considération, nous avons conclu à une minimisation de la fonction objective avec une réduction de l'écart de 2,15 % entre les meilleurs plannings initiaux et finaux, ce qui indique une légère variation de l'écart d'équilibrage de 0,6 %. Si l'objectif est de maximiser la satisfaction des médecins en

minimisant leurs violations de préférences (S3), l'algorithme du cerf rouge a fourni une solution améliorée avec un écart accru de 3,57 % dans un temps d'exécution de 3 minutes.

Après avoir exécuté l'algorithme du cerf rouge sur nos différents scénarios et calculé les valeurs de nos KPI, nous pouvons conclure que la décision sur le scénario qui donne les meilleurs résultats a été cruciale. En utilisant le principe d'exclusion et en tenant compte de l'ordre de priorité des objectifs du problème de planification des médecins, les scénarios 3, 6, 8 et 9 sont éliminés car ils produisent généralement des horaires qui détériorent les indicateurs de couverture et de sous-couverture. Pour le deuxième objectif prioritaire, qui est le déséquilibre de performance des médecins, les scénarios 7 et 8 ont eu de moins bons résultats. Par conséquent, ces scénarios sont éliminés. En passant à l'objectif avec le troisième ordre de priorité, les résultats montrent que S1, S2 et S4 n'ont pas respecté la satisfaction des préférences des médecins et l'ont réduite par 5, 4 et 9 respectivement. Le meilleur scénario parmi eux était S2 car il a donné des résultats avec le moins de détériorations. Ainsi, S1 et S4 sont également éliminés. Pour comparer les deux scénarios restants, 2 et 5, tous deux ont pratiquement donné de bons résultats, mais S2 a détérioré les préférences des médecins et S5 a détérioré les violations de sur-couverture. À ce stade, nous pouvons conclure que la détérioration des violations de sur-couverture est meilleure que les préférences des médecins puisque cette baisse n'affecte pas négativement les objectifs de notre problème. De plus, comme les deux ont diminué le nombre de patients LWBS, des résultats remarquables ont été conclus dans S5 plutôt que S2 avec une réduction de 51 et 28 dans les scénarios 5 et 2 respectivement. Afin de prendre en compte l'ordre de priorité de nos objectifs, nous avons choisi le scénario 5 comme meilleur scénario car il respecte les ordres de priorité des objectifs avec de meilleurs résultats pour la sous-couverture de la demande des patients et des préférences des médecins et garantit la minimisation du déséquilibre des performances des médecins ainsi que du nombre de patients LWBS.

En conclusion de l'analyse effectuée dans cette section, le meilleur scénario pour chaque algorithme était le même scénario qui est S5.

4.5.3 Réglage des paramètres

Cette section se concentrera sur le réglage des paramètres des deux algorithmes (AG et RDA). La méthode utilisée à cet effet consiste à exécuter ces algorithmes de résolution proposés sur le scénario S5 avec des valeurs différentes pour chaque paramètre. Inspirée de certains articles qui ont présenté une analyse sur les différents paramètres, la méthode utilisée commence par choisir un seul paramètre à régler et en laissant tous les autres paramètres constants. Chaque algorithme a ensuite été exécuté 10 fois et la moyenne de la valeur du ratio d'amélioration de la fonction de fitness de notre algorithme a été extraite. Ensuite, ce processus a été répété pour tous les paramètres et testé avec des valeurs supérieures et inférieures comme indiqué dans le Tableau 33.

Tableau 33: Valeurs des paramètres testés pour AG et RDA

Paramètre	**Par défaut**	**Inférieur**	**Supérieur**
Algorithme génétique.			
Taille de la population	20	10/15	25/30/40
Taux de croisement	0.6	0.3/0.5	0.7/0.8/0.9
Taux de mutation	0.1	0.05/0.01	0.15/0.3/0.5
Nombre des membres élites	10	2/5/8	12/15/20
Algorithme du cerf rouge.			
Taille de la population	20	15/18	25/30/40
Nombre de biches	12	8/10	16/18/20
Gamma ɣ	0.4	0.1/0.2	0.5/0.6/07
Alpha α	0.8	0.5/0.6/0.7	0.9
Beta β	0.3	0.1/0.2	0.4/0.5/0.6
Taux de croisement	0.6	0.3/0.4/0.5	0.7/0.8/0.9

À partir de différents tests qui ont été exécutés en faisant varier les différents paramètres des algorithmes, la meilleure combinaison, pour chaque approche de résolution, qui présente le taux d'amélioration le plus élevé est affichée dans le Tableau 34.

Tableau 34: Résultats correspondant au meilleur réglage des paramètres des algorithmes

Algorithme	Combinaison de paramètres	Ratio d'amélioration final
Algorithme génétique	Taille de la population : 25 Taux de croisement : 0.6 Taux de mutation : 0.1 Nombre des membres élites : 10	17.71%
Algorithme du cerf rouge	Taille de la population : 25 Nombre de biches : 16 Gamma ɣ: 0.4 Alpha α: 0.8 Beta β : 0.3 Taux de croisement : 0.3	11.35%

4.5.4 Comparaison

Cette étude a été fini par une étude comparative où une évaluation des performances est menée pour comparer l'efficacité des deux algorithmes paramétrés : AG et RDA. Les instances du problème de planification des médecins étaient basées sur scénario S5. Après avoir résolu le problème avec ces deux algorithmes pour un temps d'exécution de 3 minutes et en utilisant les paramètres réglés, notre référence pour la comparaison était le ratio d'amélioration où le résultat produit par l'algorithme génétique (AG) surpasse celui obtenu par l'algorithme de cerf rouge (RDA). Celui-ci démontre que dans 10 simulations de nos instances de problème (instances de S5), les solutions de AG sont 6,36 % supérieures à celles de RDA. Par conséquent, il est raisonnable d'affirmer que, pour les instances de problème étudiées, AG se distingue comme l'algorithme de solution le plus performant.

4.6 Interprétations – Cas d'étude 2

4.6.1 Analyse des résultats

Des expériences ont été réalisés ou les résultats du Tableau 35 représentent la moyenne de 10 simulations réalisées sur une période de 12 mois. Cela signifie que pour chaque scénario, un total de 120 simulations a été réalisées (10 simulations par scénario, sur 12 mois).

Tableau 35: Résultats de la minimisation des objectifs - Cas d'étude 2

Minimiser B1						
	Résultats					
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Mauvais résultats initiaux	0.748	0.748	5	7	4	854
Meilleurs résultats initiaux	0.648	0.648	5	8	4	845
AG	0.623	0.623	5	8	4	841
AG + LS	0.6142	0.6142	5	8	4	839
RDA	0.622	0.622	5	9	4	843
RDA + LS	0.6138	0.6138	5	9	4	840
AG + RDA	0.616	0.616	5	9	4	839
Minimiser B1+B2+B3+B4						
	Résultats					
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Mauvais résultats initiaux	1.133	0.721	5	10	4	849
Meilleurs résultats initiaux	0.880	0.673	4	5	4	853
AG	0.811	0.656	4	4	3	854

AG + LS	0.785	0.6445	4	3	3	854
RDA	0.827	0.6459	4	4	3	856
RDA + LS	0.790	0.6447	4	4	3	855
AG + RDA	0.799	0.651	4	4	3	855
Minimiser B5						
	Résultats					
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Mauvais résultats initiaux	874	0.710	5	7	4	874
Meilleurs résultats initiaux	825	0.691	5	8	4	825
AG	799	0.686	5	9	4	799
AG + LS	787	0.681	5	10	4	787
RDA	804	0.696	5	10	4	804
RDA + LS	791	0.687	5	10	4	791
AG + RDA	795	0.681	5	10	4	795

