



**Titre:** Intégration des annulations dans la planification du bloc opératoire  
Title: par apprentissage machine et optimisation

**Auteur:** Myriam Lou Philippine Lévy  
Author:

**Date:** 2024

**Type:** Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

**Référence:** Lévy, M. L. P. (2024). Intégration des annulations dans la planification du bloc  
Citation: opératoire par apprentissage machine et optimisation [Mémoire de maîtrise,  
Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/60548/>

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

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/60548/>  
PolyPublie URL:

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

**Programme:** Maîtrise recherche en mathématiques appliquées  
Program:

**POLYTECHNIQUE MONTRÉAL**

affiliée à l'Université de Montréal

**Intégration des annulations dans la planification du bloc opératoire par  
apprentissage machine et optimisation**

**MYRIAM LOU PHILIPPINE LÉVY**

Département de mathématiques et de génie industriel

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

Mathématiques appliquées

Novembre 2024

**POLYTECHNIQUE MONTRÉAL**

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Intégration des annulations dans la planification du bloc opératoire par  
apprentissage machine et optimisation**

présenté par **Myriam Lou Philippine LÉVY**

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

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

**Antoine LEGRAIN**, président

**Louis-Martin ROUSSEAU**, membre et directeur de recherche

**Nadia LAHRICHI**, membre et codirectrice de recherche

**Quentin CAPPART**, membre

## REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont, de près ou de loin, accompagnée et aidée tout au long de ma maîtrise et dans l'élaboration de ce mémoire.

Je remercie en premier lieu mon directeur de recherche, M. Louis-Martin Rousseau, ainsi que ma codirectrice, Mme. Nadia Lahrichi. Ils m'ont offert l'opportunité de travailler sur un sujet stimulant et ont su me guider au fil des réunions.

Je remercie également mes camarades de laboratoire, Camille, Nohaila et Valentin, à qui j'ai pu faire part de mes doutes et interrogations, et sans qui mes heures passées à mon bureau auraient sans doute été moins agréables. Je remercie Flore, dont la contribution a été brève mais cruciale dans l'avancement de mes recherches.

Enfin, je remercie mes parents qui, de l'autre côté de l'Atlantique, m'ont toujours démontré un soutien sans faille.

## RÉSUMÉ

Le bloc opératoire d'un hôpital occupe une place centrale dans le bon fonctionnement de sa structure. C'est en effet une source essentielle de revenus dans certains pays, comme un important générateur de coûts. Il est donc indispensable de se soucier de la façon dont est organisée la planification des patients au bloc opératoire afin d'en optimiser l'efficacité. Il en va de la qualité des soins prodigués et du bien-être du personnel soignant que cette planification se fasse avec la meilleure appréhension possible des aléas. Ces derniers peuvent survenir à différentes étapes du parcours de soins d'un patient : sa durée d'intervention, son besoin ou non de séjourner dans une unité postopératoire, la durée de son séjour le cas échéant, ou encore l'arrivée d'un patient urgent peu avant le début de son opération. Un emploi du temps très sensible à toutes ces incertitudes aura pour conséquence l'annulation de nombreuses interventions chirurgicales, entraînant une utilisation insuffisante des salles d'opération, des chirurgiens, des infirmières, des équipements et des autres ressources hospitalières. De plus, les annulations mènent naturellement à un mécontentement des patients concernés, mais également du personnel soignant car elles sont à l'origine d'un allongement du temps de travail et source de stress.

Pour faire face à ces difficultés, ce projet propose une programmation de la planification des patients électifs au bloc opératoire ayant pour objectif de réduire le nombre d'annulations observé quotidiennement. L'optimisation du parcours de soin de ces patients vise ainsi à maximiser l'utilisation des ressources de l'hôpital tout en minimisant leur temps d'attente. Dans de nombreux cas, ce parcours comprend un séjour à l'unité chirurgicale après l'intervention. Cette unité a une capacité en lits fixe, répartis entre les différentes spécialités chirurgicales. Cela en fait une ressource critique dans la planification des patients au bloc opératoire, ce que nous proposons de prendre en compte dans notre approche. La disponibilité d'un lit à

l'unité chirurgicale entre en jeu dans l'estimation des probabilités d'annulation car un patient dont le besoin en hospitalisation est connu avant son intervention ne sera pas opéré si l'on sait qu'il n'aura pas de lit à sa sortie du bloc. Cela est principalement dû aux arrivées imprévisibles de patients urgents, qui requièrent pour la plupart un lit pour une durée plus ou moins longue. C'est la raison pour laquelle notre modèle incorpore également les patients non-électifs. Enfin, une autre source d'incertitude dont nous tenons compte est la durée de séjour postopératoire des patients, électifs comme urgents. Cette dernière varie d'une spécialité à une autre et il est impossible de savoir à l'avance exactement combien de temps un lit va être occupé lorsqu'on l'assigne à un patient.

Notre travail comporte deux modèles : un modèle de référence, servant de base dans nos comparaisons, et un modèle modifié qui constitue notre contribution. La planification se fait sur un horizon d'un mois dans les deux cas. Dans le modèle de référence, nous nous appuyons sur les durées moyennes de séjour propres à chaque spécialité chirurgicale. Pour chaque patient de la liste d'attente que l'on désire assigner à un créneau dans une salle d'opération, nous regardons si ce dernier aura besoin d'un lit à l'unité chirurgicale et, le cas échéant, s'il y a effectivement une place dans sa spécialité durant la durée estimée de son séjour. Si nous anticipons que le nombre de lits disponibles est insuffisant pour répondre à son besoin, et à ceux des autres patients, le patient n'est pas programmé sur ce créneau dans cette salle. L'objectif du modèle de référence est de maximiser l'utilisation des salles, tout en favorisant les patients se trouvant sur liste d'attente depuis longtemps, et la somme des durées de séjour à l'unité chirurgicale.

Dans le modèle modifié, nous souhaitons faire apparaître plus finement les aléas liés aux arrivées urgentes et à la fluctuation des durées de séjour. Nous avons commencé par effectuer des simulations d'arrivées d'urgences et de durées de séjour aléatoires sur des emplois du temps générés par le modèle de référence. Cela nous a procuré une importante quantité

de données sur les annulations quotidiennes potentiellement risquées par chaque emploi du temps. Un arbre de décision entraîné sur ces données nous permet d'obtenir un modèle de prédiction prenant en entrée un emploi du temps et renvoyant le nombre d'annulations qu'il risque d'engendrer. Le modèle modifié est créé en intégrant dans le modèle de programmation linéaire de référence, à l'aide de nouvelles contraintes limitant les risques d'annulations, le prédicteur généré par apprentissage automatique.

Lorsque nous comparons les emplois du temps obtenus par les deux modèles à partir d'une même liste d'attente, nous observons que les indicateurs de performance sont très similaires mais la seconde approche a effectivement permis de réduire le nombre de patients annulés que prédit une simulation.

## ABSTRACT

The operating room of a hospital is central to the structure's proper functioning. It is indeed an essential source of income, as well as a significant cost generator. Thus, paying attention to the way patients are scheduled in the operating room is critical in order to optimize its efficiency. The quality of provided care and the well-being of the nursing staff depend on this planning being done with the best possible understanding of hazards. These can occur at different stages of the patient's care pathway: the duration of the operation, whether or not they need to stay in a postoperative unit, the length of their stay if applicable, or the arrival of an urgent patient shortly before the start of their operation. A schedule that is very sensitive to all these uncertainties will result in the cancellation of many surgical procedures, leading to insufficient use of operating rooms, surgeons, nurses, equipment and other hospital resources. In addition to this, cancellations naturally lead to dissatisfaction among the affected patients, but also among the nursing staff because they cause an increase in working hours and are a source of stress.

To address these challenges, this project proposes a scheduling method for elective patients in the operating room with the aim of reducing daily cancellation rates. Optimizing these patients' journey through the facility thus aims at maximizing the use of the hospital's resources while minimizing waiting time. In many cases, this journey includes a stay in the surgical ward after surgery. This unit has a fixed number of beds, distributed between the different surgical specialties, thus making it a critical resource in the scheduling of patients for the operating room. Our approach takes in consideration this limited capacity. The availability of a bed in the surgical ward matters when computing cancellation risks: a patient whose need for a bed is known beforehand will not go to surgery if we know we will not be able to accommodate them afterward. This is mainly due to unpredictable emergency patient



arrivals, most of whom need a bed for a certain amount of time. For this reason, our model also incorporates non-elective patients. Finally, another source of uncertainty we consider is a patient's length of stay after their surgery, whether elective or urgent. It can vary from one specialty to another and it is impossible to foresee exactly how long a bed is going to be occupied for when assigning it to a patient.

Our work includes two models: a basic model, used as a reference in our comparisons, and a modified model that constitutes our contribution. Planning is done over a one-month horizon in both cases. In the basic model, we rely on the average lengths of stay specific to each surgical specialty. For each patient from the waiting list that we wish to assign to a slot in an operating room, we first check if they need a bed in the surgical ward and, if so, if there will indeed be a spot for them during their esteemed length of stay. If we can anticipate that the number of available beds is insufficient to meet their need, and that of other patients, this patient will not be scheduled on this slot in this room. The objective of the basic model is to maximize the operating rooms utilization time, while favoring patients who have been waiting for a long time, and the sum of lengths of stay in the surgical ward.

In the modified model, we want to encompass more precisely the effect of emergency arrivals and variations in lengths of stay. We started by running simulations of emergency arrivals and random lengths of stay on schedules generated by the basic model. This granted us with an important amount of data on the potential daily cancellation rate of each schedule. A decision tree trained on this data allows us to obtain a prediction model taking a schedule as its input and returning the number of cancellations it is likely to generate. The modified model is created by integrating the predictor generated by machine learning into the basic linear programming model, using new constraints limiting the risks of cancellations.

When we compare the two schedules obtained with both models from the same waiting list,

we notice that the key performance indicators are very similar but our second approach did indeed allow for lower cancellation rates, as predicted by a simulation

## TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS . . . . .	iii
RÉSUMÉ . . . . .	iv
ABSTRACT . . . . .	vii
TABLE DES MATIÈRES . . . . .	x
LISTE DES TABLEAUX . . . . .	xii
LISTE DES FIGURES . . . . .	xiii
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS . . . . .	xiv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION . . . . .	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE . . . . .	6
2.1 Définitions des concepts spécifiques . . . . .	6
2.2 Niveau de décision . . . . .	8
2.3 Optimisation de la planification au bloc opératoire . . . . .	10
2.4 Gestion des incertitudes . . . . .	13
2.5 Disponibilité des lits . . . . .	15
2.6 Annulations de patients électifs . . . . .	17
2.7 Intégration de l'apprentissage machine . . . . .	19
2.8 Discussion . . . . .	22
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE . . . . .	23
3.1 Motivation . . . . .	23
3.2 Génération de données . . . . .	26

3.2.1	Grille opératoire . . . . .	27
3.2.2	Liste d'attente . . . . .	28
3.3	Modèle d'optimisation de référence . . . . .	29
3.3.1	Modèle de base . . . . .	29
3.3.2	Intégration des lits à l'unité chirurgicale et de la durée de séjour . . .	31
3.4	Modèle d'apprentissage automatique . . . . .	33
3.4.1	Création des données d'entraînement . . . . .	34
3.5	Modèle d'optimisation modifié . . . . .	37
CHAPITRE 4	RÉSULTATS . . . . .	40
4.1	Caractéristiques de l'hôpital . . . . .	40
4.2	Modèle d'optimisation de référence . . . . .	47
4.3	Modèle d'apprentissage automatique . . . . .	50
4.4	Modèle d'optimisation modifié . . . . .	52
CHAPITRE 5	CONCLUSION . . . . .	57
RÉFÉRENCES	. . . . .	59

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Exemple de grille opératoire sur une semaine avec deux salles . . . . .	7
Tableau 3.1	Paramètres et variables du modèle . . . . .	30
Tableau 3.2	Paramètres supplémentaires . . . . .	32
Tableau 3.3	Paramètres et variables supplémentaires . . . . .	37
Tableau 3.4	Paramètres et variables supplémentaires . . . . .	38
Tableau 4.1	Spécialités chirurgicales de l'hôpital . . . . .	41
Tableau 4.2	Patients programmés sur l'horizon par le modèle de référence . . . . .	48
Tableau 4.3	Répartition sur l'horizon des patients programmés ayant besoin d'un lit pour l'instance 1 avec le modèle de référence . . . . .	49
Tableau 4.4	Métriques de l'instance 1 pour le modèle de référence . . . . .	49
Tableau 4.5	Répartition par spécialité des patients programmés ayant besoin d'un lit pour l'instance 1 avec le modèle de référence . . . . .	50
Tableau 4.6	Répartition de l'importance des <i>features</i> dans l'arbre de décision . . .	51
Tableau 4.7	Patients programmés sur l'horizon par le modèle modifié . . . . .	53
Tableau 4.8	Répartition sur l'horizon des patients programmés ayant besoin d'un lit pour l'instance 1 avec le modèle modifié . . . . .	53
Tableau 4.9	Métriques de l'instance 1 pour le modèle modifié . . . . .	54
Tableau 4.10	Répartition par spécialité des patients programmés ayant besoin d'un lit pour l'instance 1 avec le modèle de référence . . . . .	54
Tableau 4.11	Comparaison des annulations risquées . . . . .	55
Tableau 4.12	Annulations quotidiennes pour une simulation sur l'instance 1 avec le modèle de référence et le modèle modifié . . . . .	56

## LISTE DES FIGURES

Figure 3.1	Résumé par blocs de la méthodologie . . . . .	26
Figure 4.1	Répartition moyenne des chirurgiens par spécialité . . . . .	41
Figure 4.2	Répartition moyenne des patients de la liste d'attente et temps d'attente moyen (en jours) par spécialité . . . . .	42
Figure 4.3	Rapport entre le nombre de créneaux alloués à chaque spécialité et le nombre total de créneaux de chirurgie électorive . . . . .	43
Figure 4.4	Moyenne des durées d'opération par spécialité . . . . .	44
Figure 4.5	Nombre de lits à l'unité chirurgicale par spécialité . . . . .	45
Figure 4.6	Proportion moyenne de patients ayant besoin d'un lit à l'unité chirurgicale par spécialité . . . . .	46
Figure 4.7	Durée moyenne de séjour à l'unité chirurgicale par spécialité (en jours)	46
Figure 4.8	Répartition moyenne des patients urgents par spécialité . . . . .	47
Figure 4.9	Temps d'attente maximal par spécialité . . . . .	47
Figure 4.10	Maximum d'annulations sur un jour de l'horizon dans 150 simulations	50

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CHU	Centre hospitalier universitaire
Card.	Chirurgie cardiaque
Dent.	Dentisterie
Endo.	Chirurgie endo-digestive
Géné.	Chirurgie générale
Gyné.	Obstétrique gynécologie
ML	Machine Learning (apprentissage machine)
MSS	Master Surgery Schedule (grille des priorités opératoires)
Neur.	Neurochirurgie
Opht.	Ophtalmologie
O.R.L.	Otorhinolaryngologie
Orth.	Chirurgie orthopédique
Plas.	Chirurgie plastique
SIP	Soins intensifs postopératoires
Urol.	Urologie

## CHAPITRE 1 INTRODUCTION

L'activité du bloc opératoire est au cœur de l'organisation de l'hôpital. Elle requiert la coordination de plusieurs ressources, humaines comme matérielles : pour qu'une intervention puisse avoir lieu, il faut bien sûr qu'un chirurgien soit disponible, mais également qu'une salle du bloc opératoire lui soit assignée ; le patient doit avoir été admis à l'hôpital suffisamment à l'avance et avoir reçu les soins nécessaires, la salle doit être préparée avec les équipements et le personnel médical adéquats, et enfin le patient doit pouvoir être accueilli dans les services postopératoires selon ses besoins. Les chirurgies se succèdent quotidiennement, à un rythme parfois soutenu, avec régulièrement comme enjeu la survie de certains patients. Il est donc essentiel, tant pour la santé des personnes opérées que pour celle des soignants, que cette organisation soit bien rôdée et efficace. D'un point de vue financier également, le bloc opératoire constitue un poste de dépense majeur de l'hôpital, ainsi qu'une source de revenus importante. L'optimisation de son fonctionnement peut donc aussi favoriser indirectement l'amélioration de la prise en charge des patients et des conditions de travail du personnel soignant. De plus, le vieillissement de la population et les crises, sanitaires comme économiques, exercent une pression toujours plus grande sur l'hôpital et donc sur l'unité chirurgicale. Nous avons pu en être témoins avec la crise du Covid-19, durant laquelle de nombreux hôpitaux ont dû faire preuve de créativité pour agrandir leur capacité d'accueil. Ainsi, la recherche de nouvelles solutions pour faire face à toutes ces contraintes est un sujet particulièrement pressant.

La recherche d'efficacité dans l'organisation du bloc opératoire passe en premier lieu par la façon d'ordonnancer les interventions qui y ont lieu. Le bloc opératoire se divise en plusieurs salles dont les heures d'ouvertures quotidiennes sont fixes. Des opérations peuvent se prolonger en dehors de ces plages horaires mais c'est évidemment une situation que l'on souhaite éviter. Le temps disponible dans chaque salle est divisé en plusieurs créneaux. Ces créneaux



sont à répartir entre les services de chirurgie, c'est-à-dire les différentes spécialités chirurgicales qui opèrent au sein de l'hôpital. Après leur intervention, les patients peuvent être admis dans des unités de soins postopératoires ou intensifs, qui disposent d'un nombre de lits limité et là aussi répartis entre les services.

La confection d'horaires du bloc opératoire se fait à trois niveaux : stratégique, tactique et opérationnel. Ils correspondent aux décisions prises respectivement à long, moyen et court terme [1]. Au niveau stratégique, on détermine sur un horizon long, généralement l'année, les ressources disponibles et le temps total dont disposera chaque service au bloc opératoire [2]. C'est aussi là que sont répartis les lits des soins intensifs et que l'on fixe les ouvertures des salles. L'allocation précise des ressources a lieu au niveau tactique. Sur un horizon d'environ un mois, on répartit les priorités opératoires, autrement dit les créneaux en salle d'opération. On obtient alors le MSS (*Master Surgery Schedule*) qui sera réutilisé chaque mois à de rares modifications près [3]. Enfin, c'est au niveau opérationnel que se déroule la confection détaillée des emplois du temps des différentes salles d'opération. Chaque service a la charge de répartir ses priorités opératoires entre les différents chirurgiens. Puis, les chirurgiens eux-mêmes vont décider du jour d'opération des patients se trouvant sur leur liste d'attente.

