

**Titre:** Ordonnancement de bloc opératoire avec intégration des soins  
Title: intensifs

**Auteur:** Arnaud Augustin  
Author:

**Date:** 2017

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

**Référence:** Augustin, A. (2017). Ordonnancement de bloc opératoire avec intégration des  
Citation: soins intensifs [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal].  
PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/2677/>

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

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/2677/>  
PolyPublie URL:

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

**Programme:** Maîtrise recherche en génie industriel  
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ORDONNANCEMENT DE BLOC OPÉRATOIRE AVEC INTÉGRATION DES SOINS  
INTENSIFS

ARNAUD AUGUSTIN  
DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL  
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION  
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES  
(GÉNIE INDUSTRIEL)  
JUILLET 2017

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

ORDONNANCEMENT DE BLOC OPÉRATOIRE AVEC INTÉGRATION DES SOINS  
INTENSIFS

présenté par : AUGUSTIN Arnaud

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

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

M. EL HALLAOUI Issmaïl, Ph. D., président

M. ROUSSEAU Louis-Martin, Ph. D., membre et directeur de recherche

Mme LAHRICHI Nadia, Ph. D., membre et codirectrice de recherche

M. LODI Andrea, Ph. D., membre et codirecteur de recherche

M. JOUVET Philippe, Ph. D., membre

## REMERCIEMENTS

J'adresse mes remerciements aux personnes qui m'ont aidé dans l'élaboration de ce mémoire.

En premier lieu, je remercie M. Rousseau. En tant que Directeur de mémoire, il m'a guidé dans mon travail et dans ma réflexion. Je remercie également mes codirecteurs M. Lodi et Mme Lahrichi pour le temps qu'ils ont consacré à ce projet autant pour sa réalisation que pour sa correction.

Je remercie aussi M. Juvet, responsable des soins intensifs du CHUSJ, pour sa collaboration et pour m'avoir permis de rentrer en contact simplement avec les ressources humaines de l'hôpital en lien avec ce projet. Je remercie également Mme Laniel et Mme Tsouria pour m'avoir fourni les données nécessaires à mon avancée ainsi que pour leurs avis et leurs critiques concernant les résultats obtenus.

Je souhaite enfin remercier tous les étudiants du laboratoire qui ont participé à l'avancée de mon projet dans les moments importants, parfois grâce à une simple discussion, et je remercie particulièrement Anne-Ségolène pour sa précieuse relecture d'un point de vue extérieur et ses commentaires judicieux.

## RÉSUMÉ

Le projet présenté dans ce mémoire a pour objectif le développement d'un outil d'aide à la décision destiné à l'administration du bloc opératoire du CHUSJ. Cet outil vise à traiter le problème d'ordonnancement des salles d'opération en y intégrant la section des soins intensifs. Cet ordonnancement est effectué avec deux objectifs précis : maximiser le taux d'occupation des salles et prioriser au mieux les patients les plus anciens de la liste d'attente. En effet, si l'on considère que tous les patients sont électifs et que leur état ne présente pas d'urgence, la politique la plus juste est que les patients qui attendent depuis le plus longtemps soient prioritaires. L'intégration des soins intensifs dans notre modèle permet, de plus, d'avoir une meilleure vision sur la section postopératoire et ainsi de fluidifier le trajet de certains patients programmés au bloc opératoire. En effet, la capacité d'accueil aux soins intensifs postopératoires étant limitée, il peut arriver que l'intervention d'un patient y nécessitant une admission soit annulée le jour même si aucun lit n'y est disponible.

Les bénéfices d'un outil d'aide à la décision sont multiples. D'une part, un tel outil permet d'accélérer le processus de mise en place des emplois du temps. En effet, l'ordonnancement étant un problème complexe, sa résolution manuelle peut être fastidieuse et y trouver une solution optimale est quasiment impossible, notamment lorsque les objectifs sont multiples. D'autre part, de nombreuses informations, de natures diverses, peuvent être utiles à la mise en place d'une programmation plus efficace du bloc opératoire et un outil adéquat peut permettre de simplifier leur prise en compte. Ainsi, une telle optimisation de son fonctionnement est bénéfique à la fois pour l'hôpital et pour les patients. L'hôpital y voit un gain économique car la section chirurgicale représente une fraction conséquente de ses revenus et de son budget. Optimiser l'utilisation des ressources disponibles est alors une manière de rentabiliser au mieux ses investissements. Les patients, quant à eux, y obtiennent un gain en qualité de prise en charge. En effet, leur priorisation peut être effectuée plus simplement tout en ayant une utilisation du temps d'intervention disponible proche de l'optimal : les temps d'attente seront alors réduits. De plus, limiter le risque d'annulation des interventions permet de fluidifier leur trajet au sein de l'établissement et de minimiser le stress lié aux interventions. Comprendre le problème des annulations liées à la capacité des soins intensifs et implémenter une solution adaptée constitue alors l'un des principaux défis de ce projet. Un premier modèle simple sera présenté puis deux modèles plus pointus visant à intégrer de l'incertitude et à augmenter notre niveau de décision seront développés. Une troisième extension, intégrant les soins intensifs, sera alors à la base de notre second modèle.

La méthode que nous utiliserons est la programmation mathématique et la résolution avec solveur. Notre fonction objectif visera à maximiser la durée totale d'intervention programmée sur l'horizon considéré en donnant un poids plus important aux interventions des patients les plus anciens. Concernant l'intégration des soins intensifs, nous nous inspirerons des processus de décision Markoviens pour imposer une contrainte sur les probabilités d'annulation quotidiennes. Tous nos modèles seront cependant linéaires.

Les résultats obtenus montrent que notre premier modèle nous permet de prioriser les patients les plus anciens de manière intéressante tout en faisant peu de compromis sur le taux d'occupation des salles. Ce modèle nous fournit une solution proche de la solution optimale très rapidement lorsque nous considérons un horizon de quatre semaines. Cependant, notre modèle ne tenant pas compte des cas urgents et semi-urgents, il pourrait être intéressant de s'en servir pour ne programmer que 75% du temps disponible et, par la suite, de compléter manuellement la programmation pour répondre aux besoins de la réalité. On observe, en procédant de cette manière, que notre modèle permet d'améliorer la sélection des patients en termes de temps d'attente. Ensuite, le modèle prenant en compte l'incertitude vis-à-vis des durées d'intervention montre, lors de simulations, que l'on peut se prémunir contre le risque de retard au quotidien et propose une piste de réflexion concernant son implémentation : les chirurgiens ne donneraient alors plus une estimation de la durée de leurs interventions mais plutôt un intervalle d'incertitude. Le troisième modèle démontre qu'en choisissant de manière optimale les chirurgiens à programmer, les patients les plus anciens pourraient être priorisés encore davantage. Cependant, de nombreuses contraintes opérationnelles ont été omises et devraient être réfléchies pour développer un prototype fonctionnel. Cette partie n'est donc pas centrale dans le projet mais constitue une seconde piste d'approfondissement. Enfin, l'intégration des soins intensifs au modèle permet de répartir les patients au cours du mois de manière à minimiser leur risque d'annulation. Les résultats obtenus nous indiquent que le modèle est alors plus enclin à programmer des patients nécessitant une admission post-opératoire sur la période estivale. Cette observation est cohérente avec les intuitions a priori du personnel présent sur le terrain. La période de mai à octobre est en effet plus propice à l'accueil des patients électifs, les arrivées urgentes étant moins nombreuses.

## ABSTRACT

Our project aims at developing a decision tool for the scheduling of operating rooms at the administrative level of the hospital. Ultimately, this tool's objective is to optimize the use of available resources of the hospital while prioritizing the interventions on patients who have been waiting for the longest time. Above consideration of the operating block, our model integrates the intensive care unit. This allows us to have a better vision of the postoperative part of the patient care and, thus, to fluidify it within the hospital. Indeed, not taking this part into account may lead to the cancellation of some interventions since a patient needing to be admitted in the ICU cannot be operated on unless a bed is made available to him.