Au départ, toutes les approches de résolution ont amélioré les objectifs par rapport aux cas «mauvais» et «meilleur» de la population initiale. Pour le premier scénario, où le seul objectif est de minimiser le déséquilibre de la charge de travail, AG+LS et RDA+LS ont donné des résultats similaires, où RDA+LS surpasse légèrement AG +LS avec 0,04 % en moyenne de 10 simulations. Cependant, RDA+LS augmente le nombre de patients non traités et le nombre total de violations de quarts d'une unité chacune. Le deuxième cas, qui abordait le déséquilibre de la charge de travail ainsi que les violations de week-end, de nuit et de nombre total de quarts, indique que AG +LS surpasse les autres approches de résolution. Cependant, comparées à RDA+LS, on observe une légère variation des objectifs. Pour le scénario 3, où l'objectif est de minimiser le nombre de patients non traités, AG+LS surpasse RDA+LS avec un

nombre de 4 patients. Pour les objectifs B2, B3 et B4, des résultats similaires ont été obtenus sur une moyenne de 10 simulations. La seule différence réside dans l'objectif B1, où les valeurs de déséquilibre de la charge de travail sont de 0,681 pour AG+LS et de 0,687 pour RDA+LS. Après avoir examiné les résultats de minimisation des différents objectifs, les résultats suggèrent que l'intégration de la recherche locale à l'algorithme génétique et à l'algorithme du cerf rouge est bénéfique pour obtenir de meilleurs résultats. Ce résultat appuie l'utilisation d'approches hybrides combinant algorithmes évolutionnaires et recherche locale pour une optimisation plus efficace des problèmes de planification des médecins.

Étant donné que les résultats du Tableau 35 montrent des similitudes approximatives, des statistiques descriptives ont été utilisées pour présenter le minimum, le maximum, la moyenne et l'écart type des valeurs de fitness pour chaque scénario, comme indiqué dans le Tableau 36. Cette analyse fournit une compréhension claire de la distribution et de la variabilité des données, en mettant en évidence les écarts significatifs.

Tableau 36: Analyse statistique descriptive – Cas d'étude 2

Minimiser B1				
	Min	Max	Moyenne	Écart Type
Mauvais résultats initiaux	0.631	0.849	0.748	0.0538
Meilleurs résultats initiaux	0.543	0.779	0.648	0.0614
AG	0.511	0.779	0.623	0.0695
AG + LS	0.505	0.779	0.61428	0.0695
RDA	0.623	0.754	0.622	0.0636
RDA + LS	0.518	0.752	0.6138	0.0648
AG + RDA	0.511	0.751	0.616	0.0659

Minimiser B1+B2+B3+B4				
	Min	Max	Moyenne	Écart Type
Mauvais résultats initiaux	1.012	1.258	1.133	0.0492
Meilleurs résultats initiaux	0.734	1.009	0.880	0.0501
AG	0.663	0.960	0.811	0.0702
AG + LS	0.650	0.938	0.785	0.0653
RDA	0.727	0.927	0.827	0.0441
RDA + LS	0.685	0.903	0.790	0.0494
AG + RDA	0.668	0.916	0.799	0.0597
Minimiser B5				
	Min	Max	Moyenne	Écart Type
Mauvais résultats initiaux	603	1118	874	137
Meilleurs résultats initiaux	546	1057	825	135
AG	539	1011	799	132
AG + LS	525	1002	787	133
RDA	535	1036	804	134
RDA + LS	522	1020	791	134
AG + RDA	532	1013	795	134

Pour S1, l’approche RDA présente l’écart le plus étroit (0,0636) entre les valeurs minimales et maximales, ce qui suggère une plus grande cohérence des résultats par

rapport aux autres approches de résolution. Le faible écart type (0,0636) le confirme, indiquant que cette méthode concentre la plupart des valeurs autour de la moyenne par rapport aux autres méthodes. Cependant, *AG* +LS a obtenu le plus faible déséquilibre de charge de travail (0,505). En S2, la stabilité diminue progressivement de RDA à RDA+LS, *AG* +RDA, *AG* +LS et *AG*, l'écart type le plus faible étant obtenu par RDA. Lorsque l'objectif est de minimiser le nombre de patients non traités, S3, *AG* + LS et RDA + LS présentent les meilleurs résultats en termes de minimisation des valeurs moyennes, tout en maintenant une performance constante avec un faible écart type.

Bien que les statistiques descriptives (Tableau 36) fournissent un résumé complet des résultats, elles ne reflètent pas pleinement les améliorations de performance relatives obtenues par les différentes approches de résolution. Afin de mieux quantifier et comparer l'efficacité de chaque méthode, le pourcentage d'améliorations pour chaque objectif par rapport aux pires résultats initiaux et aux meilleurs résultats est présenté dans les tableaux 37, 38 et 39.

Tableau 37: Améliorations des différents objectifs en fonction du scénario 1(%) – Cas d'étude 2

Scénario S1					
	AG	AG+LS	RDA	RDA+LS	AG+RDA
$\boldsymbol{B1_{mauvais}}$	16.758	17.850	16.887	16.895	17.711
$\boldsymbol{B1_{meilleur}}$	3.771	5.034	3.923	5.088	4.874
$\boldsymbol{B2_{mauvais}}$	-5.465	-6.493	-6.733	-9.655	-5.979
$\boldsymbol{B2_{meilleur}}$	-4.058	-5.049	-5.271	-8.212	-4.714
$\boldsymbol{B3_{mauvais}}$	-9.083	-13.642	-18.940	-20.514	-13.156
$\boldsymbol{B3_{meilleur}}$	-6.001	-10.598	-16.001	-17.311	-10.402
$\boldsymbol{B4_{mauvais}}$	-0.938	-4.290	-3.545	-7.364	-6.626
$\boldsymbol{B4_{meilleur}}$	-6.317	-9.955	-8.985	-12.978	-12.557
$\boldsymbol{B5_{mauvais}}$	1.410	1.717	1.256	4.597	1.804
$\boldsymbol{B5_{meilleur}}$	0.411	0.721	0.255	0.599	0.809

Tableau 38: Améliorations des différents objectifs en fonction du scénario 2(%) – Cas d'étude 2

Scénario S2					
	AG	AG+LS	RDA	RDA+LS	AG+RDA
$fitness_{mauvais}$	28.431	30.702	26.943	30.308	29.402
$fitness_{meilleur}$	7.911	10.829	5.990	10.319	9.157
$B1_{mauvais}$	9.430	10.879	8.851	10.776	10.025
$B1_{meilleur}$	2.585	4.145	1.958	4.027	3.226
$B2_{mauvais}$	21.559	28.999	20.747	28.070	23.439
$B2_{meilleur}$	7.228	15.937	6.005	17.760	9.305
$B3_{mauvais}$	61.387	64.678	58.626	63.956	63.133
$B3_{meilleur}$	24.130	30.518	18.638	29.113	27.506
$B4_{mauvais}$	32.086	36.103	23.428	31.971	29.660
$B4_{meilleur}$	14.330	19.190	3.639	14.080	11.170
$B5_{mauvais}$	-0.647	-0.629	-0.952	-0.809	-0.678
$B5_{meilleur}$	-0.053	-0.035	-0.357	-0.214	-0.084

Tableau 39: Améliorations des différents objectifs en fonction du scénario 3(%) – Cas d'étude 2