En plus du problème de confection d'horaires, l'organisation des emplois du temps du bloc opératoire demande la prise en compte de plusieurs phénomènes aléatoires. Pour commencer, les patients du bloc opératoire peuvent être divisés en deux catégories : les patients électifs, c'est-à-dire se trouvant sur la liste d'attente d'un chirurgien, dont l'intervention est prévue une semaine à un mois à l'avance et qu'il est possible de reprogrammer, et les patients urgents, qui ont besoin de passer au bloc dans l'immédiat, ou du moins rapidement après leur arrivée à l'hôpital. Ces derniers sont source d'aléas et peuvent perturber l'ordonnancement des opérations des patients électifs et engendrer des annulations de chirurgies. Pour gérer les arrivées urgentes, certains hôpitaux choisissent d'avoir toujours au moins une salle d'opéra-

tion de libre. Cette option permet de limiter les annulations de patients électifs mais peut aussi mener à des temps d'attente plus longs puisque les ressources sont sous-utilisées dans certains cas. Une opération programmée peut donc être annulée pour cause d'indisponibilité soudaine du bloc opératoire, mais aussi par anticipation de pénurie d'une ressource en aval de l'intervention. C'est notamment le cas de l'unité chirurgicale, où les patients ayant besoin de soins postopératoires sont admis après leur intervention : pour les patients électifs, ce besoin est connu à l'avance donc il est possible d'anticiper si un lit pourra leur être assigné ou si la capacité de l'unité ne permet pas une opération. Dans certains scénarios, l'intervention d'un patient peut être annulée ou retardée alors même qu'il a déjà été admis, ce qui nuit gravement à la fluidité de son trajet au sein de l'hôpital et donc à la qualité de sa prise en charge. De plus, une fois un patient opéré et affecté à un lit, nous ne pouvons pas savoir exactement quel jour ce lit sera à nouveau libre, ce qui complexifie encore un peu plus la planification.

Les changements de dernière minute au bloc opératoire constituent une source de stress et de fatigue, tant pour les patients concernés que pour le personnel médical. Il convient donc de chercher à les minimiser pour favoriser une plus grande qualité des soins et un environnement de travail plus sain. Il y a ainsi des compromis à faire entre l'utilisation des ressources, le temps d'attente des patients électifs et le nombre d'interventions annulées, ce qui justifie une approche d'optimisation. L'incertitude fait partie intégrante du fonctionnement des institutions hospitalières, il est donc pertinent de développer un outil d'aide à la décision afin de se prémunir au mieux face aux risques. Des méthodes de recherche opérationnelle sont déjà employées dans plusieurs secteurs des établissements de santé, comme les tournées de véhicules de transports de patients. Il existe aussi des cas d'implémentation concrète de ces techniques pour la planification du bloc opératoire, par exemple à l'hôpital du Mont Sinai de Toronto [2].

Nous nous proposons ici de formuler un modèle de planification du bloc opératoire capable

d'estimer le nombre d'annulations qu'est susceptible d'engendrer un emploi du temps d'une part, et d'ajuster la solution en conséquence d'autre part. Cela suppose l'intégration de la disponibilité en aval d'un lit à l'unité chirurgicale ainsi que la stochasticité des durées de séjour et des arrivées urgentes. Le modèle qui nous sert de point de départ, que nous appelons aussi modèle de référence, est un modèle de programmation linéaire visant à maximiser l'occupation des salles tout en favorisant les patients qui attendent depuis longtemps. Pour l'utilisation des lits, une seule contrainte impose que le nombre de patients programmés ayant besoin d'un lit chaque jour ne dépasse pas un certain seuil fixé à l'avance en fonction du nombre total de lits dans l'unité. Ce modèle tient compte des durées moyennes de séjour par service pour limiter le remplissage de l'unité chirurgicale au-delà de sa capacité et n'intègre pas les patients urgents. Notre objectif est donc d'appréhender plus subtilement ces phénomènes aléatoires puis de traduire leur influence sur les annulations de patients électifs.

Il est possible de collecter des données sur l'évolution des annulations de patients électifs sur l'horizon de planification, mais elles reflètent un contexte qu'il est difficile de capturer. Notre limite ici est l'absence de données empiriques comportant toutes les informations qui pourraient nous être utiles, liées à la fois aux annulations et au contexte dans lequel elles s'inscrivent. Pour pallier cela, nous décidons de procéder à la création de listes d'attente puis d'emplois du temps factices ; nous soumettons ces derniers à des simulations de durées de séjour variables à l'unité chirurgicale et d'arrivées de patients urgents, pour ensuite compter les annulations que cela a engendrées. Une fois les résultats des simulations obtenus, il faut encore savoir les exploiter et en tirer des conclusions qui pourront servir à améliorer les emplois du temps. L'apprentissage automatique est un outil adéquat pour répondre à cet objectif et déterminer les caractéristiques d'un emploi du temps ayant la plus grande influence sur les risques d'annulations d'interventions électives. Cette technique commence à être utilisée dans le domaine de la planification au bloc opératoire mais elle n'a pas encore fait l'objet d'une intégration dans un modèle d'optimisation prenant en compte les incertitudes et les

annulations de patients électifs, d'où notre intérêt pour explorer cette approche.

Nous avons ainsi commencé par générer un grand nombre de listes d'attente et de grilles opératoires fictives, que nous avons ensuite données au modèle d'optimisation de référence afin d'obtenir des emplois du temps. Puis, nous avons soumis ces emplois du temps à des simulations telles que décrites ci-dessus pour observer les annulations que cela occasionnait. Cela nous a permis d'obtenir un grand jeu de données afin d'entraîner un arbre de décision à prédire le nombre d'annulations risquées chaque jour simplement à partir du nombre de patients programmés dans chaque spécialité ce jour. En effet, si nous voulons pouvoir nous servir de ce prédicteur durant la planification, c'est-à-dire plusieurs semaines à l'avance, il est nécessaire que nos données d'entrée soient accessibles à ce moment-là ; nous ne pouvons par exemple pas utiliser le nombre d'arrivées urgentes pour un certain jour de l'horizon. Ce modèle est ensuite utilisé à l'intérieur du modèle d'optimisation de référence afin de créer de nouvelles contraintes limitant le nombre d'annulations que nous acceptons chaque jour.

Après comparaison, nous observons que le second modèle intégrant l'arbre de décision permet effectivement de réduire le nombre d'annulations que l'on risque d'observer au cours de l'horizon. Cela ne se fait pas au détriment des autres critères de performances : le temps d'attente moyen et le nombre de patients opérés restent très similaires entre les deux emplois du temps obtenus pour chaque instance. Notre ajout permet donc d'améliorer la planification du bloc opératoire sans faire de compromis.

Le chapitre 2 de ce mémoire est consacré à une revue de littérature portant sur les différents angles de notre projet. Puis nous détaillons notre méthodologie et les blocs qui la composent dans le chapitre 3. Nous exposons nos résultats dans le chapitre 4, avant de conclure au chapitre 5.

## CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Les dépenses liées au bloc opératoire représentent une partie significative des frais de fonctionnement et des revenus d'un hôpital [4]. En effet, près de 40% des coûts sont liés aux services de chirurgie [5], qui font appel à des ressources particulièrement dispendieuses, surtout en matière d'équipement et de personnel. Parallèlement à ça, environ 67% des revenus générés par l'hôpital proviennent du bloc opératoire car 60% des patients admis passent par une salle d'opération [6]. Ainsi, afin d'optimiser l'activité de ces unités, de nombreux hôpitaux ont recours à des méthodes de recherche opérationnelle [5]. Ces techniques sont particulièrement utiles pour la planification des patients, électifs comme urgents. Elles permettent notamment de tenir compte de nombreux éléments de nature aléatoire, comme la durée des opérations, les arrivées de patients urgents et la durée de séjour postopératoire.

Dans un premier temps, il est important de définir certains termes propres au vocabulaire de la planification du bloc opératoire.

### 2.1 Définitions des concepts spécifiques

Le bloc opératoire est le lieu physique où se déroulent les interventions chirurgicales, qu'elles soient prévues à l'avance ou urgentes. Il est composé de plusieurs salles d'opération pouvant accueillir un ou plusieurs services de chirurgie, c'est-à-dire des chirurgiens d'une même spécialité.

Chaque service se voit attribuer des priorités opératoires : ce sont les créneaux durant lesquels une salle du bloc opératoire lui est réservée pour des interventions chirurgicales. Ces priorités opératoires, généralement une journée ou une demi-journée, sont réparties entre les

chirurgiens d'un même service par leur département. L'ensemble des priorités opératoires attribuées aux différents services sur un horizon d'un mois forme la grille opératoire, aussi appelée MSS pour *Master Surgery Schedule*. Un exemple de grille opératoire se trouve dans le tableau 2.1. Les services de chirurgie ont chacun une liste d'attente regroupant leurs patients par catégories de temps d'attente. Ce dernier correspond à la durée écoulée entre la première demande de chirurgie par un patient et le moment où l'opération a effectivement lieu. On peut distinguer l'attente entre la référence par un médecin généraliste et la consultation avec un spécialiste, de celle entre ladite consultation et la chirurgie. En l'absence de précision et dans notre contexte, le temps d'attente désigne ce second délai. Ce sont ces listes d'attente que nous utilisons dans la planification du bloc opératoire.

TABLEAU 2.1 Exemple de grille opératoire sur une semaine avec deux salles

	<b>Lundi</b>	<b>Mardi</b>	<b>Mercredi</b>	<b>Jeudi</b>	<b>Vendredi</b>
<b>Salle 1</b>	Chir.cardiaque	Chir. plastique	O.R.L.		Chir.cardiaque
<b>Salle 2</b>	Chir. plastique		Urologie	O.R.L.	

Les patients peuvent être séparés en deux grandes catégories [7]. Tout d'abord, les patients électifs : ce sont les patients se trouvant sur la liste d'attente des chirurgiens et dont la date d'opération est fixée à l'avance. Leur diagnostic est connu et permet d'anticiper leurs durées d'opération et de séjour, ainsi que leurs besoins postopératoires. Les patients non-électifs, ou patients urgents, ne sont pas inscrits sur liste d'attente et doivent par définition être opérés dans de faibles délais, généralement moins d'un jour après leur admission [8]. Ils sont source d'aléas et peuvent perturber le planning des opérations des patients électifs et engendrer des annulations de rendez-vous. Une opération programmée peut être annulée pour cause d'indisponibilité soudaine du bloc opératoire, mais aussi par anticipation de pénurie d'une ressource en aval de l'intervention.

Une fois opérés, les patients passent en salle de réveil. Puis, ils peuvent obtenir leur congé de

l'hôpital ou être admis à l'unité chirurgicale s'ils ont encore besoin de soins. Cette dernière dispose de plusieurs lits, le plus souvent réunis par service. Les patients dont l'état est critique et demande une surveillance continue après leur intervention sont menés à l'unité de soins intensifs. Elle a une capacité plus limitée mais dont une partie est réservée aux soins intensifs postopératoires (SIP). Pour les patients électifs, le besoin d'un lit aux soins intensifs est connu à l'avance dans la plupart des cas.

La durée de séjour d'un patient désigne le temps écoulé entre le début de sa chirurgie et son départ de l'hôpital. Elle comprend le temps passé à l'unité chirurgicale, ou éventuellement aux soins intensifs, et se traduit par l'occupation d'un lit.

## 2.2 Niveau de décision

Le niveau d'action est une première décision à prendre lorsqu'on souhaite travailler sur un problème de planification au bloc opératoire. Plusieurs auteurs font le choix de travailler au niveau tactique, autrement dit sur la répartition des créneaux en salle d'opération entre les différentes spécialités chirurgicales

Fügener et al. [9] décrivent la relation entre la grille opératoire et la demande en lit dans les unités en aval du passage au bloc opératoire. En s'appuyant sur des données historiques et un modèle de flux de patients, ils cherchent à prédire la demande en lit à partir de la grille opératoire pour trois sous-spécialités chirurgicales. Les potentielles améliorations de la grille opératoire qui s'ensuivent répondent à deux objectifs : niveler la charge de travail entre les jours et réduire l'utilisation en fin de semaine. Beliën et al. [10] s'intéressent également à l'influence de la grille opératoire sur les demandes en ressources à l'extérieur de la salle d'opération. Agnetis et al. [11] explorent les politiques de création de la grille opératoire et

analysent les compromis entre une grille qui n'évolue pas ou peu d'une semaine à l'autre, privilégiant la simplicité organisationnelle, et une grille qui s'adapte à l'état de la liste d'attente, favorisant la qualité des soins offerts aux patients. Adan et al. [12] s'intéressent au problème de planification au niveau tactique pour un centre de chirurgie cardio-thoracique. Ils génèrent, avec les outils de la programmation linéaire, une grille opératoire permettant d'atteindre un flux de patients cible et d'optimiser l'utilisation des ressources. Leurs travaux se distinguent par l'emploi de durées de séjours stochastiques plutôt que déterministes.

Les travaux de Rachuba et al. [13] visent à fournir aux décideurs hospitaliers des directives faciles à suivre pour les décisions quotidiennes de planification des patients. Au niveau tactique en particulier, les auteurs proposent un modèle d'optimisation *chance-constrained* afin d'optimiser les schémas d'admission des patients électifs. Koppka et al. [14] proposent un modèle d'optimisation pour décider au niveau tactique de la distribution de la capacité du bloc opératoire entre les différentes salles d'opération pour améliorer le niveau de soin des patients et les conditions de travail du personnel. L'influence des différentes allocations est évaluée par une simulation à événements discrets au niveau opérationnel. Toutefois, ces recherches sont effectuées dans des hôpitaux spécialisés et leur implémentation n'est donc pas adaptée à l'utilisation d'une grille opératoire mêlant plusieurs spécialités chirurgicales.

Addis et al. [15] se placent au niveau opérationnel, et proposent une approche d'horizon roulant. Dans leur modèle, chaque patient électif est caractérisé par un temps d'attente maximal recommandé et une durée incertaine d'opération. Ce modèle génère d'abord un ordonnancement des patients à moyen terme, c'est-à-dire sur plusieurs semaines. Puis, après chaque semaine, une nouvelle itération du programme fixe la planification pour la semaine à venir, en s'adaptant si nécessaire aux disruptions liées aux variations des durées d'opérations ou aux nouvelles arrivées de patients. Landa et al. [16], décomposent le niveau de décision opérationnel en deux phases : la planification anticipée et la planification d'allocation. Dans un



premier temps, on affecte un jour et une salle d'opération à un groupe de patients en attente d'une intervention ; puis, dans un second temps, on détermine l'ordre dans lequel ces patients vont se succéder dans chaque salle chaque jour. Les auteurs travaillent sur ces deux phases tout en considérant les durées d'opération comme des variables aléatoires dont la distribution de probabilité est connue.

Notre travail s'inscrit au niveau opérationnel puisqu'il va s'agir de prendre les priorités opératoires déjà fixées et d'allouer les créneaux aux chirurgiens puis aux patients. C'est donc aussi le cas des travaux cités dans la suite de cette revue de littérature.

### **2.3 Optimisation de la planification au bloc opératoire**

Les principaux objectifs des modèles développés sont de garantir l'utilisation optimale des ressources, que les opérations aient lieu à l'heure, et la maximisation du flux de patients sans encourir des coûts additionnels ou des temps d'attente excessifs [5]. Les auteurs doivent néanmoins souvent faire un choix parmi ces critères pour la formulation de leur fonction objectif.

Jebali et Diabat [17] fixent comme objectif la minimisation des coûts liés aux patients, des coûts espérés d'utilisation du bloc opératoire et des pénalités imputées au dépassement de la capacité des SIP, tout en assurant un faible niveau de risque d'annulations. Fallahpour et al. [18] minimisent le temps d'inactivité et le temps d'attente des patients et optimisent l'allocation des ressources hautement prioritaires. Dans leur fonction objectif, Erdem et al. [19] font apparaître les heures supplémentaires du bloc opératoire et l'extension de la capacité de l'unité de soins post-anesthésie par l'ajout d'un lit ou d'équipements additionnels. Lamiri et al. [20] [21] minimisent la somme des coûts induits par les patients électifs et par l'utilisation du bloc opératoire en dehors des heures d'ouvertures. Dans leur modèle d'optimisation,

M'Hallah et Visintin [22] visent à maximiser le débit espéré du bloc opératoire. Vancroonenburg et al. [23] fixent pour objectif de programmer le plus d'interventions possible dans le moins de salles possible durant les heures d'ouvertures régulières du bloc opératoire sous des contraintes de ressources limitantes. Belien et Demeulemeester [24] cherchent à minimiser la pénurie totale de lits postopératoires espérée.

van den Broek d'Obrenan et al. [25] développent un modèle stochastique avec une série d'objectifs : minimiser la variance de la demande en lits à l'unité chirurgicale tout en maximisant le nombre de patients opérés, en minimisant le temps d'attente maximal, et en garantissant une faible probabilité de dépassement des heures d'ouverture du bloc opératoire. Addis et al. [15] minimisent le temps d'attente total des patients électifs. La planification optimisée proposée par van Essen et al. [6] vise aussi à réduire le temps d'attente mais pour les patients urgents cette fois-ci. Pang et al. [26] offrent de minimiser les coûts à la fois pour les professionnels de santé et pour les patients. Landa et al. [16] intègrent la minimisation des annulations dans la fonction objectif de leur modèle d'optimisation de la planification. Kamran et al. [27] abordent le problème avec différentes formulations de programmation stochastique et *chance-constrained* à deux étapes. Les auteurs proposent plusieurs objectifs parmi lesquels : la minimisation du temps d'attente, des retards, des annulations, des heures d'ouverture supplémentaires des salles d'opération, ou encore du nombre de jours que chaque chirurgien passe au bloc opératoire sur l'horizon de planification.

En effet, il n'y a pas de manière unique de modéliser la planification de bloc opératoire et les étapes de prises de décisions qui la caractérisent. Il revient donc aux chercheurs de faire un choix quant à la façon dont ils souhaitent formuler ce problème et le résoudre. Guinet et Chaabane [28] font une optimisation de la planification en deux étapes : dans un premier temps, on assigne des interventions chirurgicales aux différentes salles d'opération ; puis, on définit l'ordonnancement des opérations dans chaque salle, avec une fonction objectif expri-

mée en termes de coûts liés à la durée de séjour des patients et aux heures supplémentaires. Les auteurs se concentrent sur la première étape de ce processus, qui se définit comme un problème d'affectation. Jebali et al. [29] s'inspirent de cette approche et utilisent une fonction objectif similaire à celle de Guinet et Chaabane. Ils comparent deux stratégies : une première où la répartition des interventions entre les salles ne change pas à la deuxième étape, et une seconde où il est possible de redéfinir l'affectation des interventions chirurgicales aux salles d'opération.