A decision tool is useful for several reasons. Firstly, it accelerates the schedule generating process. This is interesting since the scheduling task is a very complex one and that, having several objectives, makes it almost impossible to reach an optimal solution by hand. Secondly, taking more information into account -such as some patients' characteristics or staff availabilities- is useful and a fine-tuned decision tool may allow us to do so more easily and efficiently. This has a positive impact on both the hospital and the patients. Indeed, optimizing the processes of such a costly section of the hospital in order to make a better use of the available resources may represent substantial savings for the hospital, and a valuable improvement in the quality of care of the patients, whose main concern is their waiting time. Furthermore, reducing the cancellation risk and sharing its occurrence probability with the patients might in turn diminish the stress incurred by the intervention. Thus, one of our main challenges is to study the intensive care unit activity in order to implement a well suited solution. Firstly, we will present a basic model and, secondly, we will explore two ways of improving it : integrating the uncertainty in the durations of the interventions and upgrading our level of decision by choosing which surgeon to schedule instead of respecting the constraints already imposed by the hospital.

Our main modelling method is programming 0-1, i.e. with binary variables. The objective function of our program aims at maximizing the total duration of interventions scheduled and will give a more important weight to the patients who have been waiting the longest time. Our method to integrate the intensive care unit is inspired from a Markovian Decision Process and the idea is to impose an upper bound on the daily probabilities of cancellation. All the models used in this project are linear.

The obtained results show it is possible to prioritize the patients in an interesting way with a minimal decrease in rooms occupation rates. Indeed, we observe that an improvement concerning the selection of patients can be made: the patients selected with our solution were waiting for a longer time in average than those selected by the hospital. This model yields a rapid, near optimal solution but does not take the urgent and semi-urgent cases into account. Thus, in order for our tool; to be useful to the hospital, a solution might be to book only 75% of the time available with it so that the other 25% are left to be completed by hand with more urgent cases or according to the preferences of the surgeons. The model that takes the uncertainty of the durations of intervention into account shows promising results in terms of preventing rooms from going overtime. Moreover, letting our program decide which surgeon to schedule is also interesting in the sense that it allows us to enhance prioritization of returning patients. However, this model would require further operational constraints to be fully and accurately implemented by the hospital. Last but not least, the results concerning the postoperative section show that our model schedules more patients who need an admission in the intensive care unit during the summer period. This goes in line with the observations made a priori by the staff working in the unit.

## TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS . . . . .	iii
RÉSUMÉ . . . . .	iv
ABSTRACT . . . . .	vi
TABLE DES MATIÈRES . . . . .	viii
LISTE DES TABLEAUX . . . . .	x
LISTE DES FIGURES . . . . .	xi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS . . . . .	xii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION . . . . .	1
CHAPITRE 2 CONTEXTE ET REVUE DE LITTÉRATURE . . . . .	4
2.1 Définitions et concepts de base . . . . .	4
2.1.1 Définitions de certains termes spécifiques . . . . .	4
2.1.2 Trajets possibles des patients . . . . .	4
2.1.3 Méthode de planification usuelle d'un bloc opératoire . . . . .	6
2.1.4 L'incertitude dans le milieu médical . . . . .	8
2.1.5 Le service de soins intensifs . . . . .	8
2.2 Revue de littérature . . . . .	9
2.2.1 Les différents niveaux d'ordonnancement . . . . .	10
2.2.2 Les caractéristiques de notre modèle . . . . .	13
2.2.3 La gestion des soins intensifs postopératoires . . . . .	16
CHAPITRE 3 ANALYSE DES DONNÉES DU CHU SAINTE-JUSTINE . . . . .	19
3.1 Le bloc opératoire . . . . .	19
3.1.1 Caractéristiques du service de chirurgie . . . . .	19
3.1.2 Analyse de l'attente pour une intervention . . . . .	20
3.1.3 Distribution des priorités opératoires . . . . .	21
3.1.4 Interventions et utilisation des salles . . . . .	22
3.2 Les Soins Intensifs Postopératoires . . . . .	25
3.2.1 Les patients en attente . . . . .	25

3.2.2	Les annulations . . . . .	25
3.2.3	Les admissions aux SIP . . . . .	30
3.2.4	Les infirmières, ressource limitante des SIP . . . . .	36
CHAPITRE 4	PLANIFICATION DU BLOC OPÉRATOIRE . . . . .	40
4.1	Modèle de base : déterministe au niveau opérationnel . . . . .	40
4.1.1	Modèle mathématique . . . . .	41
4.2	Deux pistes d'extension envisageables . . . . .	43
4.2.1	Modèle déterministe avec affectation des chirurgiens . . . . .	43
4.2.2	Robustification du modèle vis-à-vis des durées d'intervention . . . . .	44
CHAPITRE 5	ANTICIPATION DES ANNULATIONS EN SOINS INTENSIFS . . . . .	49
5.1	Idée générale . . . . .	49
5.2	Présentation de la solution . . . . .	50
5.2.1	Introduction simple avec un nœud du réseau . . . . .	50
5.2.2	Illustration du réseau généralisé . . . . .	52
5.2.3	Modélisation complète du réseau . . . . .	54
5.3	Intégration des nouvelles contraintes dans le modèle de base . . . . .	56
CHAPITRE 6	RÉSULTATS ET ANALYSES . . . . .	58
6.1	Traitement des données de l'hôpital . . . . .	58
6.2	Résolution des modèles . . . . .	59
6.2.1	Modèle déterministe au niveau opérationnel . . . . .	59
6.2.2	Modèle robuste vis-à-vis des durées des interventions . . . . .	64
6.2.3	Modèle déterministe avec affectation des chirurgiens . . . . .	66
6.3	Adaptation du modèle en un outil utile pour l'administration . . . . .	68
6.3.1	Méthodologie . . . . .	68
6.3.2	Comparaisons des métriques avec le CHUSJ . . . . .	69
CHAPITRE 7	CONCLUSION . . . . .	71
RÉFÉRENCES	. . . . .	75

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Exemple de MSS (une semaine) . . . . .	7
Tableau 3.1	Patients nécessitant les soins intensifs postopératoires . . . . .	25
Tableau 3.2	Données par année . . . . .	26
Tableau 3.3	Données du 06/04/2004 au 13/02/2017 agrégées par période . . . . .	28
Tableau 4.1	Paramètres et variables des modèles . . . . .	41
Tableau 6.1	Valeurs des métriques (Instance 1) . . . . .	60
Tableau 6.2	Valeurs des métriques (Instance 2) . . . . .	61
Tableau 6.3	Demandes quotidiennes de soins intensifs en fonction de la saison . . . . .	63
Tableau 6.4	Comparaison des résultats des modèles robuste et déterministe * . . . . .	65
Tableau 6.5	Pourcentage de contraintes violées par les modèles déterministe et robuste . . . . .	66
Tableau 6.6	Métriques sans/avec affectation des chirurgiens . . . . .	67
Tableau 6.7	Comparaison des métriques . . . . .	69

## LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Trajets possibles des patients . . . . .	6
Figure 3.1	Répartition des chirurgiens et des interventions par spécialité . . . . .	20
Figure 3.3	Distribution du temps d'intervention dans la grille opératoire . . . . .	21
Figure 3.2	Nombre de patients en attente et attente moyenne . . . . .	22
Figure 3.4	Distribution des durées réelles de deux types d'intervention . . . . .	23
Figure 3.5	Heures de début et de fin d'utilisation des salles d'opération . . . . .	24
Figure 3.6	Besoin en soins intensifs des patients électifs . . . . .	25
Figure 3.7	Rapport entre le nombre de chirurgies reportées et prévues . . . . .	27
Figure 3.8	Demandes et report moyens sur 2 et 3 périodes . . . . .	29
Figure 3.9	Nombre de patients présents aux soins intensifs : Avr. 2014 - Fév. 2017	30
Figure 3.10	Nombre moyens de patients présents aux SIP en fonction du jour de la semaine . . . . .	31
Figure 3.11	Nombre d'admissions électives mensuelles aux soins intensifs (2012-2017)	32
Figure 3.12	Arrivées électives et non-électives aux SIP (2012 - 2017) . . . . .	33
Figure 3.13	Tendances globale et annuelle des arrivées urgentes . . . . .	34
Figure 3.14	Distribution du nombre d'arrivées urgentes quotidiennes aux SIP . . .	35
Figure 3.15	Nombre moyen de sorties par jour de la semaine . . . . .	36
Figure 3.16	Nombre moyen d'infirmières provenant de l'équipe volante par jour de la semaine . . . . .	37
Figure 3.17	Nombre moyen d'infirmières supplémentaires souhaitées par les SIP .	38
Figure 5.1	Exemple d'un nœud du processus décisionnel de Markov . . . . .	51

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CHUSJ	Centre Hospitalier Universitaire Sainte-Justine
ICU	Intensive Care Unit
MSS	Master Surgery Schedule
SIP	Soins Intensifs Postopératoires

## CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Dans un hôpital, la gestion du bloc représente un enjeu important à la fois pour les patients et pour l'établissement. D'une part, cette section joue un rôle conséquent dans la vie des patients ayant à subir une chirurgie puisqu'une telle intervention n'est pas anodine et peut occuper une place centrale dans la vie de chaque citoyen à tout instant de leur vie. D'autre part, elle est liée à plusieurs services en amont et en aval et représente une fraction importante du budget de l'hôpital. Ainsi, en optimiser le fonctionnement peut être synonyme d'un bénéfice important pour les patients dont la qualité de prise en charge est améliorée et pour l'hôpital en termes d'économie. Dans ce projet, nous allons étudier le cas de la planification du bloc du Centre Hospitalier Universitaire Sainte-Justine (CHUSJ) en y intégrant la section des soins intensifs dans le but d'optimiser l'utilisation des ressources disponibles et de fluidifier le trajet des patients pris en charge.

Plusieurs éléments font de l'ordonnancement de bloc opératoire une problématique intéressante pour le domaine de la recherche opérationnelle. Tout d'abord, plusieurs contraintes sont à envisager : prioriser les patients les plus anciens, maximiser le taux d'occupation des salles et tenir compte des contraintes de ressources des sections en aval. Ensuite, l'incertitude est un élément inhérent au milieu médical à plusieurs niveaux. En effet, les durées d'intervention, par exemple, sont incertaines. Lors de la mise en place de la programmation des salles d'opération, les durées utilisées sont des estimations fournies par les chirurgiens et non les durées réelles d'intervention, qui ne sont pas connues à l'avance. Si certaines interventions durent plus de temps que prévu, cela peut entraîner des retards alors synonymes d'annulations éventuelles et de coûts supplémentaires pour l'hôpital. De plus, les aléas sur les demandes (patients urgents) ou sur l'offre (infirmière absente) de soins sont d'autant plus de facteurs pouvant perturber le bon fonctionnement quotidien de la section chirurgicale.

À l'heure actuelle, toutes les décisions présentées ci-avant sont prises par des personnes compétentes s'appuyant en grande partie sur leur expérience. Cependant, effectuer ce travail manuellement de manière optimale est très compliqué pour les raisons évoquées précédemment. Ainsi, tirer profit des différentes sources d'information pour résoudre un problème à plusieurs objectifs devient délicat. C'est la raison pour laquelle nous nous proposons de développer un outil d'aide à la décision adéquat. Cet outil nécessitera cependant des ajustements et une validation manuels. En particulier dans le milieu médical, laisser un système automa-

tisé prendre seul des décisions paraît pour le moment très compliqué tant l’aspect éthique et la prise en compte de la réalité du terrain y jouent un rôle crucial.

Pour effectuer ce travail, nous modéliserons notre problème à l’aide d’un programme mathématiques composé de variables binaires. L’intégration des soins intensifs sera inspiré des processus décisionnels de Markov dans le but de quantifier le risque d’annulation et d’y imposer une borne supérieure.

Les résultats obtenus montrent que notre premier modèle nous permet de mieux prioriser les patients les plus anciens tout en faisant peu de compromis sur le taux d’occupation des salles sur un horizon de quatre semaines. Notre second modèle prenant en compte l’incertitude vis-à-vis des durées d’intervention démontre, grâce à des simulations, que l’on peut se prémunir contre le risque de retard au quotidien. Cela impliquerait alors que les chirurgiens ne donnent plus une estimation de la durée de leurs interventions mais plutôt un intervalle d’incertitude. Enfin, l’intégration des soins intensifs au modèle permet de répartir les patients au cours du mois de manière à minimiser leur risque d’annulation. Les résultats obtenus montrent que le modèle est alors plus enclin à programmer des patients nécessitant une admission postopératoire sur la période estivale, confirmant ainsi les observations faites a priori.

L’objectif de ce travail de recherche est de plusieurs natures. Il vise principalement à accélérer le processus de mise en place des emplois du temps tout en cherchant à avoir une meilleure prise en compte des contraintes imposées par l’unité de soins intensifs en aval des salles d’opérations. Lors de ce projet, il sera donc important d’aller comprendre les défis et contraintes auxquels sont exposés les membres du personnel lors des prises de décision. Les incertitudes que nous considérerons seront celles affectant les durées des interventions et la capacité d’accueil aux soins intensifs. Le but de ce projet est, d’une part, de fournir un outil utile et fonctionnel à l’administration en charge de l’ordonnancement du bloc opératoire et, d’autre part, de présenter des pistes de réflexion concernant les problématiques pour lesquelles la recherche opérationnelle pourrait avoir une valeur ajoutée pour l’hôpital. Prendre des décisions plus rapides et plus informées constitue en effet un défi important face à la demande croissante de soins.

Ce mémoire aura la structure suivante : dans le chapitre 2, nous présenterons une revue de littérature traitant des différents axes de notre projet. Le chapitre 3 consistera en une étude du cas de l’hôpital Sainte-Justine et présentera des chiffres permettant de mieux apprécier les

ordres de grandeur des sections de l'hôpital liées à ce projet. Le chapitre 4 présentera la modélisation du bloc opératoire sans tenir compte des contraintes postopératoires imposées par les soins intensifs. Le chapitre 5 introduira la modélisation choisie concernant les contraintes postopératoires et les intégrera dans le modèle initial présenté au chapitre 4 et les résultats obtenus seront présentés et analysés dans le chapitre 6. Enfin, la conclusion de ce projet sera exposée dans le chapitre 7.

## CHAPITRE 2 CONTEXTE ET REVUE DE LITTÉRATURE

Actuellement, de nombreux hôpitaux ou établissements de santé font appel à des méthodes de recherche opérationnelle pour optimiser leur fonctionnement (comme, par exemple, pour la confection d’horaires ou pour les tournées de véhicules de transport de patients). Comme mentionné en introduction, ce projet vise à optimiser le fonctionnement des blocs opératoires de l’hôpital Sainte-Justine. Avant de présenter la littérature en lien avec notre projet, nous contextualiserons davantage notre travail. Pour cela, nous définirons certains termes spécifiques à la section chirurgicale puis nous introduirons les concepts de base inhérents à notre problématique.