Scénario S3					
	AG	AG+LS	RDA	RDA+LS	AG+RDA
$B1_{mauvais}$	3.380	4.085	1.972	3.239	4.085
$B1_{meilleur}$	0.724	1.447	-0.724	0.579	1.447
$B2_{mauvais}$	-9.228	-12.588	-12.071	-12.682	-10.477
$B2_{meilleur}$	-5.830	-9.186	-8.490	-9.049	-7.065
$B3_{mauvais}$	-37.784	-49.490	-41.022	-50.671	-40.401
$B3_{meilleur}$	-23.047	-33.601	-25.867	-34.578	-25.429
$B4_{mauvais}$	1.991	-1.131	-7.646	-9.946	-6.338
$B4_{meilleur}$	-4.591	-7.713	-14.569	-17.208	-13.296
$B5_{mauvais}$	8.625	9.995	8.029	9.513	9.089
$B5_{meilleur}$	3.137	4.590	2.505	4.077	3.629

En prenant en compte uniquement la minimisation du déséquilibre de la charge de travail (Tableau 37), les méthodes *AG, AG* LS et RDA+LS ont produit des résultats à peu près similaires (5.034 et 5.088 respectivement), RDA+LS étant légèrement supérieur. De plus, une amélioration notable du nombre moyen de patients non traités a été observée. Cependant, les autres objectifs ont connu une certaine détérioration. En prenant en considération les objectifs B1, B2, B3 et B4 (Tableau 38), tous les objectifs ont été améliorés en fonction de leurs valeurs moyennes, l'association GA+LS obtenant la meilleure moyenne de fitness (10,829 %), suivie de l'association RDA+LS (10,319 %). Cependant, une légère détérioration du nombre de patients traités a été observée pour toutes les méthodes. Dans le dernier scénario S3 (Tableau 39), la réduction du nombre de patients non traités a permis d'améliorer l'équilibre de la charge de travail. Cependant, elle a entraîné une détérioration significative de la répartition des heures de week-end, de nuit et de garde, ce qui compromet l'équité entre les médecins. En pratique, ce déséquilibre peut rendre les plannings générés inacceptables et entraîner des problèmes potentiels.

Étant donné que les améliorations (Tableaux 37, 38 et 39) et les statistiques descriptives (Tableau 36) fournissent des informations précieuses sur la performance globale des approches de résolution, elles ne présentent qu'une vue synthétique des données. Ces mesures aident à quantifier le niveau d'amélioration obtenu par chaque méthode et la cohérence des résultats, mais elles ne capturent pas entièrement la distribution ou les valeurs aberrantes potentielles sont présentes dans l'ensemble de données.

4.6.2 Analyse statistique par boîtes à moustaches

Dans cette section, des boîtes à moustaches sont utilisées pour visualiser la distribution des résultats obtenus pour chaque scénario (S1, S2 et S3) pour l'objectif B1 puisque ce cas d'étude se focalise principalement sur l'équilibrage de la charge de travail des médecins. Cette approche permet non seulement de synthétiser les tendances générales par la médiane et les quartiles, mais aussi de détecter les valeurs aberrantes et d'analyser la dispersion des données. Les résultats des boites à moustaches sont présentés dans les Figures 10, 11 et 12. Les termes «mauvais» et

«meilleur» représentent les résultats générés aléatoirement par la population initiale, en respectant uniquement les exigences strictes du service des urgences afin de comprendre la variation des objectifs de la population initiale.

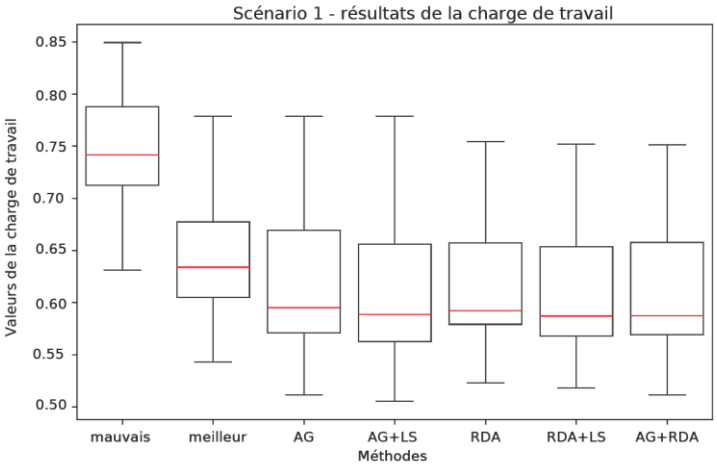

Figure 10: Boîtes à moustaches de la minimisation de l'écart de charge de travail B1

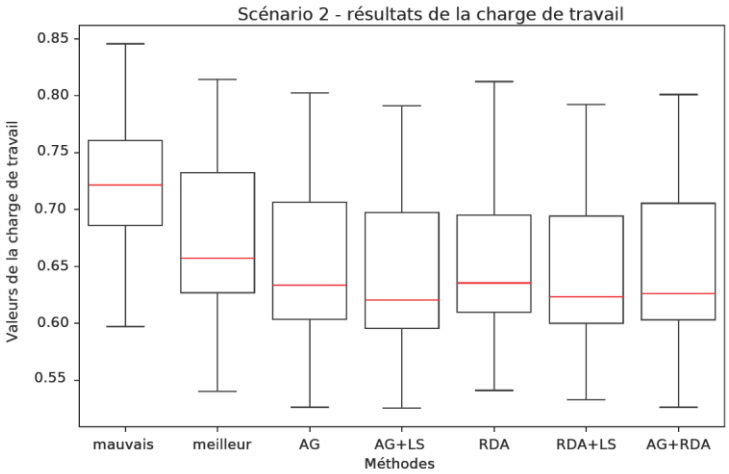

Figure 11: Boîtes à moustaches de la minimisation de B1+B2+B3+B4

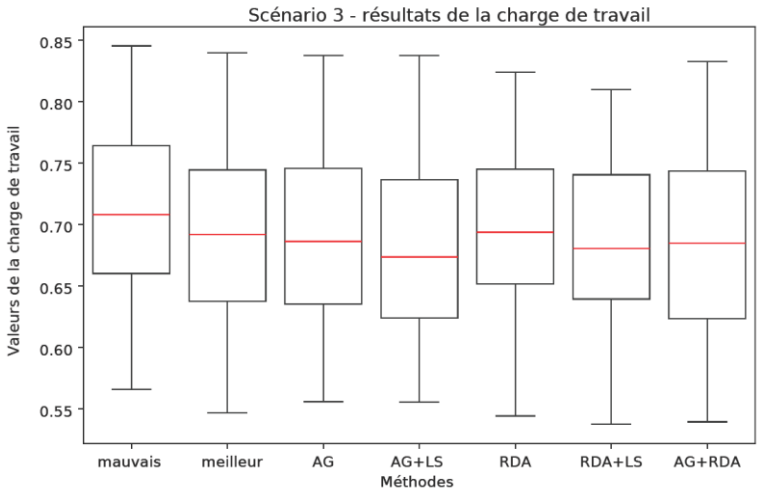

Figure 12: Boîtes à moustaches de la minimisation de B5

Comme le montrent les figures des boites à moustaches (Figures 10, 11 et 12), les individus les moins performants des populations initiales présentent systématiquement les médianes de charge de travail les plus élevées, parmi toutes les méthodes, avec des médianes proches de 0,74, 0,73 et 0,71 respectivement pour les S1, S2 et S3. Ce résultat peut être interprété comme un déséquilibre significatif dans la distribution de la charge de travail. Cependant, ce résultat était anticipé, car les individus les moins performants ont été générés aléatoirement sans tenir compte de la détérioration de l'objectif B1. En revanche, les individus les plus performants abaissent la charge de travail médiane à environ 0,64, 0,66 et 0,69 respectivement pour les S1, S2 et S3, ce qui montre une amélioration tout en autorisant une certaine variabilité.