Denton et al. [30] formulent le problème d'assignation des chirurgies à une salle d'opération pour un jour donné sous forme d'un modèle d'optimisation stochastique à deux étapes avec incertitudes sur les durées d'opération. La première étape consiste à prendre des décisions binaires, tandis que la seconde est un recours simple. Leur fonction objectif inclut un coût fixe d'ouverture des salles d'opération et un coût variable lié au dépassement des heures d'ouverture habituelles. Les auteurs implémentent également un homologue robuste de ce modèle, avec pour objectif la minimisation du coût maximum associé à un ensemble d'incertitudes pour les durées d'interventions. Moosavi et Ebrahimnejad [31] proposent un modèle de programmation mathématique assurant à la fois la construction de la grille opératoire et l'allocation des patients électifs et urgents. Min et Yih [32] optent pour un modèle de programmation stochastique afin d'obtenir l'emploi du temps optimal pour le bloc opératoire, avec pour objectif de minimiser les coûts totaux liés aux patients et aux heures supplémentaires.

Santibañez et al. [33] cherchent le meilleur compromis entre le temps disponible en salle d'opération, les ressources post-chirurgicales, la priorité accordée aux chirurgiens et la liste d'attente des patients. Les priorités des chirurgiens sont définies en fonction du débit de patients (plus il est élevé, plus la priorité est haute). Les auteurs formulent un modèle de programmation linéaire en nombres entiers qui est utilisé dans deux situations différentes :

dans la première, on suppose que le débit de patients est connu et la fonction objectif est de minimiser l'utilisation quotidienne maximale des lits par une réallocation entre les spécialités ; dans la seconde, la disponibilité des ressources est connue et la fonction objectif consiste à maximiser le débit de patients.

## 2.4 Gestion des incertitudes

La planification de patients au bloc opératoire se caractérise par le besoin de coordonner des ressources et des activités dans un environnement incertain. Dans de nombreux contextes pratiques, un certain nombre d'heures supplémentaires sont disponibles pour atténuer les conséquences inévitables de la variabilité du temps opératoire [16]. Les durées des opérations et des séjours postopératoires ou les situations d'urgence peuvent perturber considérablement le programme global de la salle d'opération, ce qui entraîne des retards et des difficultés logistiques [34]. Une mauvaise anticipation peut se répercuter à plusieurs niveaux : si une intervention dure plus longtemps que prévu et que les marges sont insuffisantes, le reste des interventions de la journée sont décalées, ce qui peut mener à une augmentation des coûts liée aux heures supplémentaires que doit effectuer le personnel. Ainsi, une grande importance est accordée dans la recherche à la façon dont un modèle va appréhender et gérer toutes ces incertitudes.

Les incertitudes les plus fréquemment abordées sont celles portant sur la variabilité des durées d'opérations. Yuniartha et al. [35] évaluent les paramètres pouvant aider à la prédiction des durées d'intervention. L'enjeu est de se prémunir face à ces aléas sans pour autant compromettre l'utilisation efficace du bloc opératoire [36]. Addis et al. [15] comparent l'approche stochastique et l'approche robuste pour intégrer les incertitudes sur les durées d'opération. Denton et al. [37] appliquent au séquençage des opérations une règle s'appuyant sur la variance de leur durée ; cette règle est intégrée dans un modèle d'optimisation stochastique

ayant pour objectif de produire des emplois du temps pour le bloc opératoire protégés contre l'incertitude des durées d'opération. Les auteurs supposent que la durée totale de disponibilité de la salle d'opération est connue à l'avance, tandis que l'aspect aléatoire des durées des interventions chirurgicales est représenté par un ensemble de scénarios.

Les deux autres sources d'aléas de la planification du bloc opératoire que l'on retrouve dans de nombreux travaux sont les durées de séjour des patients dans les unités de soins post-opératoires et les arrivées de patients urgents. Jebali et Diabat [17] utilisent un modèle de programmation *chance-constrained* à deux étapes en considérant comme aléatoires les durées d'opération, les durées de séjour aux SIP et les capacités des ressources réservées aux patients urgents. Fallahpour et al. [18] adoptent une stratégie d'optimisation robuste pour faire face aux incertitudes sur les durées d'opération et de séjour, et les flux de patients urgents. M'Hallah et Visintin [22] intègrent la stochasticité des durées d'intervention et de séjour, à la fois aux SIP et à l'unité de soins postopératoires. van den Broek d'Obrenan et al. [25] font de même mais en incluant uniquement l'unité chirurgicale. Belien et Demeulemeester [24] adoptent une distribution multinomiale pour les durées de séjour.

Les travaux de Moosavi et Ebrahimnejad [38], qui ont pour particularité de traiter des niveaux tactique et opérationnel de la planification, intègrent les incertitudes liées aux durées d'opération, de séjour, et aux patients urgents. Harper [36] développe un modèle de simulation pour l'utilisation des ressources de l'hôpital et propose plusieurs politiques de planification. Les différents modèles permettent de visualiser le flux de patients à travers l'hôpital et d'évaluer la consommation des ressources. Les besoins en lits sont également analysés en séparant les patients de la liste d'attente en plusieurs groupes. La participation de plusieurs hôpitaux lors de la phase de développement permet d'aboutir à un cadre générique incorporant l'incertitude ou les tendances dans les profils d'arrivée des groupes de patients, ainsi que la variabilité des durées de séjour ou des interventions chirurgicales.

Les arrivées de patients urgents sont au centre de la recherche de van Essen et al. [6]. Les auteurs considèrent que les patients urgents sont opérés dès qu'une opération électorive en cours au moment de leur arrivée s'achève. Il s'agit donc de répartir au mieux les patients électifs pour minimiser l'attente des patients urgents, avec comme difficultés l'imprévisibilité des arrivées de ces derniers et les incertitudes sur les durées des opérations électives. Lamiri et al. [21] font intervenir des arrivées aléatoires de patients urgents qui doivent être opérés le jour même. Comme ces patients ne peuvent pas par définition être planifiés à l'avance, le temps disponible au bloc opératoire est vu comme une variable aléatoire avec une fonction de densité donnée. L'objectif est d'assigner les patients électifs aux différents jours de l'horizon et aux différentes salles du bloc afin de minimiser les coûts associés et les éventuels coûts liés au dépassement des heures d'ouverture du bloc. Dans un autre travail, Lamiri et al. [20] intègrent avec une approche similaire des incertitudes liées aux patients électifs, en particulier les durées des interventions.

## 2.5 Disponibilité des lits

La prise en compte des capacités de l'unité chirurgicale et des SIP est une façon d'affiner un peu plus la planification du bloc opératoire. Comme l'expliquent Jebali et al. [17], si un patient doit être opéré mais qu'aucun lit aux SIP n'est libre alors qu'il en aura besoin, cette intervention sera nécessairement annulée. La capacité des SIP en particulier est souvent très restreinte [13], ce qui augmente son influence sur l'emploi du temps.

La prise en compte de la disponibilité des lits se traduit généralement par de nouvelles contraintes ou une modification de l'objectif. van den Broek d'Obrenan et al. [25] relèvent que des fluctuations importantes dans le nombre de lits occupés à l'unité chirurgicale de-

mandent une plus grande capacité « tampon » et compliquent la planification du personnel ; c'est la raison pour laquelle leur approche priorise la minimisation de la variance de la demande en lits à l'unité chirurgicale. Les travaux de Davarian et Behnamian [39] sont une extension de Addis et al. [15] dans laquelle le chirurgien d'un patient est une ressource limitante, c'est-à-dire qu'il doit être de la bonne spécialité pour opérer le patient en question. Le nombre de lits en salle de réveil est aussi une ressource limitante et les auteurs considèrent à la fois les patients électifs et urgents.

Les travaux incluant la disponibilité des lits dans leur planification ne considèrent pas tous les mêmes unités. Fallahpour et al. [18] incluent à la fois les unités de soins préopératoires et postopératoires. En plus de la capacité du bloc opératoire, Jebali et Diabat [17] tiennent compte de celle des SIP, où se retrouvent à la fois des patients électifs et des patients urgents. Azari et al. [40] considèrent cinq catégories de lits postopératoires. M'Hallah et Visintin [22] tiennent compte de la disponibilité des lits à la fois pour l'unité de soins postopératoires et pour les SIP. Fügener et al. [41] intègrent la capacité en lits des unités chirurgicales et de soins intensifs à la planification du bloc opératoire au niveau tactique. Ils étudient l'impact de la grille opératoire sur la distribution de la demande pour ces ressources en aval du passage en salle d'opération. Puis, ils proposent des algorithmes pour minimiser les coûts induits par la grille opératoire, qui ont préalablement été définis. Leurs critères d'évaluation de la grille opératoire sont l'équité de la répartition des créneaux entre les spécialités, la minimisation des coûts d'équipement et de personnel et l'optimisation de l'utilisation des lits disponibles. Min et Yih [32] font intervenir la disponibilité d'un lit à l'unité de soins intensifs dans leur modèle de planification du bloc opératoire.

Une autre approche des contraintes sur la disponibilité des lits est l'estimation du nombre optimal de lits dans une unité. Les travaux de Marmor et al. [42] décrivent le développement et l'application d'un modèle de simulation à événements discrets servant à prédire le mini-

mum de lits nécessaires pour répondre aux besoins de patients de la Mayo Clinic. Ce sont les lits des unités de soins intensifs et progressifs qui sont ici pris en compte. Erdem et al. [19] ajoutent des contraintes liées à l'unité de soins post-anesthésie et incluent dans l'objectif la possibilité d'élargir sa capacité.

Certains auteurs explorent des potentielles solutions à l'indisponibilité d'un lit pour un patient électif. Ainsi, Augusto et al. [43] intègrent la disponibilité des lits en salle de réveil et étudient la possibilité de laisser un patient se réveiller en salle d'opération lorsqu'aucun lit ne peut lui être attribué. Dans ce cas, le patient est ensuite transporté directement à l'unité chirurgicale puis la salle d'opération peut être nettoyée après son départ.

## **2.6 Annulations de patients électifs**

Des interventions planifiées peuvent être annulées pour plusieurs raisons : non présentation du patient, détérioration de son état de santé ou problème de logistique au sein de l'hôpital. Cela provoque du mécontentement et de l'anxiété chez les patients, éventuellement une aggravation de leur état et est source de conflit avec le personnel soignant. Malgré tout, le gestionnaire peut être tenté de programmer plus de patients que ce que permet la capacité du bloc opératoire, quitte à annuler un ou plusieurs patients prévus en fin de journée. L'alternative de garder le bloc opératoire ouvert pour des heures supplémentaires est associée à des risques plus élevés de complications et d'erreurs médicales, et un mécontentement du personnel déjà surchargé. L'objectif est ainsi de trouver un équilibre entre les avantages d'effectuer une intervention, les coûts des heures supplémentaires et les effets négatifs des annulations prévues [44].

Une partie des travaux traitant des annulations de patients électifs s'intéresse aux différentes



façons d’adapter l’emploi du temps du bloc opératoire une fois que l’on sait qu’une intervention ne pourra pas avoir lieu. Le travail de Jebali et Diabat [17] implique une gestion des annulations puisque, en incluant la capacité des SIP, leur modèle doit faire face à des cas où un patient électif ne dispose pas en même temps d’un créneau au bloc opératoire et d’un lit aux SIP, et son opération ne peut donc pas avoir lieu. Dans un modèle de programmation stochastique en nombres entiers, Pang et al. [26] incorporent, en plus des incertitudes sur les durées d’opération, celles liées aux annulations de patients électifs. Dans leur approche, Davarian et Behnamian [39] proposent de reprogrammer les patients annulés. Ahmed et al. [45] proposent un modèle dans lequel les chirurgies provenant de la liste d’attente du jour et celles reprogrammées n’ont pas la même probabilité d’être planifiées. Leur approche de planification s’appuie sur un niveau de priorité attribué à chaque intervention. Une chirurgie avec un plus grand nombre de jours de retard voit sa priorité augmenter. La planification se fait à deux niveaux : choisir les critères de sélection des interventions électives, c’est-à-dire ce qui rentre en compte dans le calcul de la priorité d’une opération, et générer une séquence d’interventions tenant compte des priorités et des contraintes du bloc opératoire. Xiao et al. [44] formulent un modèle avec recours à trois étapes qui formalise les annulations programmées et anticipe les autres incertitudes. Programmer des annulations est un moyen d’améliorer la planification des salles d’opération, notamment lorsque les coûts d’annulation sont proches des coûts des heures supplémentaires.

D’autres travaux se concentrent sur l’étude des facteurs pouvant favoriser les annulations, avec éventuellement pour but de pouvoir les prédire pour mieux les éviter. Azari et al. [40] étudient l’impact de trois scénarios sur le nombre d’interventions annulées : le premier consiste à planifier les chirurgiens en fonction de la durée d’utilisation des lits postopératoires par leurs patients, le deuxième séquence les interventions chirurgicales par durée et variance, et le troisième propose une augmentation du nombre de lits postopératoires. Bowers [46] s’intéresse aux annulations liées à la capacité des SIP dans le cas particulier de chirurgies cardiothoraci-

ciques. Augustin [3] développe un réseau de chaînes de Markov pour calculer les probabilités d’annulations dues au manque de lits aux SIP. Erekat et al. [47] utilisent les prédictions d’un modèle d’apprentissage automatique pour connaître la probabilité d’annulation d’une intervention et ainsi produire des emplois du temps plus efficaces. Liu [48] s’intéresse également à ce type de prédiction, et en particulier aux facteurs géographiques qui peuvent influencer sur les annulations d’interventions en pédiatrie.

## 2.7 Intégration de l’apprentissage machine

Les travaux faisant appel à des méthodes d’apprentissage machine se développent progressivement dans le domaine de la planification au bloc opératoire. L’usage qui prévaut a pour visée de fournir des prédictions.

L’incertitude que l’on cherche à diminuer le plus est celle portant sur les durées d’opération. Zhao et al. [49] utilisent des méthodes d’apprentissage automatique pour prédire les durées d’opération pour des chirurgies assistées par robots. Ces derniers ayant un coût fixe, les institutions ont tout intérêt à maximiser l’utilisation de chaque unité robotique en occupant tout le temps disponible en salle d’opération. Les auteurs comparent plusieurs techniques de régression, une forêt aléatoire et un réseau de neurones. Markazi-Moghad et al. [50] utilisent, entre autres, des méthodes d’apprentissage automatique pour exploiter des données de durée d’opération et de séjour en salle de réveil pour des patients électifs. Ils parviennent ainsi à obtenir une forêt aléatoire capable de classer les patients dans des catégories de potentielles durées d’opération. Yuniartha et al. [35] évaluent les paramètres pouvant aider à la prédiction des durées d’intervention. Certaines données utiles à la prédiction, telles que celles obtenues après l’observation clinique du patient, sont uniquement disponibles peu de temps avant l’intervention et ne peuvent donc pas servir à la planification. L’enjeu est donc de trouver des paramètres influant sur la durée d’intervention qui soient accessibles au moment du séquen-

çage des opérations.

Bartek et al. [51] font également le constat que les estimations des durées d'opération font souvent appel à des données indisponibles au moment de la planification. Ils développent des modèles de prédiction employant la régression linéaire et des méthodes d'apprentissage automatique supervisé. Leurs modèles sont spécifiques au chirurgien, à la spécialité, ou aux deux à la fois. Les prédictions sont comparées à la norme institutionnelle consistant à utiliser les durées moyennes et les estimations des chirurgiens. L'utilisation de l'apprentissage automatique permet d'obtenir de meilleurs résultats, notamment avec le modèle spécifique à chaque chirurgien. Abbas et al. [52] emploient des techniques d'apprentissage automatique pour prédire les durées d'opération et de séjour pour les patients subissant une arthroplastie totale du genou, qui est une des interventions parmi les plus gourmandes en ressources. Wang et al. [53] font appel à l'apprentissage automatique pour classifier les patients, selon les données les concernant qui leur sont disponibles, et ainsi caractériser l'incertitude de leur durée d'opération. Le modèle d'optimisation robuste qui en découle a pour but de se protéger contre les risques liés aux heures supplémentaires.

Des modèles de prédiction sont également développés sur d'autres sources d'incertitude. Ahmed et al. [45] appliquent des méthodes d'apprentissage automatique à la prédiction de la priorité d'une intervention chirurgicale. Ces priorités sont ensuite introduites dans un modèle d'optimisation pour une planification quotidienne du bloc opératoire. Les prédictions s'appuient sur cinq variables liées au patient : le type d'intervention, l'acuité de son état, son âge, le nombre de jours où son intervention a déjà été reportée et la durée d'intervention. Erekat et al. [47] utilisent plusieurs techniques d'exploration de données pour prédire les annulations de patients électifs. L'utilisation de l'apprentissage automatique pour effectuer ce type de prédiction est également au cœur de la thèse de Liu [48]. L'auteur cherche notamment à déterminer l'importance des différents facteurs de prédiction et l'existence éventuelle de motifs.

Dans sa thèse, Karimi [54] développe des cadres prédictifs capables d’analyser et d’extraire des modèles à partir de données à grande échelle. L’objectif de cette démarche est d’offrir une meilleure information aux systèmes de planification et d’ordonnancement des ressources hospitalières aux niveaux stratégiques, tactiques et opérationnels.

Un usage particulièrement intéressant de ces modèles de prédiction est de les intégrer à un modèle d’optimisation, une méthodologie décrite par Lombardi et al. [55]. D’après leurs travaux, les modèles prédictifs performants sont encore trop complexes ou trop lents pour être utilisés en optimisation combinatoire. C’est pourquoi les auteurs proposent une méthodologie appelée *Empirical Model Learning* (EML) qui s’appuie sur l’apprentissage automatique pour obtenir les composants d’un modèle prescriptif, en utilisant des données extraites d’un modèle prédictif ou récoltées à partir d’un système réel. Dans l’EML, les modèles sont utiles s’ils offrent une précision adéquate et s’ils peuvent être efficacement exploités par les solveurs pour trouver des solutions de haute qualité. Deux méthodes d’apprentissage, à savoir les réseaux de neurones artificiels et les arbres de décision, sont utilisées puis le modèle appris est encapsulé dans un certain nombre de techniques d’optimisation. Ainsi, Spangenberg et al. [56] allient l’apprentissage automatique à l’optimisation au bloc opératoire pour surveiller l’avancement des interventions, prédire le temps restant, construire un emploi du temps initial et l’adapter aux changements observés durant la journée.

Il est aussi possible d’utiliser l’apprentissage automatique non pas en amont de la planification, mais en aval : Nawaz et Henrik Nyman [57] s’en servent afin d’évaluer les performances de l’emploi du temps obtenu dans des conditions d’incertitudes sur les durées d’opération.

## 2.8 Discussion

Comme nous souhaitons étudier les annulations liées aux arrivées urgentes et à la variation des durées de séjour, nous choisissons de garder des durées d'opération fixes. Nous intégrons les patients urgents et les durées de séjour par des moyennes d'abord, puis par des simulations.

Par ailleurs, notre recherche se concentre sur l'unité chirurgicale, dont la capacité est plus élevée que les SIP, donc souvent moins contraignante, mais représente un plus grand défi au niveau de la taille du modèle d'optimisation utilisé.