### 2.1 Définitions et concepts de base

#### 2.1.1 Définitions de certains termes spécifiques

**Département :** le département de chirurgie est constitué de plusieurs services. Chacun d’eux est constitué d’une équipe de chirurgiens d’une même spécialité et d’un chef de service.

**Opera :** logiciel actuel de gestion des emplois du temps du CHUSJ. Aucune optimisation automatique n’est effectuée lors de la programmation des blocs opératoires. Ce logiciel permet également, entre autres, de conserver un historique des interventions effectuées.

**Priorité opératoire :** une priorité opératoire est un créneau pendant lequel des interventions chirurgicales peuvent être effectuées. Une priorité opératoire peut être affectée au département d’une certaine spécialité qui y répartira ses chirurgiens. Ce créneau d’intervention est d’une longueur d’une journée ou, parfois, d’une demi-journée.

**Grille opératoire :** la grille opératoire est la grille récapitulative de l’affectation des différentes spécialités aux créneaux d’intervention disponibles pendant le mois.

#### 2.1.2 Trajets possibles des patients

Le fonctionnement d’un hôpital repose sur un ensemble de salles, composé des ressources limitées, à travers lequel circule le patient en fonction de ses besoins. Si l’on considère le bloc opératoire comme étant une partie d’un système, les ressources incluent des salles d’opérations

mais aussi des salles d'hospitalisation en amont et des salles de réveil et de soins intensifs en aval. Dans cette sous-section, nous présentons les trajets possibles des différents types de patient. Avoir une bonne vision de ces différentes possibilités est important étant donné qu'une des motivations de ce projet est de fluidifier le parcours du patient au sein de l'hôpital afin d'avoir un impact direct sur sa qualité de prise en charge. Les éléments qui altèrent la fluidité de ce trajet sont principalement les retards et les annulations.

### **Les patients électifs**

Les patients électifs, présents dans la liste d'attente, sont les patients qu'il est possible de programmer. Informés de leur date d'intervention entre une semaine et un mois à l'avance, ces patients ont deux possibilités lors de leur admission. Certains patients doivent être admis un jour avant leur intervention alors que d'autres sont admis le matin même. Ensuite, au moment venu, les patients sont installés dans la salle d'opération leur étant réservée dans l'emploi du temps et le chirurgien peut procéder à l'intervention. Après l'intervention, la majorité des patients sont admis dans la salle de réveil afin de se remettre de l'anesthésie. Certains patients, quant à eux, seront admis dans l'unité de soins intensifs si leur état l'exige. Pour la plupart des patients de ce second type, le besoin d'admission en soins intensifs est connu avant l'opération. Pour les autres, il se peut que la décision d'admission postopératoire soit décidée au cours de l'intervention au vu de l'évolution de leur état de santé. Ainsi, un patient électif au bloc opératoire peut devenir une urgence en ce qui concerne l'unité de soins intensifs mais ces cas se font rares.

### **Les patients urgents**

Les patients urgents, à l'inverse des patients électifs, ne sont pas programmables et sont source d'aléas à la fois dans la programmation du bloc et dans les ressources disponibles aux soins intensifs. En effet, certains patients urgents ont besoin d'une intervention au bloc opératoire puis d'un passage en salle de réveil ou aux soins intensifs alors que d'autres doivent être admis immédiatement en soins intensifs.

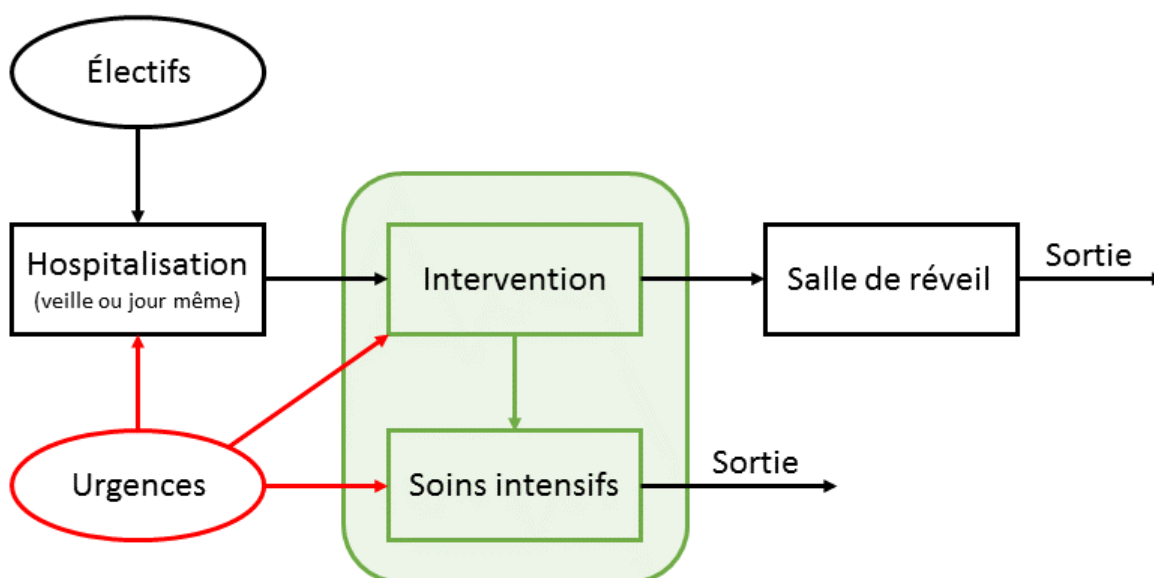


Figure 2.1 Trajets possibles des patients

La figure 2.1 est une schématisation des trajets possibles des patients. La zone colorée en vert est la section de l'hôpital sur laquelle nous nous focaliserons lors de ce projet. Nous observons que les urgences sont une source d'aléas à plusieurs niveaux de l'établissement.

### 2.1.3 Méthode de planification usuelle d'un bloc opératoire

Au CHUSJ, le processus actuel de mise en place des emplois du temps se compose, comme dans la grande majorité des institutions, des niveaux stratégique, tactique et opérationnel. Ces trois étapes constituant la mise en place de la programmation du bloc opératoire sont interdépendantes et correspondent respectivement à une planification à long terme, à moyen terme et à court terme (Cardoen *et al.* (2010)). Bien que l'organisation puisse différer légèrement suivant les hôpitaux étudiés, en voici la description la plus commune :

#### Niveau stratégique

Le niveau stratégique consiste à déterminer le temps d'intervention total disponible sur l'année et son pourcentage alloué à chaque spécialité. Le nombre de priorités accordées dans le mois sont limitées principalement par le nombre d'anesthésistes disponibles. D'autres facteurs, comme la longueur des listes d'attente ou encore les délais d'attente des patients des différentes spécialités, peuvent aussi être pris en compte. Cependant, nous n'entrerons pas davantage dans les détails concernant les décisions à ce niveau. En effet, nous nous intéres-

serons plus particulièrement aux niveaux tactique et opérationnel et considérerons que les décisions du niveau stratégique ont déjà été prises.