Pour les approches de résolution et leurs combinaisons, RDA et RDA+LS présentent l'IQR le plus étroit, ce qui signifie qu'il y a moins de variabilité dans les 50% médianes des données de charge de travail. De plus, avec RDA + LS, les données de charge de travail présentent une plage étroite par rapport aux autres approches de résolution, les valeurs étant concentrées dans un intervalle plus restreint que pour les autres méthodes.

En matière d'équilibrage de la charge de travail, RDA + LS s'avère naturellement la méthode la plus cohérente et la plus efficace dans les trois scénarios, offrant les valeurs médianes de charge de travail les plus faibles et la plus faible variabilité. Cependant, AG + LS a également obtenu de bons résultats, notamment en atteignant les valeurs minimales les plus basses, mais avec moins de cohérence.

4.6.3 Perspective pratique

Étant donné que la méthode RDA+LS s'est avérée la méthode avec la plus faible variabilité dans ce cas d'étude, elle a été retenue pour générer les horaires des médecins pour cette section. De plus, la méthode S2 a été choisie car ses objectifs correspondent mieux aux besoins pratiques et réels et offrent des résultats plus bénéfiques. Janvier a été choisi comme mois cible, en utilisant les données sur la disponibilité et les performances des médecins pour cette période. Un exemple d'horaire généré après l'exécution de l'algorithme RDA combiné à des techniques de recherche locale est présenté dans le Tableau 40.

Tableau 40: Exemple d'horaire de médecin utilisant RDA+LS

Nom du Jour	Nombre du Jour	Jour (7h-15h)	Soir (15h-23h)	Nuit (23h-7h)
Lundi	1	P2	P4	P1
Mardi	2	P3	P4	P1
Mercredi	3	P2	P3	P1
Jeudi	4	P4	P3	P1
Vendredi	5	P5	P3	P1
Samedi	6	P2	P8	P6
Dimanche	7	P2	P3	P4
Lundi	8	P1	P3	P10
Mardi	9	P4	P2	P6
Mercredi	10	P4	P1	P8
Jeudi	11	P10	P2	P6
Vendredi	12	P3	P5	R
Samedi	13	P8	P1	R
Dimanche	14	P6	P8	R
Lundi	15	P7	P2	P3
Mardi	16	P7	P10	P3

Mercredi	17	P8	P6	P4
Jeudi	18	P7	P8	P6
Vendredi	19	P3	P4	R
Samedi	20	P3	P7	R
Dimanche	21	P3	P1	R
Lundi	22	P7	P6	P4
Mardi	23	P8	P6	P7
Mercredi	24	P3	P6	P8
Jeudi	25	P5	P10	R
Vendredi	26	P2	P7	R
Samedi	27	P3	P6	R
Dimanche	28	P2	P6	P5
Lundi	29	P1	P6	P10
Mardi	30	P5	P7	P8
Mercredi	31	P1	P2	P5

Pendant cette période, le responsable du service des urgences était chargé de générer manuellement les horaires, ce qui nécessitait environ dix heures par mois. Malgré cet investissement en temps considérable, le planning créé ne répondait qu'aux exigences strictes du service d'urgence. Si l'on envisageait la flexibilité et l'optimisation de la charge de travail et des horaires des médecins, le temps requis augmenterait considérablement. Cela souligne les limites de la planification manuelle et la nécessité des solutions plus efficaces et complètes. Une comparaison entre le planning généré manuellement et celui généré avec RDA+LS est présentée dans le Tableau 41.

Tableau 41: Manuel vs RDA+LS

Scénario S2						
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Manuel	1,184	0,736	5	11	4	589
RDA + LS	0,768	0.603	4	4	3	580

Contrairement à la planification manuelle, chronophage, la combinaison d'algorithmes évolutifs et des techniques de recherche locale permet d'analyser de vastes volumes de données et de générer des solutions optimales plus rapidement. Cela permet non seulement aux urgences de gagner du temps sur les tâches administratives, mais aussi d'améliorer l'environnement de travail des médecins, réduisant ainsi le risque d'épuisement professionnel. Pour les patients, même en cas de détérioration, les simulations précédentes suggèrent qu'elle serait négligeable.

4.7 Interprétations – Cas d'étude 3

Cette section se concentre sur le troisième cas d'étude qui prend en considération la nature stochastique de la demande des patients, le temps de traitement et la productivité des médecins puisque ces paramètres sont aléatoires dans les services d'urgence. Étant donné qu'à partir du deuxième cas, on a conclu que AG + LS ont donné les valeurs minimales les plus basses, mais avec plus de variabilité que RDA+LS, on va adopter dans le 3ème cas les méthodes de AG et LS seulement puisque notre objectif principal est de minimiser les violations des différents aspects étudiés. L'objectif est donc d'obtenir les valeurs les plus faibles possibles afin de minimiser au maximum les fonctions de coût.

4.7.1 Identification des distributions

Afin d'identifier la loi de probabilité qui modélise mieux le nombre d'arrivées de patients par heure dans le service d'urgence, un histogramme des données réelles a été comparé à trois distributions théoriques : normale, exponentielle, et Poisson comme présenté dans la Figure 14.

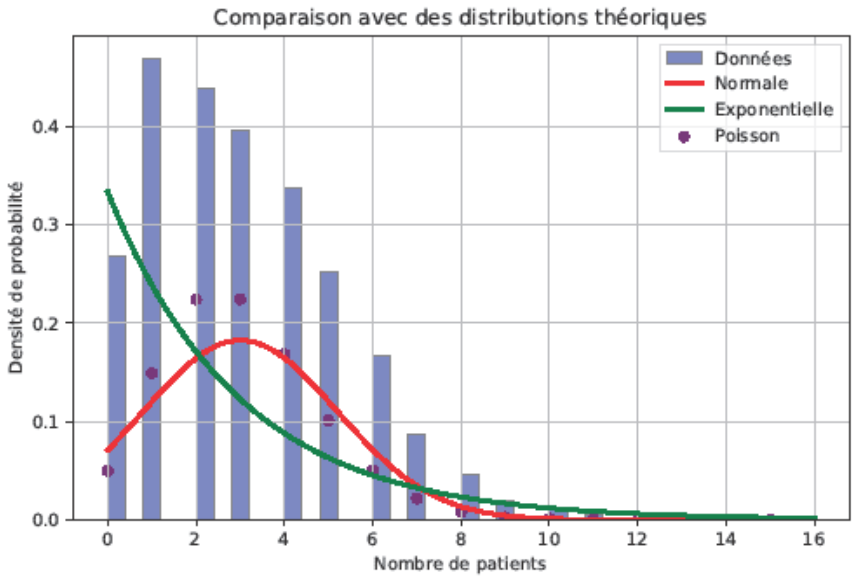

Figure 13: Distribution de la demande des patients

Comme le montre la Figure 14, la loi normale ne convient pas car les données sont discrètes et asymétriques. La loi exponentielle suit la tendance globale mais ne reflète pas bien les valeurs fréquentes. La loi de Poisson s'ajuste mieux aux données. Elle respecte leur caractère discret et asymétrique, avec une moyenne proche de 3 patients/heure, ce qui correspond à la moyenne observée.

Par conséquent, la loi de Poisson a été retenue pour modéliser l'arrivée stochastique des patients. La performance des médecins étant comprise dans l'intervalle [70, 120], une loi uniforme a été retenue pour modéliser cette variable.