Enfin, nous proposons d'entraîner un modèle d'apprentissage automatique pour prédire le nombre d'annulations que l'on risque d'observer sur l'horizon de planification à partir de données disponibles en amont. Ce modèle doit ensuite être intégré au modèle d'optimisation nous permettant d'obtenir des emplois du temps engendrant moins d'annulations. Notre contribution réside dans l'incorporation d'un modèle d'apprentissage automatique à un modèle d'optimisation avec gestion des incertitudes portant sur les durées de séjour et les arrivées de patients urgents et l'intégration des annulations de patients électifs.

## CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

La première partie de ce chapitre est consacrée à la réflexion qui a été menée au début du projet. Nous retraçons les différentes tentatives et les obstacles auxquels nous nous sommes heurtés, avant d’arriver à l’approche définitive que nous détaillons ensuite.

### 3.1 Motivation

Les annulations d’interventions chirurgicales sont une réalité du quotidien au bloc opératoire. Néanmoins, il est possible d’identifier des causes de ces annulations, voire d’en éviter certaines. Nous avons commencé à nous intéresser à la problématique de l’intégration des annulations dans la planification du bloc opératoire à travers le travail d’Augustin [3]. Il a pour particularité d’intégrer la disponibilité des lits à l’unité de soins intensifs postopératoires. En effet, cette ressource a un impact significatif sur les annulations de patients électifs. Chez ces derniers, le besoin d’être admis aux SIP est connu avant leur opération. Or, une partie des patients urgents ont également besoin d’un lit aux SIP. Ce sont eux qui nous intéressent car il se peut donc qu’un patient urgent occupe un lit initialement prévu pour un patient électif dont l’intervention était programmée. Cela entraîne l’annulation de la chirurgie élective en question si la capacité des SIP ne permet pas l’absorption de cette demande supplémentaire.

Le mémoire [3] propose deux approches de programmation linéaire avec un total de deux lits aux SIP. La première contient une contrainte statique imposant de ne pas programmer plus de deux patients ayant besoin d’un lit chaque jour. La seconde s’appuie sur un réseau inspiré des processus décisionnels de Markov et limite les risques d’annulation quotidiens. Les nœuds de ce réseau représentent des états caractérisés par un jour, un nombre d’annulations observées ce jour et un nombre de patients ayant besoin d’un lit aux SIP programmés pour le

lendemain. Les probabilités de transition entre deux états étant estimées en s'appuyant sur l'historique, il est possible, pour un état initial donné, de calculer la probabilité associée à chaque nœud. On peut donc déterminer les probabilités de se trouver dans des états avec 1 ou 2 annulations. La contrainte statique du premier modèle est ainsi remplacée dans le second modèle par une contrainte imposant que les risques d'avoir 1 ou 2 patients annulés chaque jour ne dépassent pas un certain seuil. Les probabilités de passage entre les états proviennent des données empiriques du CHU Sainte-Justine, auquel correspond cette configuration de l'unité de soins intensifs.

L'application de cette méthode étant pour l'instant limitée à ce contexte très spécifique, nous avons d'abord souhaité voir s'il était possible d'élargir le modèle à un plus grand nombre de lits. Cela permettrait alors de l'appliquer à l'unité chirurgicale, dont la capacité est plus élevée que celle des SIP. Outre le manque de données empiriques, cette modélisation n'est plus exploitable au-delà d'une dizaine de lits car le réseau Markovien devient trop grand. Notre objectif devient alors de développer un autre modèle, capable lui aussi de produire un emploi du temps tout en estimant et limitant les annulations que l'on risque d'observer. Nous nous limitons aux annulations liées au manque de lits à l'unité chirurgicale, lui-même étant dû aux arrivées de patients urgents et à la variabilité des durées de séjour postopératoire.

Ne disposant pas pour ce projet de données réelles, nous avons généré des listes d'attente et des grilles opératoires pour un hôpital fictif avec des caractéristiques réalistes. Nous reprenons le premier modèle de [3] comme modèle de base, en y intégrant les durées de séjour moyennes à l'unité chirurgicale. Nous utilisons ce modèle sur nos données générées afin d'obtenir des emplois du temps sur un horizon d'un mois pour les différentes salles du bloc opératoire.

Pour pouvoir observer la robustesse de ces emplois du temps face à des arrivées urgentes et des durées de séjour aléatoires, nous les avons soumis à des simulations reproduisant ces

phénomènes tout au long de l’horizon. Pour chaque simulation, nous comptons les patients électifs qu’il faut annuler chaque jour pour répondre aux urgences et respecter la capacité de l’unité chirurgicale. L’enjeu est alors de trouver une façon d’exploiter ces résultats pour parvenir à produire des emplois du temps générant moins d’annulations. Nous avons eu l’idée de nous servir des données produites par les simulations pour entraîner un modèle d’apprentissage automatique à prédire combien de patients électifs seront annulés en fonction de l’emploi du temps confectionné pour l’horizon. Comme nous souhaitons pouvoir utiliser ce prédicteur au moment de la planification, les données qu’il prend en entrée doivent être disponibles durant la création des horaires. Notre choix pour les *features* s’est donc porté sur le jour de la semaine et le nombre de patients programmés par spécialité ce jour. Pour une date donnée de l’horizon, le modèle d’apprentissage prend en entrée un vecteur contenant ces informations et renvoie une prédiction sur le nombre de patients électifs dont l’intervention devra être annulée.

À l’aide de packages de l’API Python de Gurobi, il est possible d’extraire la fonction de prédiction d’un modèle d’apprentissage automatique pour s’en servir dans la formulation d’un modèle d’optimisation. Nous utilisons donc la fonction de prédiction obtenue pour ajouter des contraintes à notre modèle d’optimisation. Ces dernières imposent une limite sur le nombre d’annulations que nous acceptons de risquer chaque jour. Ce modèle modifié est enfin utilisé pour obtenir de nouveaux emplois du temps à partir des grilles opératoires et des listes d’attente.

La figure 3.1 résume notre approche. Elle commence par la génération de données, à savoir des couples grille opératoire - liste d’attente. Ces couples sont passés en argument du modèle d’optimisation de référence pour obtenir des emplois du temps sur un horizon d’un mois. Une partie des emplois du temps est utilisée dans des simulations d’arrivées urgentes et de durées de séjour variables. Les résultats des simulations en termes d’annulations de patients électifs permettent de créer des données d’entraînement pour un modèle d’apprentissage automa-



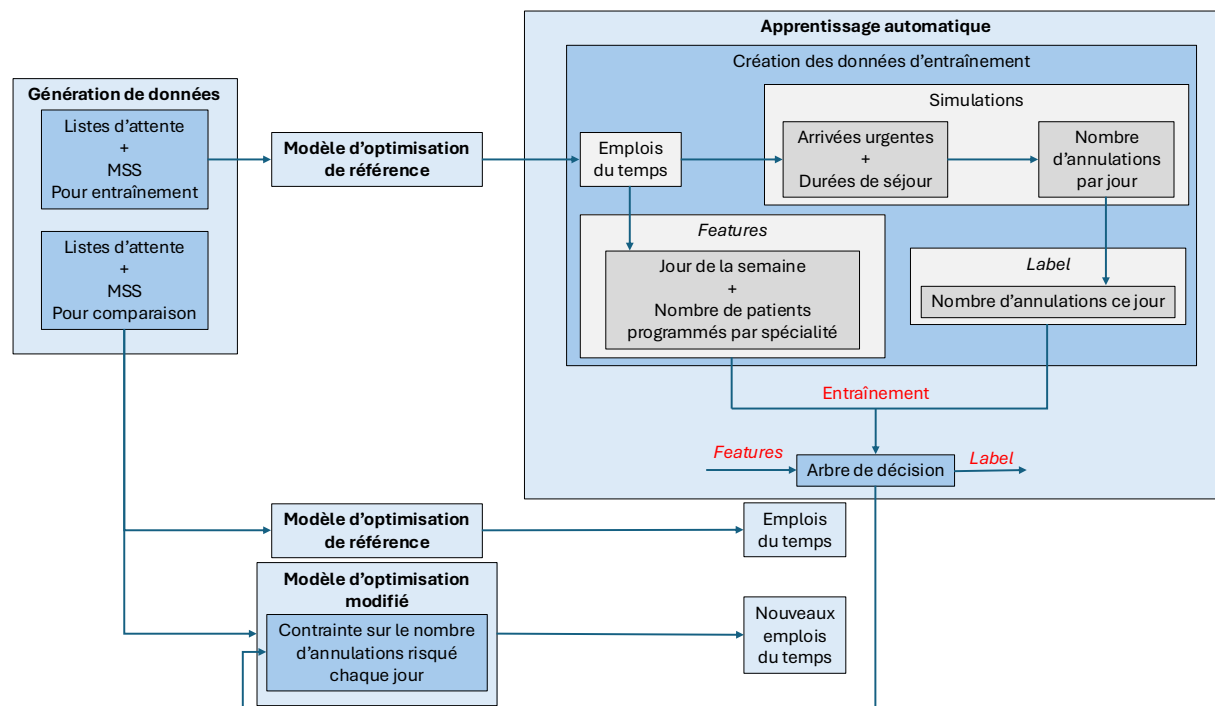


FIGURE 3.1 Résumé par blocs de la méthodologie

tique. Une fois entraîné, nous obtenons une fonction de prédiction ayant comme arguments les patients que nous avons programmés dans chaque spécialité sur une journée et donnant le nombre d'annulations le plus probable pour ce jour. Cette fonction est intégrée au modèle d'optimisation pour définir une contrainte limitant le nombre d'annulations risquées quotidiennement. Pour finir, les couples grille opératoire - liste d'attente qui n'ont pas servi à la création des données d'entraînement sont passés en argument des deux modèles d'optimisation afin de pouvoir comparer les emplois du temps obtenus.

### 3.2 Génération de données

La génération de listes d'attente fictives est assurée par un script Python qui utilise une grille opératoire réelle et la liste d'attente associée afin d'en dégager les tendances. Nous disposons également de deux listes donnant la proportion que représente chaque spécialité, chez les

patients d'une part et chez les chirurgiens d'autre part. Une troisième liste indique la proportion moyenne de patients requérant un lit à l'unité chirurgicale par spécialité. Enfin, les nombres de jours dans l'horizon, de salles d'opération, de chirurgiens et de patients sont fixés.

En s'appuyant sur le nombre total de chirurgiens que nous souhaitons avoir et leur répartition entre spécialités, nous créons une liste des chirurgiens avec des numéros permettant de les identifier. Puis, nous passons à la génération des grilles de priorités opératoires et des listes d'attente.

### 3.2.1 Grille opératoire

Les mesures effectuées sur la grille opératoire de référence (dont les résultats sont détaillés dans le chapitre 4) sont :

- (1) Rapport entre le nombre de créneaux alloués à une spécialité donnée et le nombre de créneaux total
- (2) Rapport entre le nombre de créneaux d'une durée donnée et le nombre de créneaux total

Les étapes de création sont :

- Le nombre de créneaux est égal au nombre de salles d'opération multiplié par le nombre de jours, le tout divisé par 2.
- Ces créneaux sont affectés à des jours en tirant au hasard un entier entre 1 et le nombre de jours pour chaque créneau.
- Nous générons une liste de chirurgiens dont la taille et la répartition par spécialité correspondent aux paramètres entrés à l'avance.
- La durée de chaque créneau est obtenue par simulation d'une variable aléatoire suivant une loi déterminée par (2).

- Le nombre de créneaux alloués à une spécialité est égal au nombre de créneaux total multiplié par (1).
- Pour chaque créneau dont dispose la spécialité, nous tirons au hasard un jour parmi ceux encore disponibles, un chirurgien de cette spécialité et une salle d’opération ; si le chirurgien et la salle sont disponibles, nous remplissons le créneau, sinon nous recommençons le tirage. Après 10 échecs, le créneau est perdu pour cette spécialité.

### 3.2.2 Liste d’attente

Les mesures effectuées sur la liste d’attente de référence (dont les résultats sont également détaillés dans le chapitre 4) sont :

- (3) Moyenne et écart-type du logarithme des durées des opérations par spécialité
- (4) Temps d’attente minimum et maximum par spécialité

Les étapes de création sont :

- Nous générons une liste de patients dont la taille et la répartition par spécialité correspondent aux paramètres entrés à l’avance.
- Pour chaque spécialité et pour chaque patient de cette spécialité :
  - La durée d’opération est obtenue par simulation d’une variable aléatoire suivant une loi log-normale de paramètres donnés par (3).
  - Le temps d’attente est obtenu par simulation d’une variable aléatoire suivant une loi uniforme dans l’intervalle donné par (4).
  - Le besoin en lit est obtenu par simulation d’une variable aléatoire suivant une loi de Bernoulli de paramètre connu à l’avance.
  - Un chirurgien de cette spécialité est tiré au hasard et le patient est ajouté à la liste d’attente.

Nous créons ainsi 90 couples grille opératoire - liste d'attente.

### 3.3 Modèle d'optimisation de référence

Nous présentons ici un modèle mathématique de programmation linéaire en nombres entiers pour l'optimisation de la planification du bloc opératoire. Nous commençons par détailler les contraintes et la fonction objectif d'un modèle de base [3], avant de proposer des améliorations pour intégrer les disponibilités de lits à l'unité chirurgicale et les durées de séjour [8]. Le modèle présenté à la fin de cette sous-partie constitue notre modèle de référence.

#### 3.3.1 Modèle de base

Nous développons ici le premier modèle d'Augustin [3]. Le but de ce modèle est de produire un emploi du temps pour le bloc opératoire à partir d'une liste d'attente de patients et d'une grille de priorités opératoires à respecter. L'objectif est de maximiser le taux d'occupation des salles tout en priorisant les patients se trouvant depuis longtemps sur la liste d'attente. Cela est rendu possible grâce à un bonus d'ancienneté attribué à chaque patient et dont la valeur augmente avec le temps d'attente. Le programme mathématique sert à choisir les patients qui seront opérés durant l'horizon de planification puis à les affecter, ainsi que leur chirurgien, à des créneaux disponibles. En effet, seule une partie des créneaux de la grille opératoire sont déjà attribués à un chirurgien en particulier. Les paramètres et variables du modèle se trouvent dans le tableau 3.1.

**Fonction objectif :**

$$\max_{r,x} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{itk} d_i \gamma_i \quad (3.1)$$

TABLEAU 3.1 Paramètres et variables du modèle

Symbole	Définition
<b>Ensembles</b>	
$\mathcal{T}$	Nombre de jours dans l'horizon
$\mathcal{C}$	Ensemble des chirurgiens
$\mathcal{I}$	Ensemble des patients
$\mathcal{K}$	Ensemble des salles
<b>Constantes</b>	
$d_i$	Durée de l'intervention du patient $i$
$\Omega_{tk}$	Temps disponible dans la salle $k$ au jour $t$
$\gamma_i$	Bonus d'ancienneté du patient $i$
$e_{stk}$	1 si la salle $k$ est assignée à la spécialité $s$ au jour $t$ , 0 sinon
$q_{cs}$	1 si le chirurgien $c$ appartient à la spécialité $s$ , 0 sinon
$b_{ic}$	1 si le patient $i$ appartient à la liste d'attente du chirurgien $c$ , 0 sinon
$mss_{tk}$	$c$ si le chirurgien $c$ est affecté à la salle $k$ au jour $t$ , 0 sinon
<b>Variables</b>	
$r_{ctk}$	1 si le chirurgien $c$ est affecté à la salle $k$ au jour $t$ , 0 sinon
$x_{itk}$	1 si le patient $i$ est affecté à la salle $k$ au jour $t$ , 0 sinon

Sous les contraintes :

$$\sum_{c \in \mathcal{C}} r_{ctk} \leq 1 \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (3.2)$$

$$r_{ctk} \leq \sum_{s \in \mathcal{S}} q_{cs} e_{stk} \quad \forall c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (3.3)$$

$$x_{itk} - r_{ctk} \leq 0 \quad \forall c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K}, i \in \mathcal{I} | b_{ic} = 1 \quad (3.4)$$

$$\sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{itk} \leq 1 \quad \forall i \in \mathcal{I} \quad (3.5)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} x_{itk} d_i \leq \Omega_{tk} \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (3.6)$$

$$r_{ctk} = 1 \quad \forall c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} | mss_{tk} = c \quad (3.7)$$

$$r_{ctk} \in \{0, 1\} \quad \forall c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (3.8)$$

$$x_{itk} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \mathcal{I}, t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (3.9)$$

L'objectif (3.1) est de maximiser l'occupation des salles tout en donnant un poids plus important aux plus anciens patients de la liste d'attente. Pour éviter de ne programmer que des

opérations de courte durée, nous multiplions par la durée d'intervention [11].

Les contraintes (3.2) assurent qu'au plus un chirurgien est affecté à une salle pour un jour donné. Les contraintes (3.3) garantissent qu'un chirurgien peut être affecté à une salle un jour seulement si cette salle est réservée à sa spécialité ce jour dans la grille opératoire. Les contraintes (3.4) empêchent qu'un patient soit affecté à un créneau si son chirurgien n'y est pas aussi affecté. Les contraintes (3.5) assurent qu'un patient sera opéré au plus une fois durant l'horizon. Les contraintes (3.6) vérifient que la somme des durées des interventions programmées dans une salle un jour ne dépasse pas sa capacité. Les contraintes (3.7) forcent le respect des créneaux déjà affectés à des chirurgiens dans la grille opératoire. Pour finir, les contraintes (3.8) et (3.9) définissent les domaines des variables binaires  $x$  et  $r$ .

Ce premier modèle permet d'obtenir un emploi du temps respectant la grille des priorités opératoires et les contraintes de capacité des salles. Néanmoins, il ne tient pas compte de la disponibilité d'un lit à l'unité chirurgicale pour les patients venant d'être opérés, ni de leur durée de séjour dans cette dernière, d'où les modifications que nous proposons.

### 3.3.2 Intégration des lits à l'unité chirurgicale et de la durée de séjour

Nous souhaitons ici tenir compte du fait que certains patients, après leur opération, occupent un lit à l'unité chirurgicale pour quelques jours. Chaque spécialité y dispose d'un nombre de lits fixe et le besoin en lit d'un patient est connu avant son intervention. Un patient ayant besoin d'un lit après son passage au bloc opératoire ne sera pas opéré si l'unité chirurgicale n'est pas en mesure de l'accueillir. Nous ajoutons donc des contraintes supplémentaires au modèle pour répondre à ces limites. Les durées de séjour utilisées sont des moyennes par spécialité. Afin d'encourager l'utilisation des lits, l'occupation des lits est aussi intégrée à la fonction objectif.