## Niveau tactique

Le niveau **tactique** consiste à répartir les priorités opératoires définies au niveau stratégique sur le mois. Comme nous l'observerons dans la section 2.2, cette répartition est une opportunité pour répartir au mieux l'utilisation des ressources. Le canevas des spécialités alors obtenu est mensuel et seules de légères modifications y sont apportées au cours de l'année. Cette première "couche" de l'emploi du temps se répète chaque mois de manière quasi systématique. La figure 2.1 illustre le concept de Master Surgery Schedule (MSS) :

Tableau 2.1 Exemple de MSS (une semaine)

	Lundi	Mardi	Mercredi	Jeudi	Vendredi
Salle 1	Chir. Orthopédique	Chir. Orthopédique		Ophtalmologie	
Salle 2		Ophtalmologie	Chir. Générale		Chir. Générale
Salle 3	Chir. Plastie	Chir. Générale		Chir. Plastie	Ophtalmologie

## Niveau opérationnel

Le niveau **opérationnel** comprend en général deux phases. La première consiste à décider quel chirurgien sera affecté à chaque créneau. Cette décision est prise indépendamment par chaque chef de service et ces derniers sont tenus d'en aviser l'administration environ un mois à l'avance. Cette affectation, laissée aux soins de chaque département, tient compte des disponibilités des chirurgiens et, probablement, comme au niveau stratégique, de la longueur et des délais d'attente des patients dans leurs listes respectives. En effet, les chirurgiens possèdent souvent leur propre liste d'attente. Cependant, il est aussi important que la répartition des priorités opératoires soit équitable et que les temps d'intervention alloués à chaque chirurgien soient équilibrés. La seconde phase consiste enfin à décider d'un jour d'intervention pour les patients en attente. Lors de cette décision, le but est de prioriser les patients les plus anciens de la liste et ceux considérés par le chirurgien comme semi-urgents, tout en maximisant l'utilisation des salles. Lors de cette phase, au CHUSJ, environ 50% de la programmation doit être effectuée un mois à l'avance, 75% une semaine à l'avance et 100% trois jours à l'avance.

### 2.1.4 L'incertitude dans le milieu médical

L'incertitude est un élément inhérent au milieu médical à plusieurs niveaux. De ce fait, c'est une des motivations principales de ce projet qui consiste en le développement d'un outil d'aide à la décision. Pour ce faire, plusieurs sources d'aléas sont à prendre en compte dont les durées d'intervention, l'admission de patients urgents et les ressources humaines de l'hôpital. Tout d'abord, les durées d'intervention sont incertaines. Lors de la mise en place de la programmation des salles d'opération, les durées utilisées sont des estimations fournies par les chirurgiens et non les durées réelles d'intervention, qui ne sont pas connues à l'avance. En effet, si certaines interventions durent plus de temps que prévu, cela peut entraîner des retards importants synonymes d'annulations éventuelles et de coûts supplémentaires pour l'hôpital. Ensuite, les patients urgents peuvent avoir un impact à la fois sur les emplois du temps, car ils constituent une priorité, et sur les ressources de l'hôpital. Enfin, les ressources humaines sont également sujettes à des aléas. Cette dernière source d'incertitude peut être la conséquence d'une baisse de ressources de l'hôpital (absence d'une infirmière, indisponibilité d'un chirurgien) ou d'une augmentation de la demande (patients urgents).

Comme indiqué sur le schéma 2.1, nous nous focaliserons, dans le cadre de ce projet, sur la programmation du bloc opératoire en tenant compte des contraintes de ressources imposées par l'accueil en soins intensifs en aval. Nous serons donc amenés à considérer certains aléas touchant les blocs opératoires et l'unité de soins intensifs. Ces aléas sont la pierre d'achoppement de toute automatiser en milieu médical et sont donc des points sur lesquels il est important de porter notre attention. Une analyse pertinente des données historiques disponibles peut alors permettre de mieux les anticiper et de se prémunir contre certains risques. Cette capacité d'anticipation représente alors une véritable valeur ajoutée aussi bien pour le patient que pour l'hôpital.

### 2.1.5 Le service de soins intensifs

Nous avons vu, dans la sous-section précédente, qu'un choix des patients à programmer est effectué au niveau opérationnel. Environ 75% des patients programmés dans les 30 jours à venir proviennent de la liste d'attente disponible et environ 25% des patients, que nous appellerons cas urgents ou semi-urgents, sont des patients nécessitant une intervention dans un délai inférieur à un mois. Pour les patients électifs, choisis dans la liste d'attente, l'information principale à prendre en compte est leur délai d'attente. Dans certains cas, le chirurgien décide aussi de certains patients à programmer. Cependant, la prise en compte d'autres in-

formations concernant les patients pourrait être intéressante et, en particulier, le besoin de soins intensifs pour les cas électifs. En effet, la capacité d'accueil aux Soins Intensifs Postopératoires (SIP) est limitée et dans le cas où trop de patients nécessitant une admission postopératoire, comparativement à la capacité d'accueil aux SIP, sont programmés le même jour, le service des Soins Intensifs Postopératoires (SIP) contacte le chef du bloc opératoire pour lui indiquer que tous les patients programmés ne pourront pas être admis et qu'il faudra en annuler certains. Cette annulation intervient alors à 8h30 le matin du jour de l'intervention et représente à la fois un désagrément certain pour le patient et une utilisation sous-optimale du temps opératoire dans le cas où ce patient n'est pas remplacé dans la salle d'opération. Au vu des données présentées dans la section 3, il semblerait que le processus de programmation actuel, sans vision sur les contraintes en aval du bloc opératoire, mène à un nombre trop élevé d'annulations. De plus, il semble difficile de tenir compte de cette contrainte à cause de l'incertitude concernant la capacité d'accueil aux SIP. En effet, comme indiqué dans la section 3.2, cette capacité est déterminée à la fois par les patients déjà présents dans l'unité, et par le nombre d'infirmières disponibles. Les patients urgents et les fluctuations parfois imprévisibles des ressources humaines complexifient alors beaucoup les prévisions concernant le nombre de places disponibles. Étudier les données historiques du service de soins intensifs pourrait ainsi nous apporter des solutions pour répartir au mieux ce type de patients au fil des semaines afin de minimiser le risque d'annulation ou, tout au moins, de mieux le quantifier.

## 2.2 Revue de littérature

Dans ce projet, nous nous focaliserons sur les aspects importants de la réalité quotidienne de l'hôpital et nous confirmerons l'applicabilité de notre méthode comme réponse à la problématique posée. Nous évaluerons également les implications qu'a notre méthode de planification sur l'hôpital par rapport aux méthodes actuelles. L'ordonnancement des blocs opératoires ayant suscité un fort intérêt ces quinze dernières années, nous nous sommes appuyés sur Samudra *et al.* (2016) et Guerriero et Guido (2011) afin d'avoir un bon aperçu de la littérature. La sélection des articles a consisté à sélectionner les articles ayant un axe commun avec notre projet. À cet effet, nous avons divisé les grands axes de notre projet en trois sections. Dans la première section, nous aborderons la littérature en distinguant les articles traitant du niveau tactique de ceux traitant du niveau opérationnel de l'ordonnancement. Ces niveaux ont été introduits précédemment dans la section 2.1.3. Dans la seconde partie, nous aborderons deux caractéristiques de notre modélisation : la priorisation des patients de la liste d'attente et la prise en compte de l'incertitude liée aux durées des interventions. Enfin, dans la troisième

et dernière partie, nous nous focaliserons sur la littérature prenant en compte la contrainte postopératoire que représentent les ressources de lits en soins intensifs.

### 2.2.1 Les différents niveaux d'ordonnancement

#### Niveau tactique

Le MSS est, dans la majorité des cas, mensuel, à quelques ajustements près. Ce dernier doit être reconstruit lorsque des changements sont effectués au niveau tactique (ajout ou suppression de temps total d'intervention, modification de la répartition du temps opératoire entre les spécialités etc.). Wachtel et Dexter (2008) examinent de quelle manière effectuer ce choix en tenant compte de la spécialité qui a le plus fort potentiel sans nécessiter trop de ressources postopératoires supplémentaires.