Le temps de traitement des patients est lié à leur niveau d'acuité, avec un temps moyen respectif de 60, 50, 40, 30 et 20 minutes pour les niveaux d'acuité de 1 à 5. Dans notre modélisation, un niveau d'acuité est attribué aléatoirement à chaque patient. En se basant sur ce niveau et son temps moyen associé, le temps de traitement est ensuite généré selon une loi exponentielle. Ce choix permet de représenter la variabilité naturelle du temps de traitement des patients, qui n'est pas fixe et peut fluctuer d'un patient à l'autre.

4.7.2 Analyse des résultats

Des expériences ont été réalisés ou les résultats du Tableau 42 représentent la moyenne de 20 simulations réalisées sur une période de 12 mois. Cela signifie que pour chaque scénario, un total de 240 simulations a été réalisées.

Tableau 42: Résultats de la minimisation des objectifs - Cas d'étude 3

Minimiser B1						
	Résultats					
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Mauvais résultats initiaux	0.909	0.909	4.750	7.375	3.967	766.35
Meilleurs résultats initiaux	0.887	0.887	4.763	7.200	3.988	766.70
AG	0.872	0.872	4.771	7,854	4.163	766.48
AG + LS	0.865	0.865	4.767	8.046	4.254	766.56
CPU (h)	4.59					
Minimiser B1+B2+B3+B4						
	Résultats					
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Mauvais résultats initiaux	1.312	0.900	5.233	10.213	4.483	765.79
Meilleurs résultats initiaux	1.088	0.897	4.308	4.900	3.504	765.94
AG	1.015	0.889	3.738	3.425	3.017	765.81
AG + LS	0.995	0.882	3.500	3.146	2.788	765.84
CPU (h)	4.54					

Minimiser B5						
	Résultats					
	Fitness	B1	B2	B3	B4	B5
Mauvais résultats initiaux	770.07	0.898	4.700	7.288	3.983	770.07
Meilleurs résultats initiaux	762.89	0.899	4.692	7.442	3.929	762.89
AG	757.40	0.899	4.863	8.492	4.150	757.40
AG + LS	755.54	0.899	4.963	9.079	4.333	755.54
CPU (h)	4.46					

L'algorithme génétique et sa combinaison avec la recherche locale ont permis une amélioration significative par rapport aux résultats initiaux. L'optimisation a réduit la valeur de l'objectif B1 tout en maintenant une performance stable pour B5 avec de légères détériorations pour les objectifs de l'équité, indiquant une bonne capacité à équilibrer les charges de travail entre les médecins sans dégrader significativement les autres critères de la planification. Les résultats du deuxième scénario montrent que AG + LS offre de meilleures performances que AG seul, en réduisant plus efficacement les déséquilibres multi-dimensionnels (B1,B2,B3,B4), tout en maintenant une performance stable pour le nombre de patients non traités. Cela souligne l'intérêt d'utiliser des techniques hybrides dans les problèmes complexes à objectifs multiples. Les résultats du dernier scénario montrent que AG + LS améliore le nombre de patients non traités avec une légère détérioration pour l'équilibrage de la charge de travail entre les médecins, ainsi que des détériorations remarquables pour les objectifs d'équité. Cela indique que la diminution du nombre de patients non traités seule engendre une détérioration pour les autres objectifs étudiés. A partir du Tableau 42, l'algorithme génétique couplé à la recherche locale a systématiquement produit les meilleurs résultats pour les différents objectifs testés, que ce soit en termes d'équilibrage ou de minimisation du nombre de patients non traités. Cependant, dans

le dernier cas, ou le nombre de patients est pris en considération seul, les autres objectifs du problème sont détériorés.

Afin de mieux comprendre les résultats, une analyse statistique descriptive a été mené comme présenté dans Tableau 43:

Tableau 43: Analyse statistique descriptive – Cas d'étude 3

Minimiser B1				
	Min	Max	Moyenne	Écart Type
Mauvais résultats initiaux	0.892	0.925	0.910	0.006
Meilleurs résultats initiaux	0.866	0.913	0.887	0.008
AG	0.841	0.901	0.872	0.012
AG + LS	0.834	0.898	0.865	0.011
Minimiser B1+B2+B3+B4				
	Min	Max	Moyenne	Écart Type
Mauvais résultats initiaux	1.139	1.456	1.312	0.059
Meilleurs résultats initiaux	0.988	1.185	1.088	0.045
AG	0.896	1.150	1.015	0.051
AG + LS	0.891	1.121	0.995	0.046
Minimiser B5				
	Min	Max	Moyenne	Écart Type
Mauvais résultats initiaux	715.435	819.101	767.975	22,127
Meilleurs résultats initiaux	706.340	808.777	760.758	22.158
AG	699.904	807.731	755.145	23.062
AG + LS	699.085	804.334	753.303	22.883

Pour le premier scénario, l'approche AG+LS donne la meilleure moyenne (0.865) avec un écart type faible (0.011) mais plus élevé qu'initialement, mais indiquant une bonne performance. Tandis que les résultats initiaux montrent une variabilité moins importante. Comparons l'AG et l'AG+LS, l'ajout de la recherche locale améliore la précision et la régularité des solutions. De même pour S2, ou AG+LS atteint la moyenne la plus basse (0.995) avec un écart type faible (0.046). Cela montre que cette approche est plus robuste pour résoudre un problème multi-objectif d'équité. Il est vrai que AG seul est performant, mais légèrement moins robuste que AG+LS. Pour le dernier Scénario, bien que les écarts types restent légèrement élevés (22.883) pour AG + LS, cela reflète la nature plus variable de l'objectif B5, dépendant de la productivité et de l'effet stochastique des arrivées. AG+LS permet néanmoins d'obtenir la meilleure valeur minimale (699.085) sur toutes les itérations.

Afin de mieux quantifier et comparer l'efficacité de chaque méthode, le pourcentage d'améliorations pour chaque objectif par rapport aux pires résultats initiaux et aux meilleurs résultats est présenté dans le Tableau 44.

Tableau 44: Améliorations des différents objectifs des différents scénarios (%) – Cas d'étude 3

	Scénario S1		Scénario S2		Scénario S3	
	AG	AG+LS	AG	AG+LS	AG	AG+LS
$B1_{mauvais}$	4.11	4.88	1.19	2.02	-0.05	-0.07
$B1_{meilleur}$	1.71	2.49	0.92	1.76	0.06	0.04
$B2_{mauvais}$	-0.44	-0.35	28.58	33.12	-3.46	-5.59
$B2_{meilleur}$	-0.17	-0.09	13.25	18.76	-3.64	-5.77
$B3_{mauvais}$	-6.5	-9.1	66.46	69.20	-16.52	-24.59
$B3_{meilleur}$	-9.09	-11.75	30.10	35.80	-14.11	-22.00
$B4_{mauvais}$	-4.94	-7.25	32.71	37.83	-4.18	-8.79
$B4_{meilleur}$	-4.39	-6.69	13.91	20.45	-5.62	-10.29
$B5_{mauvais}$	-0.017	-0.027	-0.002	-0.006	1.65	1.89
$B5_{meilleur}$	-0.030	0.019	0.018	0.013	0.72	0.96

Lorsque la minimisation concerne seulement B1, AG+LS montre une amélioration supérieure à AG pour B1, aussi bien pour les mauvais (4.88 %) que les bons (2.49 %) résultats initiaux. Les autres objectifs (B2 à B5) ne sont pas explicitement ciblés ici, ce qui justifie des détériorations mineures sur ces derniers. Pour S2, les gains sont significatifs pour AG +LS, avec une détérioration mineure pour le nombre de patients non traités. Cela reflète l'efficacité accrue de AG +LS pour résoudre les problèmes complexes à objectifs multiples. Pour S3, on observe des gains pour le nombre de patients. Tandis qu'une forte dégradation des autres objectifs est présente, ce qui est attendu puisqu'ils ne sont pas priorisés dans ce scénario.