TABLEAU 3.2 Paramètres supplémentaires

Symbole	Définition
<b>Constantes</b>	
$\theta_s$	Durée moyenne de séjour à l'unité chirurgicale pour la spécialité $s$
$\lambda_s$	Capacité en lits du service $s$ à l'unité chirurgicale
$w_i$	1 si le patient $i$ a besoin de séjourner à l'unité chirurgicale, 0 sinon
$spe_{is}$	1 si le patient $i$ est dans la spécialité $s$ , 0 sinon
$\eta$	Poids attribué à l'occupation des lits dans la fonction objectif

**Nouvelles contraintes :**

L'ajout de paramètres (tableau 3.2) nous permet d'écrire les contraintes suivantes :

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{l=\max(t-\theta_s, 1)}^t x_{ilk} w_i spe_{is} \leq \lambda_s \quad \forall t \in \mathcal{T}, s \in S \quad (3.10)$$

Les contraintes (3.10) empêchent le dépassement de la capacité de l'unité chirurgicale pour chaque spécialité en se basant sur les durées moyennes de séjour. Pour chaque patient que nous affectons à un lit, nous considérons que ce lit sera occupé pendant une durée égale à la durée moyenne de séjour de la spécialité pour laquelle le patient a été opéré. Les bornes de la somme sur  $l$  indiquent que tout patient nécessitant un lit et opéré à une date  $t$ , ou à une date antérieure de moins que sa durée de séjour moyenne, occupe un lit le jour  $t$ .

**Nouvelle fonction objectif :**

Pour garantir que les lits seront effectivement utilisés, nous souhaitons désormais maximiser leur occupation, en plus de la maximisation de l'occupation des salles. Nous ajoutons donc à l'expression de la fonction objectif un deuxième terme comprenant la somme des durées moyennes de séjour à l'unité chirurgicale des patients qui avaient besoin d'y être admis et qui ont pu être opérés. Pour que ces deux termes aient le même ordre de grandeur, nous

reprenons la méthode de [8] et utilisons un paramètre  $\eta$  tel que

$$\eta = \frac{\text{Valeur de la fonction objectif maximisant l'utilisation des salles}}{\text{Valeur de la fonction objectif maximisant l'utilisation des lits}}$$

La nouvelle fonction objectif est alors :

$$\max_{r,x} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{itk} d_i \gamma_i + \eta \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{s \in \mathcal{S}} x_{itk} w_i \theta_s spe_{is} \quad (3.11)$$

Nous retrouvons dans l'équation (3.11) la somme (3.1), augmentée de la somme des durées moyennes de séjour à l'unité chirurgicale des patients opérés.

Notre **modèle d'optimisation de référence** est donc constitué des contraintes (3.2) à (3.10) et de la fonction objectif (3.11).

### 3.4 Modèle d'apprentissage automatique

Le modèle d'optimisation de référence nous fournit un emploi du temps sur un mois pour le bloc opératoire. Au cours de cet horizon, il est possible que des patients urgents ayant besoin d'un lit viennent perturber la planification, ou que les durées de séjour des patients à l'unité chirurgicale diffèrent des moyennes utilisées. Ces phénomènes provoquent des annulations de patients électifs, ce que nous souhaitons limiter au maximum. Pour cela, nous proposons d'entraîner un modèle d'apprentissage automatique à prédire le nombre d'annulations risqué sur une journée à partir du nombre de patients ayant besoin d'un lit à l'unité chirurgicale programmés ce jour dans chaque spécialité. Nous pourrions ensuite utiliser le modèle entraîné pour ajouter des contraintes à notre modèle d'optimisation. La première étape est de générer nos données d'entraînement. Nous discutons ensuite du type de modèle d'apprentissage choisi puis nous expliquons comment il est intégré au modèle d'optimisation.



### 3.4.1 Création des données d'entraînement

Nous passons 75 couples grille opératoire - liste d'attente en argument du modèle de planification au bloc opératoire de référence et nous obtenons 75 emplois du temps sur un mois. Pour chaque emploi du temps, nous nous plaçons dans la situation où il serait appliqué au bloc opératoire sur l'horizon. Puis nous déroulons des simulations d'arrivées quotidiennes d'urgences et de durées de séjour aléatoires des patients, électifs et urgents, à l'unité chirurgicale, pour ensuite noter l'impact sur l'ordonnancement des interventions électives en termes d'annulations.

Notre tableau de données d'entraînement contient 13 colonnes : le jour de la semaine, le nombre de patients ayant besoin d'un lit programmé ce jour par spécialité (11 spécialités) et le nombre de ces patients annulés ce jour. Un emploi du temps nous donne ainsi une ligne de données pour chaque jour de l'horizon pour les 12 premières colonnes, ce sont les *features*. La dernière colonne est remplie avec le résultat des simulations, elle correspond à l'étiquette.

Nous connaissons la répartition moyenne des arrivées urgentes par spécialité et la durée moyenne de séjour pour chacune de ces spécialités, patients électifs et urgents compris. Pour un emploi du temps donné, les étapes de la simulation sont :

- Nous initialisons les nombres de lits disponibles sur les 5 premiers jours de l'horizon en tirant au hasard 5 nombres entre la moitié et le nombre total de lits alloués à la spécialité qui nous intéresse puis en les classant par ordre croissant. Cet intervalle a été choisi après plusieurs essais afin de minimiser les pics de patients programmés les premiers jours lorsque tous les lits sont disponibles. Sur le reste de l'horizon, tous les lits sont initialement disponibles.

- Pour chaque jour de l’horizon :
  - Le nombre d’arrivées de patients urgents qui auront besoin d’un lit est une réalisation d’une variable aléatoire suivant une loi de Poisson de paramètre  $\lambda = 2$ . Pour chacun de ces patients :
    - La spécialité de son urgence est une réalisation d’une variable aléatoire suivant la loi déterminée par le tableau des répartitions moyennes.
    - La durée de son séjour est obtenue par simulation d’une variable aléatoire suivant une loi géométrique de paramètre  $p$  égal à l’inverse de la durée moyenne de séjour pour sa spécialité.
    - Le nombre de lits disponibles entre le jour suivant l’arrivée du patient et la fin de son séjour est diminué de 1.
  - Pour chaque patient ayant besoin d’un lit programmé ce jour :
    - Si un lit est disponible à son arrivée, il est opéré, sinon il est annulé.
    - Si le patient est opéré, la durée de son séjour est obtenue par simulation d’une variable aléatoire suivant une loi géométrique de paramètre  $p$  égal à l’inverse de la durée moyenne de séjour pour sa spécialité.
    - Si le patient est opéré, le nombre de lits disponibles entre le jour de son arrivée et la fin de son séjour est diminué de 1.
  - Le nombre d’annulations ce jour est l’étiquette de cette ligne de données. Nous rentrons la ligne correspondant à ce jour dans le tableau de données.

Nous effectuons ainsi 15 simulations sur chacun de nos 75 emplois du temps, comportant chacun 24 jours, ce qui nous permet de générer 27 000 lignes de données étiquetées.

Nous choisissons de travailler avec un arbre de décision car c’est le modèle le plus adapté à l’utilisation que nous souhaitons en faire, c’est-à-dire l’intégrer dans un modèle d’optimisation sous forme de contraintes. Un arbre de décision fonctionne de la manière suivante :

- À chaque nœud interne, une des *features* d'entrée est sélectionnée puis deux nœuds fils sont créés selon que cette *feature* est plus ou moins grande qu'une certaine valeur seuil.
- Chaque feuille correspond à une valeur de prédiction, dans notre cas un nombre d'annulations dans une journée.
- Lorsque l'on soumet un vecteur de *features* en entrée de l'arbre de décision, ces données parcourent l'arbre en suivant à chaque nœud la branche correspondant à la valeur de la *feature* étudiée, jusqu'à arriver à une feuille, qui représente alors la sortie renvoyée.

La structure de l'arbre est déterminée durant la phase d'entraînement. Chaque simulation associe aux vecteurs composés du nombre de patients programmés par spécialité pour un jour donné de l'horizon le nombre d'annulations observées ce jour. Ces vecteurs et leur étiquette constituent nos données d'entraînement. Nous obtenons alors un prédicteur qui reçoit en entrée un vecteur indiquant le jour de la semaine et le nombre de patients programmés par spécialité ce jour et qui renvoie en sortie le nombre d'annulations auquel on peut s'attendre ce jour. Autrement dit, une fois entraîné, l'arbre de décision prend en entrée un vecteur de 12 *features* : le jour de la semaine et le nombre de patients ayant besoin d'un lit programmés ce jour par spécialité (11 spécialités), et renvoie une estimation du nombre d'annulations que nous risquons d'observer ce jour.

Notons qu'un modèle sous forme de réseau de neurones avait également fait l'objet d'un entraînement et d'une étude. Cependant, nous nous sommes heurtés à des difficultés pour intégrer ce type de modèle d'apprentissage automatique dans un modèle d'optimisation avec les ressources à notre disposition.

### 3.5 Modèle d'optimisation modifié

Nous avons maintenant les éléments pour construire le modèle d'optimisation que nous comparerons à celui de référence. Commençons par définir les nouveaux paramètres et variables qui vont nous être utiles (tableau 3.3).

TABLEAU 3.3 Paramètres et variables supplémentaires

Symbole	Définition
<b>Fonction</b>	
$f$	Fonction de prédiction de l'arbre de décision
<b>Constantes</b>	
$j_t$	Jour de la semaine sur lequel tombe la date $t$ de l'horizon
$N$	Nombre maximum d'annulations que l'on accepte de risquer chaque jour
<b>Variables</b>	
$p_{st}$	Nombre de patients de la spécialité $s$ ayant besoin d'un lit programmés le jour $t$

#### Nouvelle contrainte :

Les contraintes (3.10) du modèle de référence sont supprimées et remplacées par les contraintes suivantes :

$$p_{st} = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{itk} w_i s p e_{is} \quad \forall t \in \mathcal{T}, s \in S \quad (3.12)$$

$$f(j_t, p_{st} \forall s \in S) \leq N \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (3.13)$$

Les contraintes (3.12) définissent les variables  $p$ . Les contraintes (3.13) assurent qu'à la construction de l'emploi du temps, les prédictions d'annulations ne dépassent pas la limite  $N$ .

Notre **modèle d'optimisation modifié** est ainsi constitué des contraintes (3.2) à (3.9) et (3.12) à (3.13) et de la fonction objectif (3.11).

## Fonction de prédiction

Les contraintes (3.13) font appel à la fonction de prédiction de l'arbre de décision. Cette sous-section s'appuie sur la documentation de *Gurobi Machine Learning* [58] pour détailler les calculs effectués pour employer ce modèle de prédiction dans des contraintes de notre modèle d'optimisation. Les équations décrites ci-dessous n'apparaissent donc pas explicitement dans notre code, mais elles correspondent aux opérations faites en arrière-plan lorsque l'on ajoute les contraintes (3.13). Commençons par introduire les paramètres et variables nécessaires.

TABLEAU 3.4 Paramètres et variables supplémentaires

Symbole	Définition
<b>Ensembles</b>	
$\mathcal{F}$	Ensemble des feuilles de l'arbre
$\mathcal{G}_f$	Ensemble des nœuds de gauche du chemin d'une feuille
$\mathcal{D}_f$	Ensemble des nœuds de droite du chemin d'une feuille
$\mathcal{N}$	Ensemble des nœuds de l'arbre
<b>Constantes</b>	
$i_n$	Indice de la <i>feature</i> de branchement du nœud $n$
$\nu_n$	Valeur du seuil de branchement du nœud $n$
$M$	Constante suffisamment grande
$\epsilon$	Constante arbitrairement petite
<b>Variables</b>	
$v_t$	Vecteur des <i>features</i> d'entrée du jour $t$
$\delta_{tf}$	1 si la prédiction du jour $t$ correspond à la feuille $f$ , 0 sinon

En reprenant les notations du tableau 3.3, les composantes d'un vecteur  $v_t$  sont  $v_{t_1} = j_t$ ,  $v_{t_2} = p_{1t}, \dots, v_{t_{12}} = p_{11t}$ . Chaque feuille  $f$  est définie par un nombre de contraintes sur les *features* d'entrée de l'arbre, qui correspondent aux branches composant le chemin menant à  $f$ . Pour un nœud  $n$ , nous notons  $i_n$  l'indice de la *feature* utilisée pour brancher le nœud et  $\nu_n$  la valeur utilisée pour le branchement. Pour une feuille  $f$  donnée, nous avons un ensemble  $\mathcal{G}_f$  d'inégalités de la forme  $v_{t_{i_n}} \leq \nu_n$  correspondant aux branches de gauche du chemin menant à  $f$ , et un ensemble  $\mathcal{D}_f$  d'inégalités de la forme  $v_{t_{i_n}} > \nu_n$  correspondant aux branches de

droite. Pour chaque feuille, les inégalités décrivant  $\mathcal{G}_f$  et  $\mathcal{D}_f$  sont traduites par :

$$\delta_{tf} = 1 \Rightarrow v_{t_{in}} \leq \nu_n \quad \forall n \in \mathcal{G}_f \quad (3.14)$$

$$\delta_{tf} = 1 \Rightarrow v_{t_{in}} \geq \nu_n + \epsilon \quad \forall n \in \mathcal{D}_f \quad (3.15)$$

La difficulté ici est que les contraintes de stricte supériorité de l'ensemble  $\mathcal{D}_f$  n'ont pas de formulation exacte dans un modèle de programmation linéaire, d'où l'utilisation d'un seuil  $\epsilon$  dans l'équation (3.15). Les équations sous-jacentes à la contrainte (3.13) sont alors :

$$\sum_{f \in \mathcal{F}} \delta_{tf} = 1 \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (3.16)$$

$$\nu_n - v_{t_{in}} + (1 - \delta_{tf})M \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T}, n \in \mathcal{G}_f \quad (3.17)$$

$$v_{t_{in}} - \nu_n - \epsilon + (1 - \delta_{tf})M \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T}, n \in \mathcal{D}_f \quad (3.18)$$

$$\sum_{f \in \mathcal{F}} f \delta_{tf} \leq N \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (3.19)$$

La contrainte (3.16) impose de faire correspondre exactement une feuille à chaque vecteur d'entrée. Les contraintes (3.17) et (3.18) assurent que les implications (3.14) et (3.15) sont vraies. Enfin, la contrainte (3.19) est celle qui garantit que les prédictions d'annulations ne dépassent pas la limite  $N$  au moment de la construction de l'emploi du temps.

## CHAPITRE 4 RÉSULTATS

La première partie de ce chapitre est consacrée aux caractéristiques de l’hôpital auxquelles nous faisons référence dans le chapitre 3. Puis, nous proposons un diagnostic de performance du modèle d’optimisation de référence. Après cela, nous détaillons les paramètres de notre modèle d’apprentissage automatique. Enfin, nous procédons au même diagnostic de performance sur le modèle d’optimisation modifié afin de pouvoir établir nos comparaisons.

### 4.1 Caractéristiques de l’hôpital

Aux origines de notre recherche se trouve la volonté de proposer un modèle de planification du bloc opératoire incluant la disponibilité d’un lit dans une unité chirurgicale avec une capacité nettement plus élevée que chez Augustin [3]. Nous fixons le nombre de lits à l’unité chirurgicale à une centaine, plus exactement 102 pour des raisons de simplification du calcul des autres paramètres de l’hôpital. En effet, les caractéristiques que nous présentons dans cette partie découlent de Augustin [3] et Lebrigui [8] ; pour assurer le réalisme des données que nous générons, nous avons effectué plusieurs mesures sur des données réelles de ces travaux et les avons adaptées à la taille souhaitée de notre unité chirurgicale.

Le service de chirurgie de notre hôpital peut accueillir 11 spécialités chirurgicales (tableau 4.1) dans 15 salles d’opération. Il comporte 100 chirurgiens répartis entre les différentes spécialités selon la figure 4.1.

Dans les listes que nous générons pour nos expériences, 700 patients sont en attente d’une intervention chirurgicale. La proportion de patients de chaque spécialité et leur temps d’attente moyen se trouvent dans la figure 4.2.

TABLEAU 4.1 Spécialités chirurgicales de l'hôpital

Abréviation	Nom complet
Card.	Chirurgie cardiaque
Dent.	Dentisterie
Endo.	Chirurgie endo-digestive
Géné.	Chirurgie générale
Gyné.	Obstétrique gynécologie
Neur.	Neurochirurgie
Opht.	Ophtalmologie
O.R.L.	Otorhinolaryngologie
Orth.	Chirurgie orthopédique
Plas.	Chirurgie plastique
Urol.	Urologie

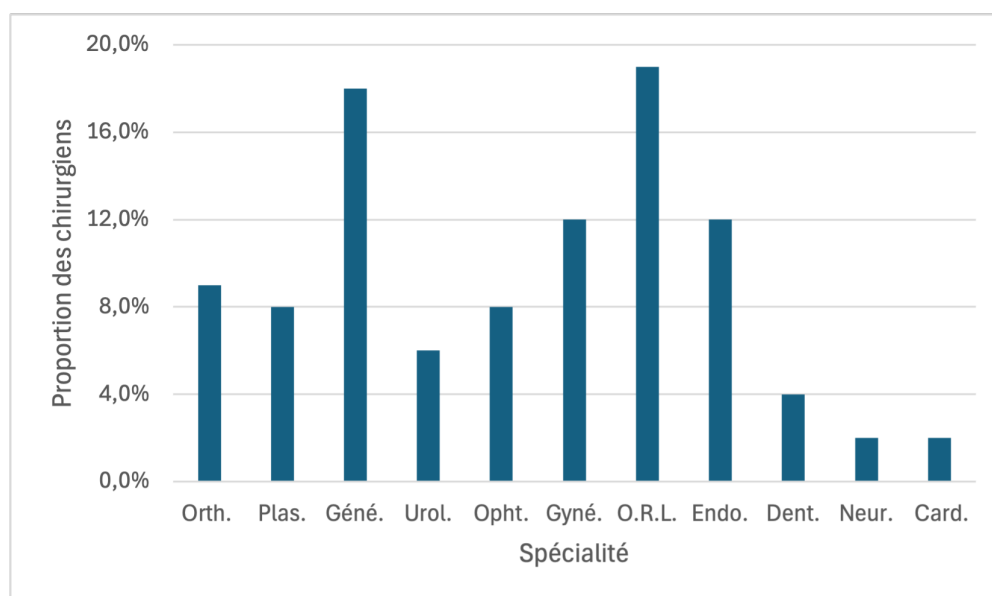


FIGURE 4.1 Répartition moyenne des chirurgiens par spécialité

Les patients d'O.R.L. et d'urologie sont les plus nombreux et représentent plus de 40% de la liste d'attente. Cependant, l'urologie est parmi les spécialités comptant le moins de chirurgiens, alors que l'O.R.L. est une de celles en comptant le plus. Les répartitions par spécialité des patients et des chirurgiens sont malgré tout assez proches, à quelques écarts près. Les interventions de chirurgie générale concernent 12% des patients sur liste d'attente mais 18% des