Cet emploi du temps préliminaire résulte de négociations entre plusieurs partis (chirurgiens et chefs de service des différents départements, infirmières) et peut également être lié aux événements saisonniers. Van Oostrum *et al.* (2010) discutent de l'intérêt pour les équipes de soin et les gestionnaires d'adopter un MSS tandis que Beliën *et al.* (2006) développent une visualisation de l'impact du MSS sur les ressources limitées de l'hôpital. Beliën et Demeulemeester (2007), Fei *et al.* (2006), Fei *et al.* (2006), Vanberkel *et al.* (2011), Santibáñez *et al.* (2007) montrent qu'il est souvent possible de réduire l'utilisation de lits de réveil, pour un flux de patients égal, en optimisant le MSS. van Oostrum *et al.* (2008) modélisent les parties périopératoire et postopératoire à l'aide d'un programme mathématiques afin de niveler la demande de lits de réveil et de lits de soins intensifs. Adan *et al.* (2009) traitent également du niveau tactique de la planification et cherchent à atteindre un nombre cible de patients opérés tout en minimisant l'utilisation des ressources postopératoires.

La construction de ce MSS peut cependant être abordée de plusieurs points de vue tant il impacte différents départements de l'hôpital. En effet, le coût des ressources humaines induit par l'emploi du temps ou la répartition des horaires de travail des chirurgiens sont des exemples d'orientations possibles concernant les axes de recherche. Beliën et Demeulemeester (2008) démontrent qu'intégrer les infirmières et le bloc opératoire lors de cette phase peut permettre de réduire les coûts de manière importante. Enfin, Beliën *et al.* (2009) présentent un programme linéaire en nombres entiers multiobjectif. Ce dernier vise, entre autres, à niveler l'occupation des lits en produisant un MSS simple et répétitif.

Nous avons donc vu qu’au niveau tactique, plusieurs approches ont déjà été menées en termes d’objectifs et de contraintes. Concernant les objectifs, on peut relever la minimisation des coûts, la maximisation de l’utilisation des salles d’opération, le nivellement du besoin en lits de réveil et de soins intensifs ou encore une valeur cible (nombre de patients à opérer etc.). Une grande partie de la littérature vise, à ce niveau de programmation, à minimiser l’utilisation des ressources. Concernant les contraintes, elles concernent principalement, outre les décisions prises au niveau stratégique, les ressources humaines (chirurgiens, infirmières) et les ressources matérielles (équipement d’intervention, lits de réveil et de soins intensifs). Ce niveau d’ordonnancement n’est pas traité dans notre projet mais cette présentation de la littérature nous permet d’avoir une meilleure vision des problématiques y étant liées.

## Niveau opérationnel

Plusieurs décisions peuvent être à prendre lors de cette phase dont, entre autres, le choix du jour d’intervention des patients et leur ordre de passage (étape de séquençage) au cours de la journée. Alors que certains auteurs se sont attachés à traiter les deux phases, d’autres n’ont focalisé leur attention que sur l’une des deux. Dans notre projet, nous ne traiterons que la première, à savoir la décision du jour d’intervention des patients, aussi appelé ordonnancement avancé. Nous préciserons donc dans cette revue de littérature la cible des différents articles. De plus, deux approches sont également possibles concernant la temporalité de l’ordonnancement : l’ordonnancement hors-ligne et l’ordonnancement en ligne. Le premier type vise, à un instant donné, à programmer les patients sur un horizon fini. Le second type vise à ordonnancer les patients au fur et à mesure que l’emploi du temps est effectué afin de le ré-optimiser en fonction des nouveaux patients plus urgents à programmer. Nous ne traiterons ici que de l’ordonnancement hors-ligne.

Tout d’abord, concernant la littérature traitant des deux décisions (jour d’intervention et séquençage), deux approches sont possibles. Guinet et Chaabane (2003) divisent par exemple le problème en deux étapes. D’une part, l’affectation des patients aux différents jours de l’horizon en tenant compte de différentes caractéristiques (temps d’attente du patient, durée de l’intervention, matériel nécessaire etc.). Ensuite, les patients sont séquencés tout au long de la journée afin de répartir au mieux l’utilisation des ressources. De même, Fei *et al.* (2006) divisent le problème en deux étapes et minimise les coûts liés au dépassement d’horaire à l’aide d’un programme mathématiques binaire. De manière différente, Roland *et al.* (2006) et Roland *et al.* (2010) optimisent les deux étapes simultanément et approchent la solution optimale grâce à des méthodes heuristiques.

Concernant l'ordonnancement avancé, comme au niveau tactique, plusieurs types d'objectifs et de contraintes peuvent être considérés. Ogulata et Erol (2003) ont pour objectif de maximiser l'utilisation des salles d'intervention et de répartir équitablement le temps d'intervention entre différents groupes de chirurgiens tout en priorisant les patients les plus anciens de la liste d'attente. Pour ce faire, ils divisent le problème en trois étapes que sont la sélection des patients, leur affectation aux groupes de chirurgiens et leur ordonnancement avancé. Les contraintes concernent les ressources humaines et matérielles de l'hôpital. D'autres objectifs peuvent être envisagés comme la minimisation des coûts pour l'hôpital liés au temps supplémentaire en fin de journée (Fei *et al.* (2008)). Molina et Framinan (2009) considèrent un objectif visant à maximiser la qualité de soins des patients sujet à des contraintes de ressources temporelles et matérielles. La qualité de soins est alors définie en fonction de la gravité clinique du patient et de sa date d'intervention. Certains articles prennent en compte d'autres critères comme le délai entre deux interventions, le temps de nettoyage après les interventions ou encore certaines contraintes postopératoires. Le temps de nettoyage et la prise en compte des lits de réveil sont pris en compte dans Perdomo *et al.* (2006) et les auteurs démontrent qu'ils obtiennent une solution proche de la solution optimale en effectuant une relaxation Lagrangienne. Augusto *et al.* (2008) intègrent le transport entre le lit d'hospitalisation et la salle d'opération à l'article précédent. Enfin, toujours en se basant sur Augusto *et al.* (2008), Augusto *et al.* (2010) étudient l'intérêt potentiel de laisser le patient se réveiller dans la salle d'opération lorsque la salle de réveil ne peut pas l'accueillir. L'article démontre que, pour les hôpitaux où la salle de réveil est surchargée, cette méthode peut apporter un bénéfice non-négligeable.

Enfin, intéressons-nous à la littérature concernant le séquençage des patients. Même si cette phase n'est pas en lien direct avec notre projet, cela peut donner naissance à des pistes d'améliorations futures et mettre en lumière son intérêt. L'objectif de ce séquençage peut avoir différentes orientations. Trois objectifs à l'orientation différente seraient, par exemple, minimiser le risque de temps supplémentaire en cas de durées d'intervention stochastiques (se référer à 2.2.2), prioriser des patients selon certaines de leur caractéristiques ou respecter certaines contraintes préopératoires, périopératoires et postopératoires. Concernant les contraintes, elles peuvent être de nature diverses. D'une part, il peut s'agir, comme nous l'avons vu précédemment de bien répartir l'utilisation de matériel chirurgical. Ensuite, le séquençage peut aussi permettre de bien équilibrer le travail des infirmières travaillant en amont et en aval de la salle d'opération. En effet, le fait de limiter le nombre d'interventions débutant ou se terminant au même moment peut permettre de limiter les pics de demande

trop intenses. Enfin, certaines contraintes peuvent inclure les trajets des patients entre l'hôpital et les résidences des patients par exemple. Cardoen *et al.* (2009) définissent une fonction objectif cherchant à optimiser plusieurs de ces critères en y associant des poids traduisant leur importance. Hsu *et al.* (2003), quant à eux, cherchent à minimiser le temps total de complétion pour un nombre de patients donné à opérer ainsi que le nombre d'infirmières nécessaires en salle de réveil. La première étape consiste à déterminer le nombre d'infirmières minimal permettant de ne pas dépasser un certain horaire de réveil et la seconde consiste, une fois fixé le nombre d'infirmières, à minimiser le temps total de complétion.