Les résultats des simulations montrent que chercher à réduire au maximum le nombre de patients non traités peut détériorer les conditions de travail des médecins, notamment en déséquilibrant leur charge de travail et la répartition des quarts. À l'inverse, améliorer l'équilibre des horaires et des quarts de travail permet de mieux organiser le travail des médecins sans vraiment nuire au nombre de patients traités. On peut donc dire qu'il est possible d'améliorer les conditions de travail du personnel médical sans que cela ait un impact négatif important sur la qualité des soins.

De plus, la réalisation de plusieurs simulations à l'aide de la méthode de Monte Carlo permet de construire un modèle plus robuste, facilitant l'interprétation des résultats et la validation de l'efficacité des solutions proposées.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, trois cas d'étude ont été développés. Le premier avait pour objectif de générer différents scénarios en intégrant progressivement les divers aspects du problème de planification des horaires des médecins. Chaque scénario a été évalué à l'aide d'indicateurs clés de performance afin d'identifier celui répondant le mieux aux objectifs fixés. Les deux cas suivants, bien que similaires sur le fond, se distinguent par leur finalité. Le deuxième cas s'est focalisé sur la comparaison entre différentes méthodes de résolution afin d'évaluer leur efficacité et leur performance. À partir de ces résultats, le troisième cas a été abordé en utilisant l'algorithme le plus performant. Ce dernier a été enrichi par une simulation Monte Carlo afin de renforcer la robustesse

du modèle et d’apporter une interprétation plus approfondie des solutions générées. Nous avons pu conclure qu’il est plus pertinent de privilégier l’équilibrage de la charge de travail des médecins ainsi que la répartition équitable des quarts de travail, plutôt que de se concentrer uniquement sur la minimisation du nombre de patients non traités. En effet, l’amélioration des conditions de travail n’a que peu d’impact sur le nombre de patients pris en charge, tandis que se concentrer sur le nombre de patients entraîne une dégradation notable de l’environnement de travail des médecins.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Ce projet s'est intéressé à la problématique complexe de la planification des horaires des médecins dans un service d'urgence, en intégrant des contraintes dures et flexibles dans un environnement à forte incertitude. Le travail présenté dans ce mémoire s'articule autour de trois cas d'étude distincts, chacun relevant d'une approche d'optimisation multi-objectifs mais poursuivant des buts et des critères spécifiques.

Le premier cas d'étude a été consacré à la maximisation du nombre de patients traités. Dans ce cadre, il a été jugé essentiel de prendre en compte non seulement la capacité de traitement des médecins, mesurée par leurs performances individuelles, mais aussi leurs préférences personnelles en matière de répartition des quarts de travail. Cette double considération permet de mieux concilier l'efficacité du service d'urgence et la satisfaction des médecins. Les résultats ont mis en évidence l'importance d'un bon équilibre entre la minimisation du nombre de patients non traités et les conditions de travail des médecins. Plus précisément, il a été démontré que l'amélioration de la répartition des quarts et de la charge de travail des médecins peut être atteinte sans compromettre significativement le nombre de patients traités. En revanche, la priorisation exclusive de la maximisation du nombre de patients traités peut nuire fortement à l'environnement de travail médical.

Le deuxième cas d'étude s'est intéressé davantage à l'équilibre de la charge de travail. L'objectif principal a été de répartir de manière plus équitable les quarts entre les différents médecins et d'équilibrer leur charge de travail, afin d'éviter des situations de surcharge ou d'injustice perçue. Cet aspect est important puisqu'un meilleur équilibrage contribue non seulement au bien-être du personnel médical mais améliore aussi la continuité et la qualité des soins offerts aux patients.

Le troisième cas d'étude constitue une extension directe du deuxième. Il reprend le principe de l'équilibrage mais introduit en plus des critères stochastiques qui reflètent l'incertitude inhérente au fonctionnement d'un service d'urgence. Parmi ces critères figurent la variabilité de l'arrivée des patients, les fluctuations du temps de traitement

ainsi que les différences de performance entre médecins. Cette prise en compte du caractère aléatoire rend le modèle plus réaliste et plus représentatif des conditions observées dans la pratique.

Pour chacun de ces cas d'étude, plusieurs scénarios ont été construits et analysés en appliquant deux approches métaheuristiques, notamment l'algorithme génétique et l'algorithme du cerf rouge, qui ont ensuite été combinées à des méthodes de recherche locale pour améliorer la qualité des solutions obtenues. L'ensemble de ces outils a permis de comparer différentes stratégies d'optimisation et d'évaluer leur pertinence face aux multiples objectifs poursuivis, à savoir la satisfaction des patients et celle des médecins.

Enfin, pour traiter les critères stochastiques, la méthode d'approximation moyenne par échantillon (SAA) a été adoptée. Celle-ci a permis d'estimer de manière plus robuste le coût associé aux horaires générés à travers plusieurs scénarios de simulations Monte Carlo. L'analyse des résultats ainsi obtenus a donné lieu à une interprétation détaillée visant à mieux comprendre l'impact de la minimisation des violations de la charge de travail des médecins sur le nombre de patients non traités. Cette démarche a permis de mettre en évidence les compromis nécessaires entre équilibre interne au sein du personnel médical et performance globale du service d'urgence.

Ce travail met en avant l'importance de tester le modèle proposé dans différentes situations réelles. Ces situations peuvent concerner des hôpitaux de tailles variées, avec des nombres de lits et de médecins différents. Elles peuvent aussi inclure diverses façons d'organiser les quarts de travail selon les pratiques locales. Il est également essentiel de considérer divers volumes de patients ainsi que des niveaux différents de disponibilité du personnel. Ces tests permettront de mieux comprendre comment le modèle se comporte face à des contextes changeants. Ils aideront aussi à vérifier s'il reste efficace et fiable lorsque les conditions deviennent plus complexes. Une telle démarche renforcera la valeur pratique du modèle en montrant sa capacité d'adaptation. Elle permettra de confirmer sa flexibilité et sa généricité dans plusieurs

environnements du système de santé. Enfin, cela ouvrira la voie à une utilisation plus large du modèle dans différents services d’urgence.

LISTE DE RÉFÉRENCES

Abdalkareem, Z. A., Amir, A., Al-Betar, M. A., Ekhan, P., and Hammouri, A. I. (2021). Healthcare scheduling in optimization context: a review. Health and Technology, 11:445–469. DOI: https://doi.org/10.1007/s12553-021-00547-5.

Adams, T., O'Sullivan, M., Christiansen, J., Muir, P., and Walker, C. (2017). Rostering general medicine physicians to balance workload across inpatient wards: a case study. BMJ Innovations, 3(2):84–90. DOI: https://doi.org/10.1136/ bmjinnov-2016-000162.

Adams, T., O'Sullivan, M., and Walker, C. (2019). Physician rostering for workload balance. Operations Research for Health Care, 20:1–10. DOI: https://doi.org/10. 1016/j.orhc.2018.11.001.

Ahn, C. W. and Ramakrishna, R. S. (2003). Elitism-based compact genetic algorithms. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 7(4):367–385. DOI: https://doi. org/10.1109/TEVC.2003.814633.

Alfadilla, N., Sentia, P., Asmadi, D., et al. (2019). Optimization of nurse scheduling problem using genetic algorithm: a case study. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, volume 536, page 012131. IOP Publishing. DOI: https: //doi.org/10.1088/1757-899X/536/1/012131.

Alharbi, A. and AlQahtani, K. (2016). A genetic algorithm solution for the doctor scheduling problem. In The Tenth International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences, pages 91–7.