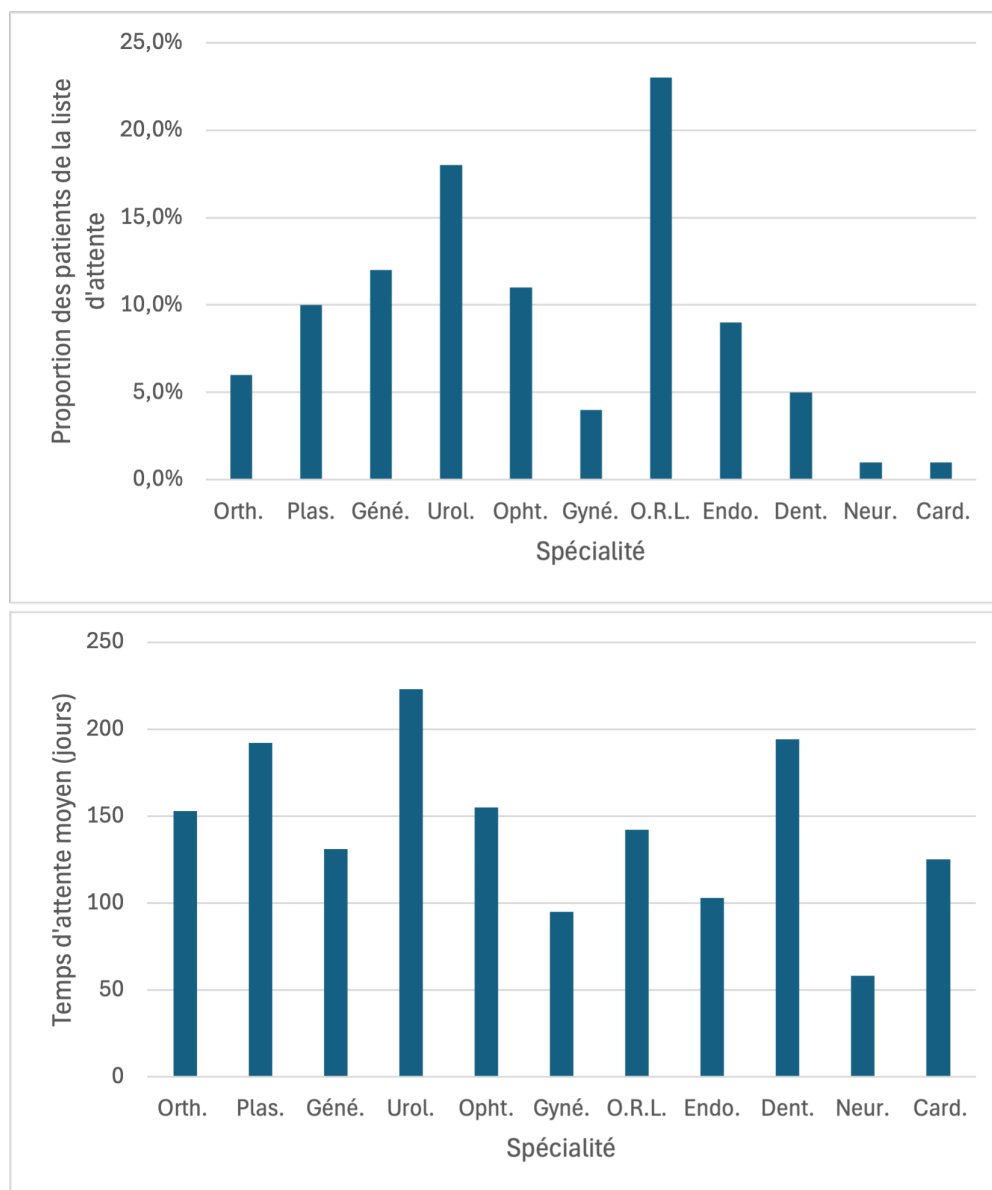


FIGURE 4.2 Répartition moyenne des patients de la liste d'attente et temps d'attente moyen (en jours) par spécialité

chirurgiens peuvent les assurer. De même pour les chirurgies obstétriques ou gynécologiques, qui regroupent environ 4,5% des patients électifs contre 12% des chirurgiens. À l'opposé, près de 18% des patients électifs du bloc opératoire sont en attente pour une chirurgie urologique mais seuls 6% des chirurgiens appartiennent à cette spécialité.

Les patients en urologie sont ceux passant en moyenne le plus de temps sur la liste d'attente, 7 mois et demi environ. Derrière se trouvent les patients de dentisterie et de chirurgie plastique qui attendent en moyenne 6 mois et demi. Les autres spécialités ont un temps d'attente moyen variant entre 3 et 5 mois, à l'exception de la gynécologie qui se situe à 2 mois.

L'affectation des créneaux entre les spécialités est définie dans la grille des priorités opératoires. Cette dernière est valable mensuellement mais évolue peu d'un mois à l'autre. La répartition des créneaux entre les spécialités se trouve dans la figure 4.3.

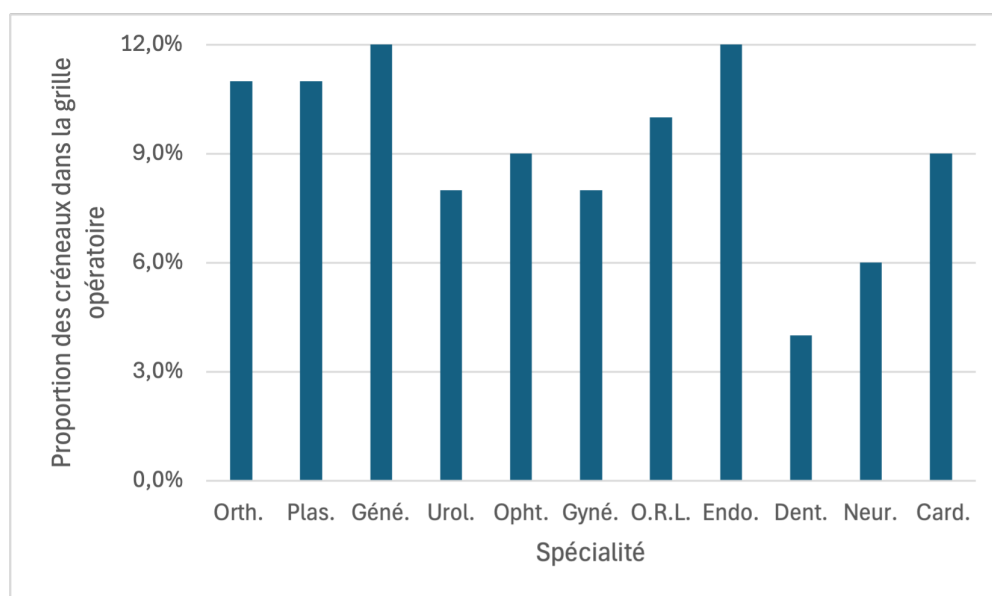


FIGURE 4.3 Rapport entre le nombre de créneaux alloués à chaque spécialité et le nombre total de créneaux de chirurgie élektive

La dentisterie est la spécialité qui se voit allouer le moins de créneaux d'opération. Cela peut expliquer, au moins en partie, l'attente importante dans cette spécialité. La figure 4.3 est à mettre en relation avec les durées moyennes d'intervention par spécialité. Les créneaux de la grille opératoire sont de 210 ou 420 minutes. Les créneaux de 210 minutes représentent seulement 10% des priorités à allouer. Sur la figure 4.4, nous pouvons voir que le peu de créneaux que reçoit la dentisterie est contrebalancé par le fait que ces opérations sont en

moyenne plutôt courtes, ce qui permet d'en programmer un plus grand nombre sur une seule priorité.

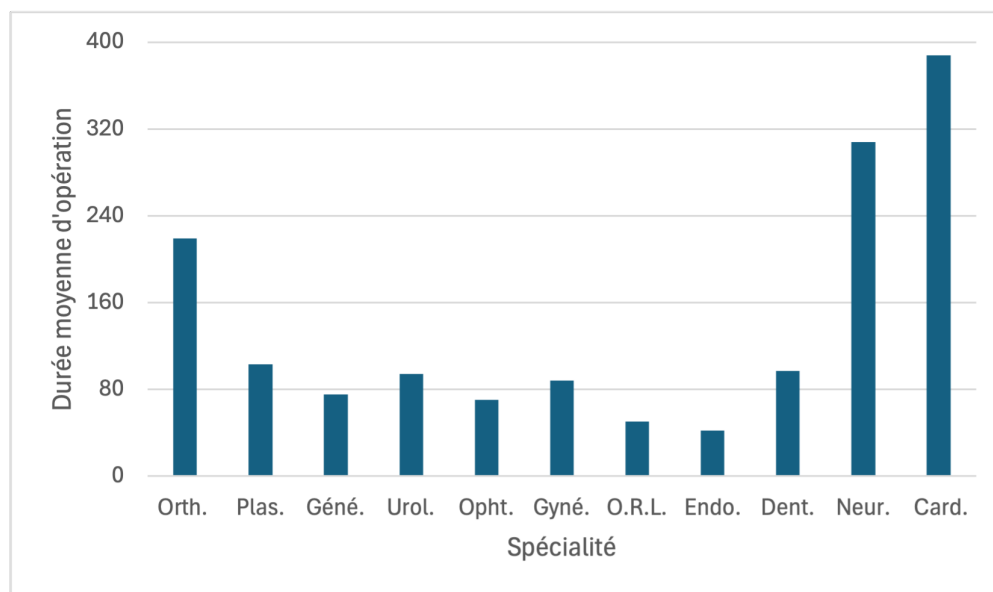


FIGURE 4.4 Moyenne des durées d'opération par spécialité

En réalité, la durée d'une intervention regroupe plusieurs phases : le patient doit être amené de sa chambre à la salle où il sera opéré, il faut le placer, l'anesthésier et l'opérer, puis enfin l'amener en salle de réveil. Il y a donc un laps de temps non négligeable entre la fin de l'opération d'un patient et le début de celle du suivant, c'est ce qu'on appelle l'intercas. Dans notre situation, nous considérons que l'intercas est pris en compte par les durées d'intervention figurant sur les listes d'attente.

Après leur intervention, certains patients passent plusieurs jours à l'unité chirurgicale. Cette dernière compte 102 lits au total, répartis entre les spécialités tel qu'indiqué dans la figure 4.5.

Pour comprendre cette répartition, nous pouvons regarder les besoins moyens en lits des patients électifs (figure 4.6). En effet, la quasi-totalité des patients électifs admis en chirur-

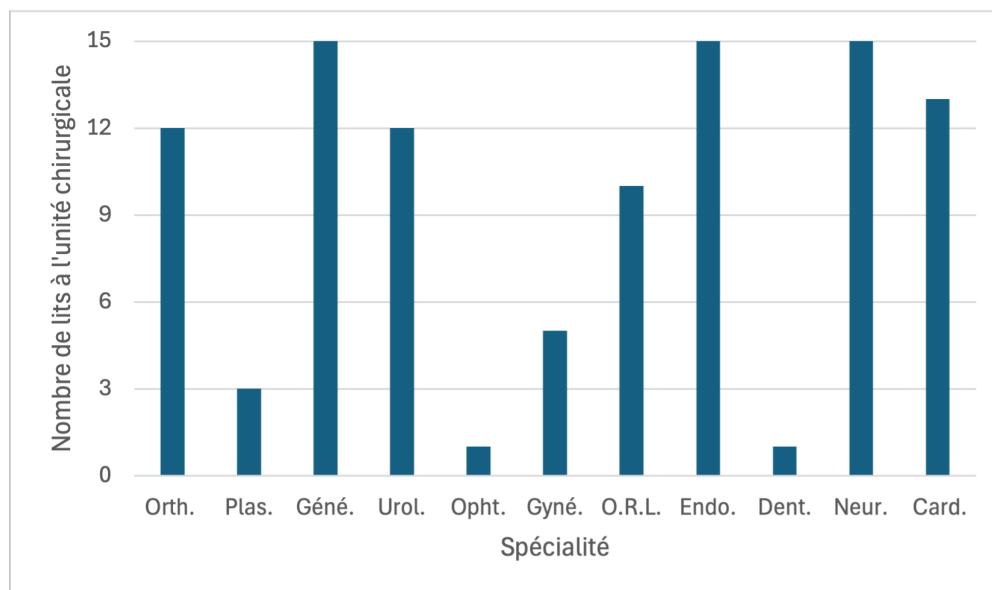


FIGURE 4.5 Nombre de lits à l'unité chirurgicale par spécialité

gie cardiaque ont besoin d'un lit à l'unité chirurgicale à la suite de leur opération, ce qui explique pourquoi 13 lits sont accordés à cette spécialité alors qu'elle ne représente qu'une faible proportion des patients sur liste d'attente. De la même manière, les patients de chirurgie plastique occupent une part significative de la liste d'attente mais comme peu d'entre eux ont besoin de rester à l'unité chirurgicale, cette spécialité n'y dispose que de 3 lits.

Notre approche suppose que tous les patients urgents qui occupent un lit à l'unité chirurgicale ont une durée de séjour suivant la même loi que celle des patients électifs en fonction de la spécialité de leur urgence (figure 4.7). Nous avons donc besoin de connaître la distribution des patients urgents entre les spécialités (figure 4.8).

Les patients urgents permettent d'expliquer le nombre de lits dédiés à la chirurgie orthopédique à l'unité chirurgicale : cette spécialité concerne peu de patients électifs et seule la moitié d'entre eux séjournent après à l'unité chirurgicale, mais c'est la spécialité la plus représentée chez les patients urgents.

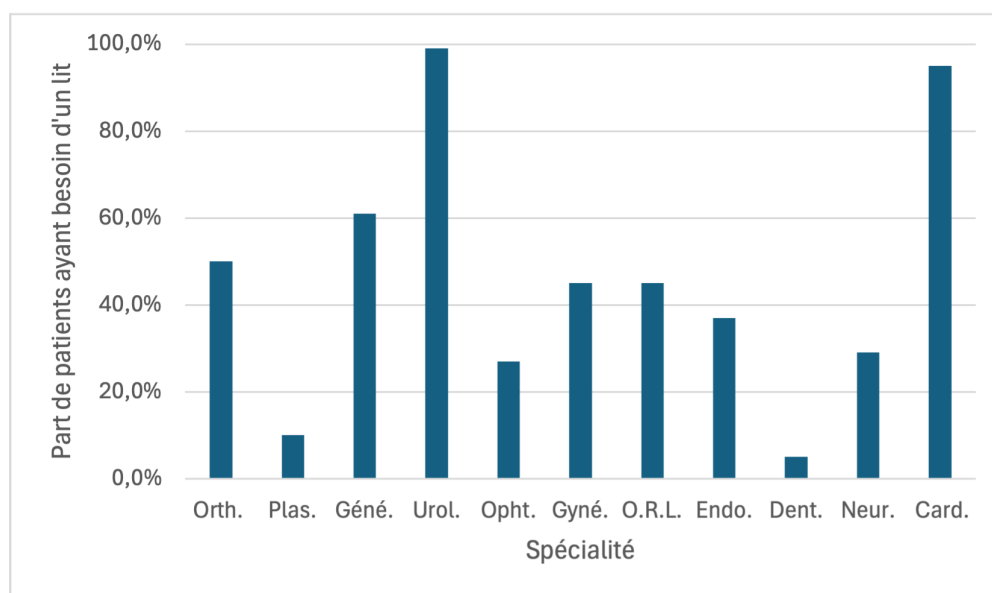


FIGURE 4.6 Proportion moyenne de patients ayant besoin d'un lit à l'unité chirurgicale par spécialité

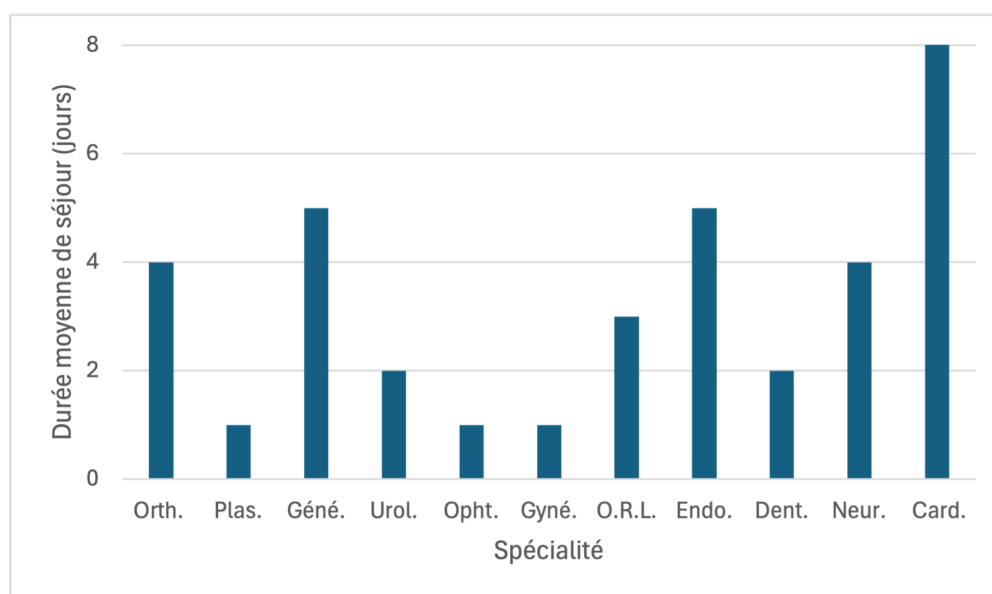


FIGURE 4.7 Durée moyenne de séjour à l'unité chirurgicale par spécialité (en jours)

Enfin, le temps d'attente maximal par spécialité est également utilisé dans la génération de données.