Nous avons donc parcouru les objectifs et contraintes courantes concernant le niveau opérationnel. Encore une fois, nous pouvons observer que les objectifs peuvent être plus sensibles aux intérêts économiques (e.g. limiter le risque de dépassement pour le personnel), aux intérêts du personnel (e.g. horaires équilibrés) ou à ceux des patients (e.g. réduire le temps d'attente, prioriser certains patients). Les contraintes concernent les ressources humaines et matérielles mais peuvent aussi inclure des caractéristiques supplémentaires comme, par exemple, la disponibilité des chirurgiens (Jebali *et al.* (2006)).

### **2.2.2 Les caractéristiques de notre modèle**

#### **Priorisation des patients de la liste d'attente**

Lors de la résolution du modèle, une étape importante, comme nous l'avons vu, est l'objectif visé. Depuis 2010, les articles ayant un objectif qualitatif ont connu un essor important (Samudra *et al.* (2016)). Ces derniers cherchent à prioriser les patients en fonction de différents critères comme leur état de santé ou leur temps d'attente. En d'autres termes, la recherche opérationnelle a davantage orienté sa vision vers la qualité de prise en charge des patients et la valeur ajoutée apportée à ces derniers. Cependant, les contraintes de l'hôpital et l'aspect économique du bloc opératoire ne peuvent être négligés. De nombreux auteurs ont alors cherché à regrouper ces objectifs grâce à une combinaison linéaire pondérée de ces derniers. Focalisons-nous alors sur la littérature visant à prioriser certains patients. Testi *et al.* (2008) développent une mesure permettant de prendre en compte à la fois l'urgence du patient et sa priorité. Cette mesure est une formule complexe faisant intervenir certaines caractéristiques du patient comme la progression de la maladie ou encore la douleur. Les patients peuvent alors être classés dans différents groupes associés à des temps d'attente maximaux. De même, Addis *et al.* (2014) priorisent les patients grâce à une pénalité sur les retards. Les patients ont en effet une date cible et les auteurs cherchent alors à tous les programmer en minimisant cette pénalité. Testi et Tànfani (2009), quant à eux, optimisent les décisions prises au niveau

tactique (allocation des créneaux aux différentes spécialités) et au niveau opérationnelle en tenant compte, entre autres, des temps d'attente des patients, d'un coefficient traduisant leur urgence et de contraintes sur le nombre minimal et maximal de blocs alloués à chaque spécialité. Les créneaux sont ainsi alloués aux spécialités dont les patients attendent depuis le plus longtemps. Le coefficient d'urgence permet, de plus, de prioriser les patients les plus critiques. De même, Agnetis *et al.* (2012) s'intéressent à l'impact du MSS à long terme sur la liste d'attente. Comme nous l'avons vu, le MSS est souvent mensuel pour des raisons de simplicité et d'organisation. Cependant, les auteurs y démontrent que de légères modifications hebdomadaires peuvent avoir un bénéfice non négligeable sur l'attente moyenne et le respect des dates limites d'intervention. Pour cela, les auteurs associent un score à chaque patient – dépendant de leur date limite – et génère le MSS en cherchant à maximiser la somme des scores des patients programmés.

Nous avons donc pu observer que prioriser les patients les uns par rapport aux autres est effectué en leur associant un score prenant en compte plus ou moins de paramètres différents. Cette priorisation étant liée à une évolution à moyen terme des listes d'attente, les auteurs traitent souvent du niveau tactique et du niveau opérationnel simultanément.

### **Prise en compte de l'incertitude liée aux durées d'intervention**

Prendre en compte l'incertitude liée aux durées d'intervention peut être effectué en suivant différentes approches dont la programmation stochastique et l'optimisation robuste. Une différence notable entre ces deux méthodes est que la programmation stochastique est plus coûteuse en termes de ressources de calcul mais fournira des solutions moins conservatrices que l'optimisation robuste. De plus, afin d'obtenir des solutions intéressantes, l'optimisation stochastique requiert d'avoir une bonne idée de la distribution des paramètres incertains. Si ce n'est pas le cas, une approche robuste permettra de se prémunir des conséquences de l'incertitude sans disposer d'une telle précision d'information.

van Oostrum *et al.* (2008) ajoutent des temps morts dans l'emploi du temps au niveau opérationnel. Leur objectif est cependant d'optimiser le MSS (niveau tactique), afin de niveler l'utilisation des ressources comme les lits de réveils et de soins intensifs, grâce à un programme mathématiques composé de contraintes probabilistes. Ils utilisent alors de la génération de colonnes pour résoudre leur modèle. Denton *et al.* (2007) considèrent le problème de l'incertitude des durées d'intervention grâce à un programme stochastique duquel il approchent la solution optimale grâce à des d'heuristiques. Ils y étudient à la fois le problème d'affectation des patients à un jour et une salle d'opération et le problème de séquençement des patients

au long de la journée. Ils y montrent qu'il est alors possible de réduire les temps d'attente des équipes de soin, de diminuer le temps d'inoccupation des salles d'opération et de limiter les coûts supplémentaires liés aux retards grâce à une politique liée aux variances des durées. Min et Yih (2010) ont aussi pour objectif de minimiser les coûts liés aux patients (attente, date limite) et aux retards (heures supplémentaires pour le personnel infirmier) à l'aide d'un programme stochastique. Tenir compte de l'incertitude des durées d'intervention revient à planifier moins de cas de manière à prévenir les dépassements. Ainsi, Hans *et al.* (2008) démontrent qu'une analyse de l'historique des durées d'intervention peut permettre de minimiser le temps inoccupé lors de la mise en place des emplois du temps tout en étant robuste aux aléas. Différentes heuristiques y sont alors développées. Deux modèles sont présentés par Denton *et al.* (2010) : le premier est un programme linéaire stochastique à deux étapes et le second est un modèle robuste. Ces deux modèles ont pour objectif de limiter les coûts pour l'hôpital en considérant un coût fixe d'ouverture des salles d'intervention et un coût supplémentaire lié aux retards éventuels. Cet article montre, comme mentionné ci-dessus, que la résolution du modèle robuste est bien plus rapide. De plus, la solution obtenue permet de minimiser les conséquences de la pire réalisation en termes de durées d'intervention mais est, en contrepartie, plus conservatrice. Tànfani *et al.* (2010) proposent un modèle d'affectation des patients au niveau opérationnel en deux temps. Dans un premier temps, la solution obtenue est déterministe vis-à-vis des durées d'intervention. Dans un second temps, des temps inoccupés de sécurité sont ajoutés à cette solution au fur et à mesure. Enfin, Marques et Captivo (2017) développent deux modèles dont les objectifs sont formulés depuis des points de vue différents. Le point de vue de l'administration est de privilégier les patients qui attendent depuis longtemps et de respecter les dates limites d'intervention. Le point de vue des chirurgiens, sans être explicitement dévoilé, est plus semblable à la politique actuelle d'ordonnancement à savoir que des patients plus récents sont parfois programmés en priorité. Les auteurs développent alors un modèle robuste aux durées d'intervention cherchant un compromis entre ces deux points de vue. Un troisième modèle intègre alors ces deux premiers.

Enfin, certains auteurs comme Lamiri *et al.* (2007) ont recours à des simulations pour évaluer leurs modèles. Dans cet article, les auteurs formulent un modèle stochastique visant à réduire les coûts liés aux patients ainsi que ceux découlant du retard dans les salles d'opération. En combinant une simulation de Monte-Carlo et une méthode de génération de colonnes, ils démontrent qu'il est possible d'obtenir une solution proche de la solution optimale en un temps acceptable. Dans leur modèle, la stochasticité touche les durées d'intervention, mais aussi les arrivées urgentes. Erdem *et al.* (2012) considèrent également des durées incertaines pour les interventions avec diverses contraintes de ressources : équipes médicales, créneaux

disponibles de l'hôpital et lits de réveil. La méthode utilisée pour être robuste face à la stochasticité des durées d'intervention est la génération de scénarios.