Alorf, A. (2023). A survey of recently developed metaheuristics and their comparative analysis. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 117:105622. DOI: https: //doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105622.

Amaran, S., Sahinidis, N. V., Sharda, B., and Bury, S. J. (2016). Simulation optimization: a review of algorithms and applications. Annals of Operations Research, 240:351–380. DOI: https://doi.org/10.1007/s10479-015-2019-x.

Boussaïd, I., Lepagnot, J., and Siarry, P. (2013). A survey on optimization metaheuristics. Information sciences, 237:82–117. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ins. 2013.02.041.

Bruni, R. and Detti, P. (2014). A flexible discrete optimization approach to the physician scheduling problem. Operations Research for Health Care, 3(4):191–199. DOI: https: //doi.org/10.1016/j.orhc.2014.08.003.

Burke, E. K., Li, J., and Qu, R. (2012). A pareto-based search methodology for multiobjective nurse scheduling. Annals of Operations Research, 196:91–109. DOI: https: //doi.org/10.1007/s10479-009-0590-8.

Camiat, F., Restrepo, M. I., Chauny, J.-M., Lahrichi, N., and Rousseau, L.-M. (2021). Productivity-driven physician scheduling in emergency departments. Health Systems, 10(2):104–117. DOI: https://doi.org/10.1080/20476965.2019.1666036.

Carter, M. W. and Lapierre, S. D. (2001). Scheduling emergency room physicians. Health care management science, 4:347–360. DOI: https://doi.org/10.1023/A:1011802630656.

Chouba, I., Yalaoui, F., Amodeo, L., Arbaoui, T., Blua, P., Laplanche, D., and Sanchez, S. (2019). An efficient simulation-based optimization approach for improving emergency department performance. In MEDINFO 2019: Health and Wellbeing eNetworks for All, pages 1939–1940. IOS Press. DOI: https://doi.org/10.3233/ SHTI190723.

Dehnoei, S. (2020). A Stochastic Optimization Approach for Staff Scheduling Decisions at Inpatient Clinics. PhD thesis, Université d'Ottawa/University of Ottawa. DOI: http://dx.doi.org/10.20381/ruor-25151.

Derlet, R. W. and Richards, J. R. (2000). Overcrowding in the nation's emergency departments: complex causes and disturbing effects. Annals of emergency medicine, 35(1):63–68. DOI: https://doi.org/10.1016/S0196-0644(00)70105-3.

Dubinsky, I. (2012). Emergency physician workload modeling. Canadian Journal of Emergency Medicine, 14(4):215–220. DOI: https://doi.org/10.2310/8000.2012.120532.

El-Rifai, O., Garaix, T., Augusto, V., and Xie, X. (2015). A stochastic optimization model for shift scheduling in emergency departments. Health care management science, 18:289–302. DOI: https://doi.org/10.1007/s10729-014-9300-4.

Erhard, M., Schoenfelder, J., Fügener, A., and Brunner, J. O. (2018). State of the art in physician scheduling. European Journal of Operational Research, 265(1):1–18. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.06.037.

Ernst, A. T., Jiang, H., Krishnamoorthy, M., and Sier, D. (2004). Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods and models. European journal of operational research, 153(1):3–27. DOI: https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03) 00095-X.

Fathollahi-Fard, A. M., Hajiaghaei-Keshteli, M., and Tavakkoli-Moghaddam, R. (2020). Red deer algorithm (rda): a new nature-inspired meta-heuristic. Soft computing, 24:14637–14665. DOI: https://doi.org/10.1007/s00500-020-04812-z.

France, D. J. and Levin, S. (2006). System complexity as a measure of safe capacity for the emergency department. Academic Emergency Medicine, 13(11):1212–1219. DOI: https://doi.org/10.1197/j.aem.2006.04.010.

Ganguly, S., Lawrence, S., and Prather, M. (2014). Emergency department staff planning to improve patient care and reduce costs. Decision Sciences, 45(1):115–145. DOI: https://doi.org/10.1111/deci.12060.

Gendreau, M., Ferland, J., Gendron, B., Hail, N., Jaumard, B., Lapierre, S., Pesant, G., and Soriano, P. (2007). Physician scheduling in emergency rooms. In Practice and Theory of Automated Timetabling VI: 6th International Conference, PATAT 2006 Brno, Czech Republic, August 30–September 1, 2006 Revised Selected Papers 6, pages 53–66. Springer. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-540-77345-0_4.

Ghaheri, A., Shoar, S., Naderan, M., and Hoseini, S. S. (2015). The applications of genetic algorithms in medicine. Oman medical journal, 30(6):406. DOI: https://doi.org/10.5001/omj.2015.82.

Gunawan, A. and Lau, H. C. (2010). The bi-objective master physician scheduling problem. PATAT. DOI: https://ink.library.smu.edu.sg/sis_research/ 319.

Gunawan, A. and Lau, H. C. (2013). Master physician scheduling problem. Journal of the Operational Research Society, 64(3):410–425. DOI: https://doi.org/10.1057/ jors.2012.48.

Haldurai, L., Madhubala, T., and Rajalakshmi, R. (2016). A study on genetic algorithm and its applications. Int. J. Comput. Sci. Eng, 4(10):139–143. https: www.ijcseonline.org.

Hamid, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., Golpaygani, F., and Vahedi-Nouri, B. (2020). A multi-objective model for a nurse scheduling problem by emphasizing human factors. Proceedings of the institution of mechanical engineers, Part H: journal of engineering in medicine, 234(2):179–199. DOI: https://doi.org/10.1177/0954411919889560.

Hidayati, M., Wibowo, A., and Abdulrahman, S. (2018). Preliminary review on population based approaches for physician scheduling. In 2018 Indonesian Association for Pattern Recognition International Conference (INAPR), pages 90–94. IEEE. DOI: https://doi.org/10.1109/INAPR.2018.8627005.

Ilmi, R. R., Mahmudy, W. F., and Ratnawati, D. E. (2015). Optimasi penjadwalan perawat menggunakan algoritma genetika. S1. DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya, 5(13).

Jebari, K., Madiafi, M., et al. (2013). Selection methods for genetic algorithms. International Journal of Emerging Sciences, 3(4):333–344.

Kim, S.-J., Ko, Y.-W., Uhmn, S., and Kim, J. (2014). A strategy to improve performance of genetic algorithm for nurse scheduling problem. International journal of software engineering and its applications, 8(1):53–62. DOI: http://dx.doi.org/10.14257/ ijseia.2014.8.1.05.

Koruca, H. I., Emek, M. S., and Gulmez, E. (2023). Development of a new personalized staff-scheduling method with a work-life balance perspective: case of a hospital. Annals of Operations Research, pages 1–28. DOI: https://doi.org/10.1007/ s10479-023-05244-2.

Kumar, P., Chauhan, S., and Awasthi, L. K. (2023). Artificial intelligence in healthcare: review, ethics, trust challenges & future research directions. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 120:105894. DOI: https://doi.org/10.1016/j. engappai.2023.105894.

Kundu, S., Mahato, M., Mahanty, B., and Acharyya, S. (2008). Comparative performance of simulated annealing and genetic algorithm in solving nurse scheduling problem. In Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists, volume 1, pages 96–100.

Leksakul, K., Phetsawat, S., et al. (2014). Nurse scheduling using genetic algorithm. Mathematical Problems in Engineering, 2014. DOI: https://doi.org/10.1155/ 2014/246543.

Levin, S., Aronsky, D., Hemphill, R., Han, J., Slagle, J., and France, D. J. (2007). Shifting toward balance: measuring the distribution of workload among emergency physician teams. Annals of emergency medicine, 50(4):419–423. DOI: https: //doi.org/10.1016/j.annemergmed.2007.04.007.