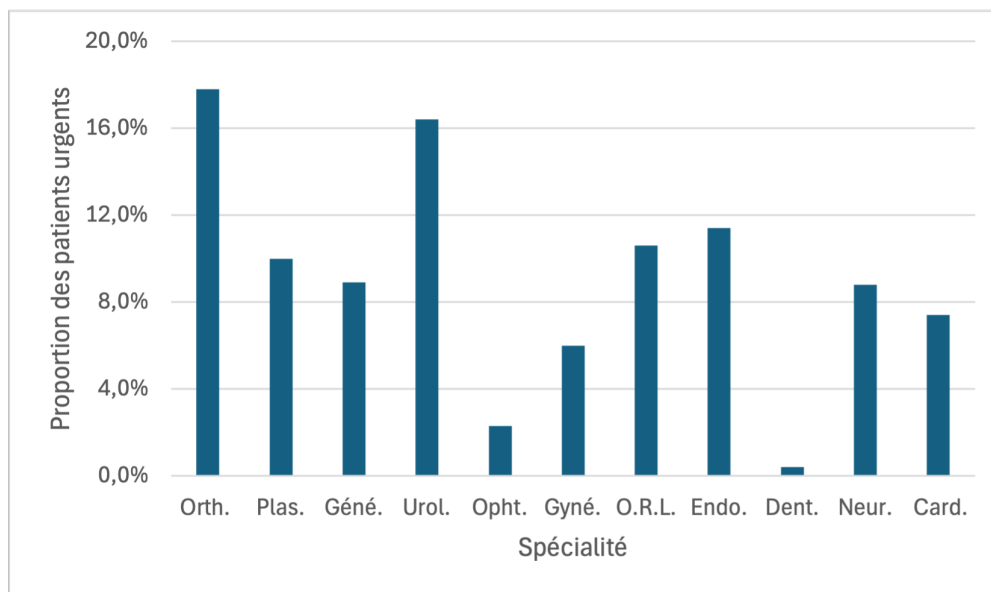


FIGURE 4.8 Répartition moyenne des patients urgents par spécialité

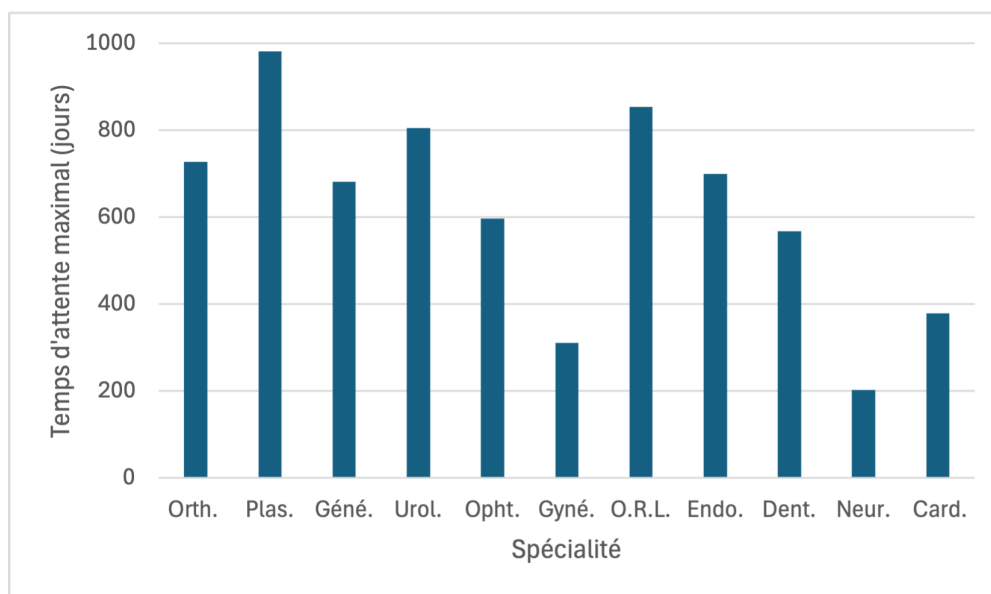


FIGURE 4.9 Temps d'attente maximal par spécialité

## 4.2 Modèle d'optimisation de référence

Notre modèle d'optimisation de référence est implémenté sur l'API Python de Gurobi. Les critères d'arrêt sont l'obtention d'un GAP de 1,5% ou le dépassement de 15 minutes pour la recherche d'une solution optimale. Le programme est utilisé dans un premier temps avec 75

couples grille opératoire - liste d'attente pour obtenir les emplois du temps qui servent à la création des données d'entraînement pour le modèle d'apprentissage automatique. 15 autres couples grille opératoire - liste d'attente, qui n'ont pas été utilisés dans la phase d'apprentissage, sont aussi soumis au modèle de référence, et seront soumis au modèle modifié par la suite, afin de comparer les emplois du temps obtenus. Les analyses présentées dans cette partie concernent ces 15 emplois du temps produits par le modèle d'optimisation de référence.

Les emplois du temps du modèle de référence planifient un peu moins de 600 patients sur l'horizon. Parmi ceux-là, deux sur cinq ont un séjour prévu à l'unité chirurgicale, comme nous pouvons le lire dans le tableau 4.2.

TABLEAU 4.2 Patients programmés sur l'horizon par le modèle de référence

Instance	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Total	542	548	566	524	563	577	565	588	549	568	560	551	572	543	570
Besoin en lit	240	242	232	219	248	248	235	241	228	229	232	243	256	226	255

Lorsque nous regardons l'ensemble des 15 emplois du temps, le nombre de patients ayant besoin d'un lit programmé chaque jour se trouve en moyenne entre 8 et 12, avec des valeurs un peu plus élevées pour les tout premiers et tout derniers jours de l'horizon.

Nous proposons d'observer plus spécifiquement un emploi du temps que nous notons comme correspondant à l'instance 1. Le tableau 4.3 dénombre les patients ayant besoin d'un lit que cet emploi du temps prévoit d'opérer chaque jour. Le deuxième jour est un exemple des pics observés en début d'horizon mais nous pouvons voir que cet effet s'estompe rapidement.

Le tableau 4.4 détaille les métriques relatives au temps d'attente par spécialité pour les patients programmés. Q1, Q2, Q3 et Q4 représentent les quartiles de temps d'attente des patients sur liste d'attente. Comme attendu, les patients qui attendent depuis le plus long-

TABLEAU 4.3 Répartition sur l’horizon des patients programmés ayant besoin d’un lit pour l’instance 1 avec le modèle de référence

Jour	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Total	7	20	7	11	9	17	7	9	13	14	9	8

Jour	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Total	2	16	11	9	4	5	10	6	15	14	8	9

temps, appartenant au quatrième quartile, ont été programmés en priorité et sont les plus nombreux dans presque toutes les spécialités. Cela explique pourquoi les temps d’attente moyens sont plus élevés que ceux de la figure 4.2.

La neurochirurgie et la chirurgie cardiaque ont un taux d’occupation assez bas. Cela peut être dû au nombre de créneaux alloués à ces spécialités dans la grille opératoire (figure 4.3), qui est assez grand comparativement à la place que leurs patients occupent dans la liste d’attente (figure 4.2). À l’exception des chirurgies endo-digestives et gynécologiques, toutes les autres spécialités ont un taux d’occupation au-delà de 60%.

TABLEAU 4.4 Métriques de l’instance 1 pour le modèle de référence

	Spécialité										
	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.
Taux d’occupation	0,18	0,83	0,85	0,30	0,64	0,95	0,28	0,91	0,45	0,80	0,92
Q1	2	7	18	17	20	3	1	11	8	12	0
Q2	0	6	17	16	21	8	2	25	8	15	7
Q3	0	9	17	16	21	8	1	30	8	17	19
Q4	2	11	18	16	21	9	1	36	8	19	31
Nombre de patients	4	33	70	65	83	28	5	102	32	63	57
Temps d’attente moyen	195,75	447,67	442,40	320,88	352,06	337,82	99,20	526,12	157,78	348,52	645,68

Nous pouvons enfin, avec le tableau 4.5, regarder dans quelles spécialités se trouvent les patients ayant besoin d’un lit et qui ont été programmés. Ce sont en majorité des patients d’urologie, de chirurgie générale et de chirurgie O.R.L. Ces deux premières spécialités ont en effet en moyenne une proportion importante de patients nécessitant un séjour à l’unité chirurgicale, et la troisième occupe la plus grande place sur la liste d’attente.



TABLEAU 4.5 Répartition par spécialité des patients programmés ayant besoin d'un lit pour l'instance 1 avec le modèle de référence

Spécialité	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.
Total	4	15	9	30	49	2	4	47	17	7	56

Nous soumettons les 15 emplois du temps à 10 simulations différentes, suivant le protocole décrit dans le chapitre 3. Les résultats sont présentés dans l'histogramme 4.10, qui compte le maximum d'annulations observées sur une journée dans l'horizon. Nous observons au plus 4 annulations dans plus des trois quarts des simulations, et au plus 3 annulations dans près de la moitié des simulations. Le maximum moyen est de 3,7.

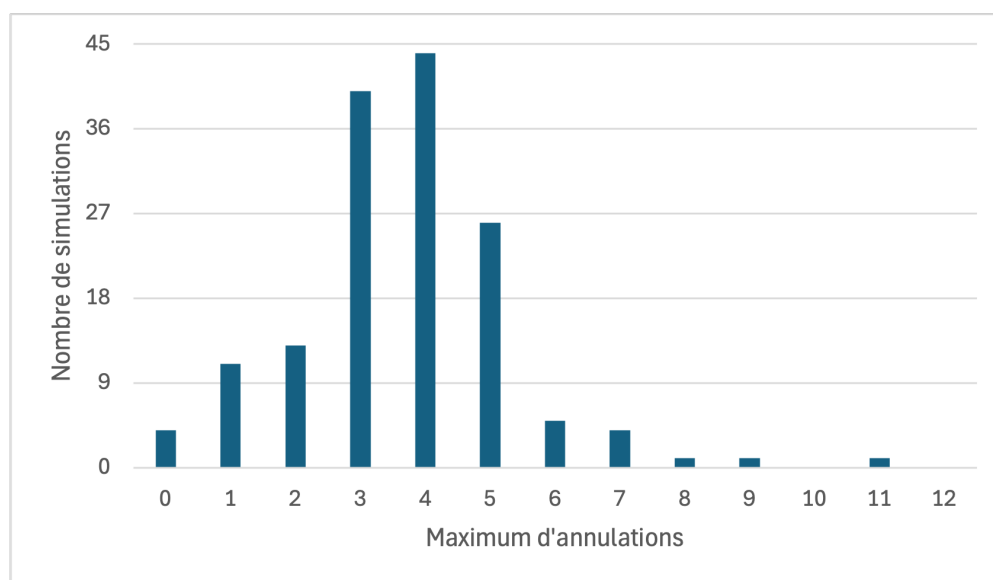


FIGURE 4.10 Maximum d'annulations sur un jour de l'horizon dans 150 simulations

### 4.3 Modèle d'apprentissage automatique

Pour cette phase, nous utilisons la bibliothèque *scikit-learn* [59]. Notre modèle est un arbre de décision de la classe *DecisionTreeRegressor*. Les données utilisées pour entraîner cet arbre sont les résultats des simulations effectuées sur les 75 premiers emplois du temps que nous avons générés. Comme chaque emploi du temps a été soumis à 15 simulations, nous avons 27

000 vecteurs composés des *features* d'entrée et d'une étiquette.

Nos données sont divisées en deux sous-ensembles : 24 300 entrées forment l'ensemble d'entraînement et les 2 700 restantes constituent l'ensemble de test. Nous obtenons un arbre avec 1 647 nœuds. La précision des prédictions est de 85% et elle passe à 96% lorsque nous autorisons une marge de plus ou moins 1 lit. L'importance de chaque *feature* est donnée dans le tableau 4.6.

TABLEAU 4.6 Répartition de l'importance des *features* dans l'arbre de décision

Jour	Nombre de patients programmés										
	Orth.	Plas.	Géné.	Urol.	Opht.	Gyné.	O.R.L.	Endo.	Dent.	Neur.	Card.
12,0%	4,6%	5,1%	15,6%	23,3%	4,9%	4,4%	22,6%	3,8%	0,7%	1,0%	2,0%

Nous avons choisi d'inclure le jour de la semaine dans les *features* car, aucune chirurgie électorale n'ayant lieu en fin de semaine, on peut s'attendre à ce que l'unité chirurgicale soit moins remplie le lundi que le vendredi. Nous observons d'ailleurs que le poids de cette information est significatif dans les prédictions de notre modèle.

La spécialité ayant le poids le plus important dans la prédiction est l'urologie. Cette spécialité combine plusieurs caractéristiques pouvant expliquer ce résultat : les patients d'urologie représentent une part non négligeable de la liste d'attente, la quasi-totalité de ces patients ont besoin de séjourner à l'unité chirurgicale à la suite de leur opération et, enfin, une proportion importante des patients urgents sont dans cette spécialité. L'urologie est suivie de près par la chirurgie O.R.L. dans l'ordre d'importance des *features*. De la même façon, les patients de chirurgie O.R.L. forment la plus grande part de la liste d'attente. En revanche, le besoin en lit de ces patients est plus proche de la moyenne, tout comme la proportion de patients urgents de cette spécialité. Enfin, la troisième spécialité dont le poids est plus élevé est la chirurgie générale. En plus d'occuper une certaine part de la liste d'attente avec des

patients ayant besoin d'un lit, cette spécialité a la particularité d'avoir une durée moyenne de séjour à l'unité chirurgicale parmi les plus élevées. À l'inverse, le nombre de patients en dentisterie impacte très peu la prédiction de l'arbre de décision, sûrement car ces patients sont peu nombreux et ont rarement besoin d'un lit.

#### 4.4 Modèle d'optimisation modifié

Le modèle d'optimisation modifié résulte de l'intégration de la fonction de prédiction du modèle d'apprentissage automatique au modèle d'optimisation de référence. Le but recherché avec cette opération est d'obtenir des emplois du temps risquant moins d'annulations que ceux créés par le modèle de référence. Idéalement, cela se ferait en préservant la qualité des solutions. Suite aux résultats de l'histogramme 4.10, nous choisissons, d'accepter au plus 1 annulation par jour d'après les prédictions de notre arbre de décision. Cela se traduit par une valeur égale à 1 pour  $N$  dans les contraintes (3.13).

Le package *Gurobi Machine Learning* permet l'implémentation de telles contraintes, détaillées dans les équations (3.14) à (3.16). En particulier, nous gardons la valeur par défaut pour le paramètre  $\epsilon$ , c'est-à-dire 0, afin de ne pas induire de préférence pour certaines branches. Nous considérons que les cas où la prédiction donnée par le modèle Gurobi diffère de la vraie prédiction de l'arbre sont négligeables.

Nous avons maintenant tous les éléments pour faire tourner notre modèle d'optimisation modifié. Nous lui passons en argument les 15 couples grille opératoire - liste d'attente qui n'ont pas été utilisés dans la création des données d'entraînement, et qui ont déjà été passés au modèle de référence. Nous fixons pour critères d'arrêt l'obtention d'un GAP de 1,5% ou le dépassement de 15 minutes. Nous avons donc 15 nouveaux emplois du temps que nous

pouvons comparer à ceux obtenus grâce au modèle d’optimisation de référence.

Les emplois du temps du modèle modifié planifient également un peu moins de 600 patients sur l’horizon mais ils sont plus nombreux que dans le modèle de référence. La proportion de ces patients devant séjourner à l’unité chirurgicale est aussi plus importante, nous voyons dans le tableau 4.7 qu’ils sont autour de 45%.

TABLEAU 4.7 Patients programmés sur l’horizon par le modèle modifié

Instance	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Total	595	551	571	592	590	608	570	604	591	557	568	597	559	579	598
Besoin en lit	264	266	270	269	269	269	253	282	274	278	272	290	274	279	289

Sur l’ensemble des emplois du temps produits par le modèle modifié, le nombre de patients ayant besoin d’un lit programmés chaque jour se trouve en moyenne plutôt entre 10 et 13. Les pics aux extrémités de l’horizon que nous observions avec le modèle de référence sont moins marqués.

À nouveau, nous regardons de plus près un emploi du temps qui est également celui obtenu à partir de l’instance 1, cette fois avec le modèle modifié. Le tableau 4.8 dénombre les patients ayant besoin d’un lit que cet emploi du temps prévoit d’opérer chaque jour. C’est cette fois aux dixième et quatorzième jours que nous observons deux pics de programmation.

TABLEAU 4.8 Répartition sur l’horizon des patients programmés ayant besoin d’un lit pour l’instance 1 avec le modèle modifié

Jour	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Total	7	17	14	14	11	14	12	10	13	20	11	12

Jour	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Total	2	22	6	15	3	10	13	4	15	16	10	7

Le tableau 4.9 détaille les métriques relatives au temps d’attente par spécialité pour les patients programmés. Les commentaires généraux que nous pouvons faire sont les mêmes que

pour le tableau 4.4. Les taux d'occupation sont similaires entre les deux emplois du temps, sauf en urologie où le modèle modifié a programmé 16 patients de plus. Ces patients supplémentaires ne proviennent *a priori* pas du quatrième quartile, ce qui fait baisser le temps d'attente moyen des patients programmés dans cette spécialité par le modèle modifié. De même en chirurgie O.R.L., les patients les plus anciens ont été moins favorisés par le modèle modifié. Dans les autres spécialités, les temps d'attente moyens sont très proches, les chirurgies dentaires et orthopédiques donnant même de meilleures moyennes avec le modèle modifié.

TABLEAU 4.9 Métriques de l'instance 1 pour le modèle modifié

	Spécialité										
	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.
Taux d'occupation	0,18	0,82	0,85	0,30	0,64	0,93	0,28	0,92	0,45	0,85	0,99
Q1	2	5	18	17	20	1	1	21	8	13	3
Q2	0	7	17	16	21	8	2	22	8	18	12
Q3	0	8	17	16	21	9	1	24	8	17	27
Q4	2	11	18	16	21	9	1	33	8	19	31
Nombre de patients	4	31	70	65	83	27	5	100	32	67	73
Temps d'attente moyen	195,75	463,48	443,97	320,88	352,06	361,59	99,20	490,94	157,78	342,54	601,10

Pour finir, le tableau 4.10 nous renseigne sur les spécialités dans lesquelles se trouvent les patients ayant besoin d'un lit qui ont été programmés. Nous observons une nette différence en chirurgie O.R.L. et en urologie, et dans une moindre mesure en ophtalmologie. Dans ces trois spécialités, le modèle modifié a augmenté le nombre d'interventions prévues pour des patients devant séjourner à l'unité chirurgicale. Cette différence en chirurgie O.R.L. pourrait expliquer l'observation faite sur les métriques des tableaux 4.4 et 4.9 : là où le modèle de référence a privilégié les patients anciens, le modèle modifié a favorisé les patients ayant besoin d'un lit. Ces deux objectifs s'équilibrent de par la formulation de notre fonction objectif ((3.11)).

TABLEAU 4.10 Répartition par spécialité des patients programmés ayant besoin d'un lit pour l'instance 1 avec le modèle de référence

Spécialité	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.
Total	4	15	9	30	49	2	4	63	17	12	73

Il s'agit maintenant de comparer les emplois du temps du modèle modifié et ceux du modèle de référence en termes de risques d'annulations. Pour cela, nous reproduisons sur les 15 emplois du temps du modèle modifié les mêmes simulations exactement, c'est-à-dire en gardant la même *seed*, que celles que nous avons effectuées sur les emplois du temps du modèle de référence. Nous notons pour toutes les simulations la moyenne et le maximum du nombre d'annulations par jour sur l'horizon. Puis nous faisons la moyenne des moyennes et la moyenne des maximums pour les deux modèles. Les résultats sont reportés dans le tableau 4.11.