Levin, S., France, D. J., Hemphill, R., Jones, I., Chen, K. Y., Rickard, D., Makowski, R., and Aronsky, D. (2006). Tracking workload in the emergency department. Human factors, 48(3):526–539. DOI: https://doi.org/10.1518/ 001872006778606903.

Lin, C.-C., Kang, J.-R., Chiang, D.-J., and Chen, C.-L. (2015a). Nurse scheduling with joint normalized shift and day-off preference satisfaction using a genetic algorithm with immigrant scheme. International Journal of Distributed Sensor Networks, 11(7):595419. DOI: https://doi.org/10.1155/2015/595419.

Lin, C.-C., Kang, J.-R., and Hsu, T.-H. (2015b). A memetic algorithm with recovery scheme for nurse preference scheduling. Journal of Industrial and Production Engineering, 32(2):83–95. DOI: https://doi.org/10.1080/21681015.2014.997815.

Little, C. and Choudhury, S. (2022). A review of the scheduling problem within canadian healthcare centres. Applied Sciences, 12(21):11146. DOI: https://doi.org/ 10.3390/app122111146.

Louis-Martin, R., Gendreau, M., and Pesant, G. (2002). A general approach to the physician rostering problems. Annals of Operations Research, 115(1):193.

Maenhout, B. and Vanhoucke, M. (2008). Comparison and hybridization of crossover operators for the nurse scheduling problem. Annals of Operations Research, 159:333– 353. DOI: https://doi.org/10.1007/s10479-007-0268-z.

Mansini, R. and Zanotti, R. (2020). Optimizing the physician scheduling problem in a large hospital ward. Journal of Scheduling, 23(3):337–361. DOI: https://doi.org/ 10.1007/s10951-019-00614-w.

Marchesi, J. F., Hamacher, S., and Fleck, J. L. (2020). A stochastic programming approach to the physician staffing and scheduling problem. Computers & Industrial Engineering, 142:106281. DOI: https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106281.

Marchesi, J. F., Hamacher, S., and Peres, I. T. (2025). Stochastic model for physician staffing and scheduling in emergency departments with multiple treatment stages. European Journal of Operational Research, 324(2):492–505. DOI: https://doi.org/ 10.1016/j.ejor.2025.01.027.

Niroumandrad, N. and Lahrichi, N. (2018). A stochastic tabu search algorithm to align physician schedule with patient flow. Health care management science, 21:244–258. DOI: https://doi.org/10.1007/s10729-017-9427-1.

Ohki, M. (2018). Many-objective nurse scheduling using nsga-ii based on pareto partial dominance with linear subset-size scheduling. In IJCCI, pages 118–125. DOI: https://doi.org/10.5220/0006894501180125.

PASANDIDEH, M. and BEHMANESH, R. (2022). A new mathematical model for staff scheduling in the operating room based on their preferences. Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research, 56(4).

Puente, J., Gómez, A., Fernández, I., and Priore, P. (2009). Medical doctor rostering problem in a hospital emergency department by means of genetic algorithms. Computers & Industrial Engineering, 56(4):1232–1242. DOI: https://doi.org/10. 1016/j.cie.2008.07.016.

Rochman, E. M. S., Rachmad, A., Santosa, I., et al. (2020). The application of genetic algorithms as an optimization step in the case of nurse scheduling at the bringkoning community health center. In Journal of Physics: Conference Series, volume 1477, page 022026. IOP Publishing. DOI: https://doi.org/10.1088/1742-6596/1477/ 2/022026.

Rousseau, L.-M., Pesant, G., and Gendreau, M. (2002). A general approach to the physician rostering problem. Annals of Operations Research, 115(1):193–205. DOI: https://doi.org/10.1023/A:1021153305410.

Saraswati, N., Artakusuma, I., and Indradewi, I. (2021). Modified genetic algorithm for employee work shifts scheduling optimization. In Journal of Physics: Conference Series, volume 1810, page 012014. IOP Publishing. DOI: https://doi.org/10. 1088/1742-6596/1810/1/012014.

Savage, D. W., Woolford, D. G., Weaver, B., and Wood, D. (2015). Developing emergency department physician shift schedules optimized to meet patient demand. Canadian Journal of Emergency Medicine, 17(1):3–12. DOI: https://doi.org/10. 2310/8000.2013.131224.

Sheikhalishahi, M., Gharoun, H., and Goldansaz, S. M. R. (2020). Multi-objective optimization of nurse scheduling problem by modeling teamwork and decision making style. Advances in Industrial Engineering, 54(1):25–40. DOI: https://doi.org/10. 22059/jieng.2021.317869.1750.

Shirneshan, H., Sadegheih, A., Hosseini-Nasab, H., and Lotfi, M. M. (2023). A twostage stochastic programming approach for care providers' shift scheduling problems. Journal of applied research on industrial engineering, 10(3):364–380. DOI: https: //doi.org/10.22105/jarie.2022.349970.1488.

Shukla, A., Pandey, H. M., and Mehrotra, D. (2015). Comparative review of selection techniques in genetic algorithm. In 2015 international conference on futuristic trends on computational analysis and knowledge management (ABLAZE), pages 515–519. IEEE. DOI: https://doi.org/10.1109/ABLAZE.2015.7154916.

Solberg, L. I., Asplin, B. R., Weinick, R. M., and Magid, D. J. (2003). Emergency department crowding: consensus development of potential measures. Annals of emergency medicine, 42(6):824–834. DOI: https://doi.org/10.1016/S0196-0644(03) 00816-3.

Soltani, M., Batt, R. J., Bavafa, H., and Patterson, B. W. (2022). Does what happens in the ed stay in the ed? the effects of emergency department physician workload on post-ed care use. Manufacturing & Service Operations Management, 24(6):3079–3098. DOI: https://doi.org/10.1287/msom.2022.1110.

Tohidi, M., Zanjani, M. K., and Contreras, I. (2021). A physician planning framework for polyclinics under uncertainty. Omega, 101:102275. DOI: https://doi.org/ 10.1016/j.omega.2020.102275.

Topaloglu, S. (2006). A multi-objective programming model for scheduling emergency medicine residents. Computers & Industrial Engineering, 51(3):375–388. DOI: https: //doi.org/10.1016/j.cie.2006.08.003.

Van Den Oetelaar, W., Van Stel, H., Van Rhenen, W., Stellato, R., and Grolman, W. (2016). Balancing nurses' workload in hospital wards: study protocol of

developing a method to manage workload. BMJ open, 6(11):e012148. DOI: https://doi.org/ 10.1136/bmjopen-2016-012148.

Wang, C.-W., Sun, L.-M., Jin, M.-H., Fu, C.-J., Liu, L., Chan, C.-H., and Kao, C.-Y. (2007). A genetic algorithm for resident physician scheduling problem. In Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation, pages 2203–2210. DOI: https://doi.org/10.1145/1276958.1277380.

Wang, L. and Demeulemeester, E. (2023). Simulation optimization in healthcare resource planning: A literature review. Iise Transactions, 55(10):985–1007. DOI: https://doi.org/10.1080/24725854.2022.2147606.

Watson, A. G., McCoy, J. V., Mathew, J., Gundersen, D. A., and Eisenstein, R. M. (2019). Impact of physician workload on burnout in the emergency department. Psychology, health & medicine, 24(4):414–428. DOI: https://doi.org/10.1080/13548506. 2018.1539236.

Zaerpour, F., Bijvank, M., Ouyang, H., and Sun, Z. (2022). Scheduling of physicians with time-varying productivity levels in emergency departments. Production and Operations Management, 31(2):645–667. DOI: https://doi.org/10.1111/poms. 13571.