TABLEAU 4.11 Comparaison des annulations risquées

	Modèle de référence	Modèle modifié
Moyenne des moyennes	0,48	0,39
Moyenne des max	3,66	2,42

Malgré la contrainte du modèle modifié imposant de ne pas risquer plus d'une annulation quotidienne, nous observons à la suite des simulations que ces emplois du temps sont susceptibles d'engendrer plus d'une annulation par jour. Cela peut être lié au fait que la précision de notre arbre de décision n'est pas parfaite et que ses sorties sont des nombres décimaux. Toutefois, l'intégration d'un modèle d'apprentissage automatique au modèle d'optimisation a permis de réduire le nombre d'annulations que l'on risque sur l'horizon. Pour la moyenne et pour le maximum, le modèle modifié obtient de meilleurs résultats suite aux simulations.

Nous pouvons regarder de plus près le résultat d'une de ces simulations pour l'instance 1 sur les deux emplois du temps. Les annulations quotidiennes observées avec cette même simulation sont détaillées dans le tableau 4.12. Nous comptons un total de 13 annulations pour l'emploi du temps généré par le modèle de référence, contre 10 pour celui généré par le modèle modifié. Nous remarquons notamment que la majorité des annulations avec le modèle de référence ont lieu à la toute fin de l'horizon, où des pics de planification ont été observés.

De manière plus générale, il apparaît que le modèle modifié produit des emplois du temps

TABLEAU 4.12 Annulations quotidiennes pour une simulation sur l'instance 1 avec le modèle de référence et le modèle modifié

Jour	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Référence	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0
Modifié	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0

Jour	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Référence	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	3	5
Modifié	0	1	0	0	0	0	1	0	0	3	2	1

pour lesquels le risque quotidien d'annulations est moindre. Cette amélioration ne se fait pas au détriment des autres critères de performance de nos modèles, comme nous avons pu l'observer dans nos différentes comparaisons.

## CHAPITRE 5 CONCLUSION

Pour ce projet, nous avons proposé un modèle de planification du bloc opératoire intégrant la capacité en lits de l'unité chirurgicale et les durées de séjour des patients opérés, ainsi que les arrivées de patients urgents. Nous souhaitions trouver un moyen d'anticiper la nature aléatoire de ces phénomènes uniquement à partir de données disponibles au moment de la création de l'emploi du temps. Notre objectif était de réduire le nombre de patients voyant leur intervention annulée suite à l'indisponibilité d'un lit due à l'arrivée d'un patient urgent ou des séjours plus longs que prévu à l'unité chirurgicale.

Nous avons d'abord été confrontés au besoin de données empiriques. Nous avons donc généré des grilles de priorités opératoires et des listes d'attente en reprenant les caractéristiques de données réelles. Un premier modèle d'optimisation, que nous avons nommé modèle d'optimisation de référence, utilisait simplement les durées moyennes de séjour à l'unité chirurgicale par spécialité pour éviter de dépasser la capacité tout au long de l'horizon. Cette approche n'incluait pas les patients urgents, susceptibles de venir perturber la planification.

À partir des données générées et à l'aide du modèle d'optimisation de référence, nous avons obtenu un grand nombre d'emplois du temps sur lesquels nous avons effectué des simulations. Ces dernières consistaient à attribuer une durée de séjour aléatoire à chaque patient de l'unité chirurgicale selon sa spécialité et à faire arriver quotidiennement un nombre aléatoire de patients urgents. Cela engendrait des annulations de patients électifs, que nous avons comptées pour chaque jour.

Les résultats de ces simulations nous ont servi à créer des données d'entraînement pour un modèle d'apprentissage automatique. Pour chaque simulation sur un emploi du temps donné



et pour chaque journée, nous avons noté combien de patients de chaque spécialité étaient planifiés pour être opérés ce jour-là, et le nombre de patients qui ont été annulés dans le même temps. Le jour de la semaine et la répartition par spécialité des patients à opérer ce jour correspondaient aux *features* et le nombre d’annulations à la sortie attendue.

Nous avons donc entraîné un arbre de décision pour pouvoir obtenir des prédictions sur les risques d’annulations quotidiens à partir des emplois du temps. Les patients de chirurgie urologique, urgents comme électifs, sont ceux ayant la plus grande influence sur les perturbations de la planification. Ce modèle de prédiction a pu être converti sous forme de contraintes que nous avons intégrées à notre modèle d’optimisation. Nous avons ainsi obtenu un second modèle, appelé modèle d’optimisation modifié, ayant pour spécificité de limiter le nombre d’annulations accepté chaque jour, tel que prédit par l’arbre de décision au moment de la confection de l’emploi du temps.

Enfin, nous avons comparé les emplois du temps que nous obtenions avec l’un et l’autre modèle. Nous avons pu constater que le modèle d’optimisation modifié permettait de réduire le nombre moyen et le nombre maximum d’annulations observées sur l’horizon. Cela s’est fait sans compromettre les taux d’occupation des salles ni le nombre de patients opérés.

Malgré tout, les améliorations observées sont assez minimes, en partie parce que nous partions d’un taux d’annulations déjà peu élevé. Il serait intéressant à l’avenir d’étudier des cas plus critiques. D’autre part, les données utilisées proviennent de sources différentes, ce qui a pu jouer sur les résultats. Un objectif pour de futurs travaux pourrait être d’employer cette méthodologie sur des données provenant d’un réel hôpital.

## RÉFÉRENCES

- [1] I. Rahimi et A. Gandomi, “A Comprehensive Review and Analysis of Operating Room and Surgery Scheduling,” *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 28, mai 2020.
- [2] J. Blake et J. Donald, “Mount Sinai Hospital Uses Integer Programming to Allocate Operating Room Time,” *Interfaces*, vol. 32, p. 63–73, avr. 2002.
- [3] A. Augustin, “Ordonnancement de bloc opératoire avec intégration des soins intensifs,” Polytechnique Montréal, Mémoire de maîtrise, juill. 2017.
- [4] A. Macario, T. S. Vitez, B. Dunn et T. McDonald, “Where are the costs in perioperative care? Analysis of hospital costs and charges for inpatient surgical care,” *Anesthesiology*, vol. 83, n°. 6, p. 1138–1144, déc. 1995.
- [5] F. Guerriero et R. Guido, “Operational research in the management of the operating theatre : A survey,” *Health care management science*, vol. 14, p. 89–114, mars 2011.
- [6] J. T. van Essen, E. W. Hans, J. L. Hurink et A. Oversberg, “Minimizing the waiting time for emergency surgery,” *Operations Research for Health Care*, vol. 1, n°. 2, p. 34–44, juin 2012.
- [7] B. Cardoen, E. Demeulemeester et J. Beliën, “Operating room planning and scheduling : A literature review,” *European Journal of Operational Research*, vol. 201, n°. 3, p. 921–932, mars 2010.
- [8] A. Lebrigui, “Intégration de la durée de séjour dans la planification des priorités opératoires,” Polytechnique Montréal, Mémoire de maîtrise, avr. 2022.
- [9] A. Fügener, G. Edenharter, P. Kiefer, U. Mayr, J. Schiele, F. Steiner, R. Kolisch et M. Blobner, “Improving Intensive Care Unit and Ward Utilization by Adapting Master Surgery Schedules,” *A & A case reports*, vol. 6, oct. 2015.
- [10] J. Beliën, E. Demeulemeester et B. Cardoen, “Visualizing the Demand for Various Re-

- sources as a Function of the Master Surgery Schedule : A Case Study,” *Journal of medical systems*, vol. 30, p. 343–50, nov. 2006.
- [11] A. Agnetis, A. Coppi, M. Corsini, G. Dellino, C. Meloni et M. Pranzo, “Long term evaluation of operating theater planning policies,” *Operations Research for Health Care*, vol. 1, n<sup>o</sup>. 4, p. 95–104, déc. 2012.
- [12] I. Adan, J. Bekkers, N. Dellaert, J. Vissers et X. Yu, “Patient mix optimisation and stochastic resource requirements : A case study in cardiothoracic surgery planning,” *Health care management science*, vol. 12, p. 129–41, juill. 2009.
- [13] S. Rachuba, L. Imhoff et B. Werners, “Tactical blueprints for surgical weeks – An integrated approach for operating rooms and intensive care units,” *European Journal of Operational Research*, vol. 298, n<sup>o</sup>. 1, p. 243–260, avr. 2022.
- [14] L. Koppka, L. Wiesche, M. Schacht et B. Werners, “Optimal distribution of operating hours over operating rooms using probabilities,” *European Journal of Operational Research*, vol. 267, n<sup>o</sup>. 3, p. 1156–1171, juin 2018.
- [15] B. Addis, G. Carello, A. Grosso et E. Tànfani, “Operating room scheduling and rescheduling : a rolling horizon approach,” *Flexible Services and Manufacturing Journal*, vol. 28, n<sup>o</sup>. 1, p. 206–232, juin 2016.
- [16] P. Landa, R. Aringhieri, P. Soriano, E. Tànfani et A. Testi, “A hybrid optimization algorithm for surgeries scheduling,” *Operations Research for Health Care*, vol. 8, p. 103–114, mars 2016.
- [17] A. Jebali et A. Diabat, “A Chance-constrained operating room planning with elective and emergency cases under downstream capacity constraints,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 114, p. 329–344, déc. 2017.
- [18] Y. Fallahpour, M. Rafiee, A. Elomri, V. Kayvanfar et A. El Omri, “A multi-objective planning and scheduling model for elective and emergency cases in the operating room under uncertainty,” *Decision Analytics Journal*, vol. 11, p. 100475, juin 2024.

- [19] E. Erdem, X. Qu, J. Shi et G. Li, “A stochastic mathematical programming model for elective patient scheduling,” *62nd IIE Annual Conference and Expo 2012*, p. 2938–2945, janv. 2012.
- [20] M. Lamiri, J. Dreot et X. Xie, “Operating Room Planning with Random Surgery Times,” oct. 2007, p. 521–526.
- [21] M. Lamiri, X. Xie, A. Dolgui et F. Grimaud, “A stochastic model for operating Room planning with elective and emergency demand for surgery,” *European Journal of Operational Research*, vol. 185, p. 1026–1037, févr. 2008.
- [22] R. M’Hallah et F. Visintin, “A stochastic model for scheduling elective surgeries in a cyclic Master Surgical Schedule,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 129, p. 156–168, mars 2019.
- [23] W. Vancroonenburg, P. Smet et G. Vanden Berghe, “A two-phase heuristic approach to multi-day surgical case scheduling considering generalized resource constraints,” *Operations Research for Health Care*, vol. 7, p. 27–39, déc. 2015.
- [24] J. Beliën et E. Demeulemeester, “Building cyclic master surgery schedules with leveled resulting bed occupancy,” *European Journal of Operational Research*, vol. 176, n<sup>o</sup>. 2, p. 1185–1204, janv. 2007.
- [25] A. van den Broek d’Obrenan, A. Ridder, D. Roubos et L. Stougie, “Minimizing bed occupancy variance by scheduling patients under uncertainty,” *European Journal of Operational Research*, vol. 286, n<sup>o</sup>. 1, p. 336–349, oct. 2020.
- [26] B. Pang, X. Xie, Y. Song et L. Luo, “Surgery Scheduling Under Case Cancellation and Surgery Duration Uncertainty,” *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 16, n<sup>o</sup>. 1, p. 74–86, janv. 2019, conference Name : IEEE Transactions on Automation Science and Engineering.
- [27] M. A. Kamran, B. Karimi et N. Dellaert, “Uncertainty in advance scheduling problem in operating room planning,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 126, p. 252–268, déc. 2018.

- [28] A. Guinet et S. Chaabane, “Operating theatre planning,” *International Journal of Production Economics*, vol. 85, n°. 1, p. 69–81, juill. 2003.
- [29] A. Jebali, A. B. Hadj Alouane et P. Ladet, “Operating rooms scheduling,” *International Journal of Production Economics*, vol. 99, n°. 1, p. 52–62, janv. 2006.
- [30] B. Denton, A. Miller, H. Balasubramanian et T. Huschka, “Optimal Allocation of Surgery Blocks to Operating Rooms Under Uncertainty,” *Operations Research*, vol. 58, août 2010.
- [31] A. Moosavi et S. Ebrahimnejad, “Scheduling of elective patients considering upstream and downstream units and emergency demand using robust optimization,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 120, p. 216–233, juin 2018.
- [32] D. Min et Y. Yih, “Scheduling elective surgery under uncertainty and downstream capacity constraints,” *European Journal of Operational Research*, vol. 206, p. 642–652, nov. 2010.
- [33] P. Santibáñez, M. Begen et D. Atkins, “Surgical block scheduling in a system of hospitals : An application to resource and wait list management in a British Columbia health authority,” *Health care management science*, vol. 10, p. 269–82, oct. 2007.
- [34] A. Ala et A. Goli, “Incorporating machine learning and optimization techniques for assigning patients to operating rooms by considering fairness policies,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 136, p. 108980, oct. 2024.
- [35] D. R. Yuniarta, N. A. Masruroh et M. K. Herliansyah, “An evaluation of a simple model for predicting surgery duration using a set of surgical procedure parameters,” *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 25, p. 100633, janv. 2021.
- [36] P. R. Harper, “A Framework for Operational Modelling of Hospital Resources,” *Health Care Management Science*, vol. 5, n°. 3, p. 165–173, août 2002.
- [37] B. Denton, J. Viapiano et A. Vogl, “Optimization of surgery sequencing and scheduling decisions under uncertainty,” *Health care management science*, vol. 10, p. 13–24, mars 2007.

- [38] A. Moosavi et S. Ebrahimnejad, “Robust operating room planning considering upstream and downstream units : A new two-stage heuristic algorithm,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 143, p. 106387, mai 2020.
- [39] F. Davarian et J. Behnamian, “Robust finite-horizon scheduling/rescheduling of operating rooms with elective and emergency surgeries under resource constraints,” *Journal of Scheduling*, vol. 25, n<sup>o</sup>. 6, p. 625–641, déc. 2022.
- [40] S. Azari-Rad, A. Yontef, D. M. Aleman et D. R. Urbach, “A simulation model for perioperative process improvement,” *Operations Research for Health Care*, vol. 3, n<sup>o</sup>. 1, p. 22–30, mars 2014.
- [41] A. Fügener, E. W. Hans, R. Kolisch, N. Kortbeek et P. T. Vanberkel, “Master surgery scheduling with consideration of multiple downstream units,” *European Journal of Operational Research*, vol. 239, n<sup>o</sup>. 1, p. 227–236, nov. 2014.
- [42] Y. Marmor, T. Rohleder, D. Cook, T. Huschka et J. Thompson, “Recovery bed planning in cardiovascular surgery : A simulation case study,” *Health care management science*, vol. 16, mars 2013.
- [43] V. Augusto, X. Xie et V. Perdomo, “Operating theatre scheduling with patient recovery in both operating rooms and recovery beds,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 58, n<sup>o</sup>. 2, p. 231–238, mars 2010.
- [44] G. Xiao, W. van Jaarsveld, M. Dong et J. van de Klundert, “Stochastic programming analysis and solutions to schedule overcrowded operating rooms in China,” *Computers & Operations Research*, vol. 74, p. 78–91, oct. 2016.
- [45] A. Ahmed, L. He, C.-a. Chou et M. M. Hamasha, “A prediction-optimization approach to surgery prioritization in operating room scheduling,” *Journal of Industrial and Production Engineering*, vol. 39, n<sup>o</sup>. 5, p. 399–413, juill. 2022.
- [46] J. Bowers, “Balancing operating theatre and bed capacity in a cardiothoracic centre,” *Health care management science*, vol. 16, févr. 2013.

- [47] A. Erekat, G. Servis, S. C. Madathil et M. T. Khasawneh, “Efficient operating room planning using an ensemble learning approach to predict surgery cancellations,” *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, vol. 10, n<sup>o</sup>. 1, p. 18–32, janv. 2020.
- [48] L. Liu, “Leveraging Machine Learning for Pattern Discovery and Decision Optimization on Last-Minute Surgery Cancellation,” Ph.D., 2021, iSBN : 9798358497511.
- [49] B. Zhao, R. S. Waterman, R. D. Urman et R. A. Gabriel, “A Machine Learning Approach to Predicting Case Duration for Robot-Assisted Surgery,” *Journal of Medical Systems*, vol. 43, n<sup>o</sup>. 2, p. 32, janv. 2019.
- [50] N. Markazi-Moghaddam, S. Z. B. Jame et E. Tofghi, “Evaluating patient flow in the operating theater : An exploratory data analysis of length of stay components,” *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 19, p. 100354, janv. 2020.
- [51] M. A. Bartek, R. C. Saxena, S. Solomon, C. T. Fong, L. D. Behara, R. Venigandla, K. Velagapudi, J. D. Lang et B. G. Nair, “Improving Operating Room Efficiency : Machine Learning Approach to Predict Case-Time Duration,” *Journal of the American College of Surgeons*, vol. 229, n<sup>o</sup>. 4, p. 346–354.e3, oct. 2019.
- [52] A. Abbas, J. Mosseri, J. R. Lex, J. Toor, B. Ravi, E. B. Khalil et C. Whyne, “Machine learning using preoperative patient factors can predict duration of surgery and length of stay for total knee arthroplasty,” *International Journal of Medical Informatics*, vol. 158, p. 104670, févr. 2022.
- [53] Y. Wang, Y. Zhang, M. Zhou et J. Tang, “Feature-driven robust surgery scheduling,” *Production and Operations Management*, vol. 32, n<sup>o</sup>. 6, p. 1921–1938, 2023.
- [54] E. Karimi, “Integrative Predictive Support Systems for Hospital’s Resource Planning and Scheduling,” Thèse de doctorat, 2018.
- [55] M. Lombardi, M. Milano et A. Bartolini, “Empirical decision model learning,” *Artificial Intelligence*, vol. 244, p. 343–367, mars 2017.
- [56] N. Spangenberg, C. Augenstein, M. Wilke et B. Franczyk, “An Intelligent and Data-Driven Decision Support Solution for the Online Surgery Scheduling Problem,” dans

- 20th International Conference on Enterprise Information Systems, ICEIS 2018, March 21, 2018 - March 24, 2018*, ser. Lecture Notes in Business Information Processing, vol. 363. Funchal, Portugal : Springer Verlag, 2019, p. 82–103.
- [57] K. S. Nawaz Ripon et J. Henrik Nyman, “Hospital Surgery Scheduling Under Uncertainty Using Multiobjective Evolutionary Algorithms,” ser. Studies in Big Data. Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2020, vol. 66, p. 107–142.
- [58] “Mixed Integer Formulations — Gurobi Machine Learning documentation.” [En ligne]. Disponible : <https://gurobi-machinelearning.readthedocs.io/en/stable/user/mip-models.html>
- [59] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot et Duchesnay, “Scikit-learn : Machine Learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, n°. 85, p. 2825–2830, 2011.