### 2.2.3 La gestion des soins intensifs postopératoires

L'unité de soins intensifs postopératoires joue un rôle important dans la qualité des soins procurés aux patients et est également touchée de manière importante par l'incertitude. Cette incertitude provient entre autres de l'arrivée des patients urgents – qui sont majoritaires – et des durées de séjours. Kc et Terwiesch (2012) montrent de manière intéressante que si le patient sort trop tôt de l'unité, il y a d'importantes chances qu'il soit réadmis pour une durée plus longue. De même, Anderson *et al.* (2012) étudient le problème des réadmissions et concluent qu'un jour additionnel de récupération serait bénéfique pour certains patients qui sont sortis tôt car peu de lits étaient disponibles. En effet, les patients ayant subi une sortie précoce sont plus susceptibles d'être réadmis dans les 72h. Des durées de séjours trop courtes seraient alors vecteur de mortalité. De plus, une capacité d'accueil insuffisante en soins intensifs peut avoir un impact conséquent non seulement pour l'unité mais aussi pour d'autres sections de l'hôpital comme, par exemple, le bloc opératoire ou les urgences. McConnell *et al.* (2004) analysent l'impact d'une augmentation du nombre de lits dans l'unité de soins intensifs et démontrent qu'en ayant une meilleure capacité d'accueil dans cette section, le temps de passage aux urgences diminue. L'unité joue un rôle d'autant plus important que les patients y étant admis ont souvent subi des chirurgies lourdes ou sont dans un état critique et que les ressources y étant impliquées sont coûteuses pour l'hôpital (matériel plus complexe, infirmières spécialisées etc).

Fügner *et al.* (2016, 2014) montrent que la programmation du bloc opératoire sans vision sur les ressources limitées des soins intensifs et des lits de réveil mène à une diminution du niveau de service de ces unités postopératoires. Les auteurs y étudient l'impact de différents MSS sur la demande en lits et concluent qu'il est possible de niveler la demande de lits postopératoires en agissant au niveau de la section périopératoire. Ils proposent également de définir une mesure du coût lié à l'activité en aval du bloc opératoire et le minimisent lors de la mise en place du MSS. Optimiser les différents départements de l'hôpital simultanément est, logiquement, plus bénéfique que de les optimiser indépendamment. Nous nous intéresserons donc aux articles traitant en même temps de l'ordonnancement du bloc opératoire et de la gestion de l'unité des soins intensifs. Certains articles incluent cette dernière comme un objectif alors que d'autres ne la considèrent que comme un ensemble de contraintes supplémentaires. Nous couvrirons, dans cette revue de littérature, les deux types d'approche.

Bowers (2013) mettent en lumière l'interdépendance entre les ressources en soins intensifs et au bloc opératoire. Ils montrent qu'ignorer cette dépendance peut mener à une mauvaise estimation de la performance du système complet. Cette étude permet d'obtenir une solution proche de la solution optimale concernant l'équilibre des ressources nécessaires. Une des conclusions est alors que l'équilibre entre le nombre de chirurgies effectuées et le nombre de lits en soins intensifs doit refléter le coût relatif de ces deux sections. Marmor *et al.* (2011) présentent également une simulation permettant d'observer le lien entre le niveau de service offert aux patients et le taux d'occupation des lits. Plusieurs sources de variabilité sont alors prises en compte comme, entre autres, la saisonnalité de la programmation du bloc opératoire ou encore les durées de séjour en soins intensifs. Leur objectif est alors de prévoir le nombre minimal de lits postopératoires nécessaires pour maintenir une bonne qualité de service. Cook *et al.* (2004) étudient l'influence de plusieurs paramètres sur le fonctionnement du système. Ces paramètres sont ceux liés au bloc opératoire et à l'unité de soins intensifs et comprennent, entre autres, la distribution des arrivées dans l'unité et des durées de séjour, les ressources en lits de soins intensifs et le nombre de salles d'opération. Toujours dans l'idée qu'optimiser le fonctionnement du bloc opératoire sans prendre en compte les ressources postopératoires peut être inutile voir néfaste pour le fonctionnement du système, Chow *et al.* (2011) montrent qu'un fort taux d'occupation des lits résulte en une augmentation du stress pour le personnel hospitalier, des annulations fréquentes d'interventions chirurgicales et des temps d'attente rallongés. Pour cela, leur modèle combine un programme en nombres entiers et une simulation de Monte-Carlo.

En conclusion de cette revue de littérature nous pouvons souligner que le problème d'ordonancement de bloc opératoire a été beaucoup traité dans le domaine de la recherche opérationnelle depuis le début des années 2000. Cela est dû à deux raisons principales : l'impact économique et humain du bloc opératoire d'un hôpital et la complexité des systèmes étudiés. La littérature s'attaque aux niveaux stratégique, tactique et opérationnel. Nous avons survolé dans cette revue de littérature les recherches effectuées au niveau tactique et opérationnel. Les travaux menés au niveau tactique ont des objectifs à moyen terme comme équilibrer les ressources de l'hôpital (matériel opératoire, lits postopératoires, infirmières) ou atteindre des cibles (nombre de patients opérés par exemple) et ceux menés au niveau opérationnel ont des objectifs plutôt à court terme (maximisation du taux d'occupation des salles, minimiser les coûts opérationnels etc.). De plus, la littérature prenant en compte la stochasticité inhérente au milieu médical est également très large. Cette stochasticité peut toucher les durées d'intervention ou encore les arrivées urgentes au bloc opératoire et dans l'unité de

soins intensifs. Enfin, nous avons observé l'intérêt de tenir compte de certaines ressources en amont et en aval d'une partie d'un système pour en optimiser le fonctionnement. Lors de ce projet, nous considérons un problème d'ordonnancement du bloc opératoire robuste aux durées d'intervention aléatoires et nous intégrerons les soins intensifs afin de minimiser le risque d'annulation grâce à une étude empirique des données. L'apport de cette dernière partie est une méthode d'intégration du risque dans notre modèle de base à l'aide de contraintes linéaires.

## CHAPITRE 3 ANALYSE DES DONNÉES DU CHU SAINTE-JUSTINE

Cette section vise à nous donner une meilleure appréciation des dimensions et du fonctionnement des parties de l'hôpital en lien avec ce projet : ressources du bloc opératoire, mise en place actuelle des emplois du temps et fonctionnement du bloc opératoire et des soins intensifs. Parmi les données disponibles, nous disposons de l'historique des interventions effectuées à l'hôpital Sainte-Justine entre 2013 et 2015. Cet historique nous apporte des informations sur le nombre de patients opérés (cf. section 3.1.1), sur les durées d'intervention ou encore sur la durée des intercas.

### 3.1 Le bloc opératoire

#### 3.1.1 Caractéristiques du service de chirurgie

L'hôpital Sainte-Justine est un hôpital pour enfant qui suit des patients de la naissance à l'adolescence environ. Le service de chirurgie comporte 85 chirurgiens répartis parmi les 11 spécialités (chirurgie orthopédique, plastique, générale etc.). Les chirurgiens sont répartis dans les différentes spécialités selon le diagramme 3.1. Ces chirurgiens ont effectué environ 28000 interventions entre le 1 janvier 2013 et le 31 décembre 2015 dans les 14 salles d'intervention qui constituent le bloc opératoire. Cela représente en moyenne un peu plus de 9000 patients par an. La figure 3.1 représente la répartition des chirurgiens et du pourcentage de patients opérés parmi chacune des 11 spécialités.

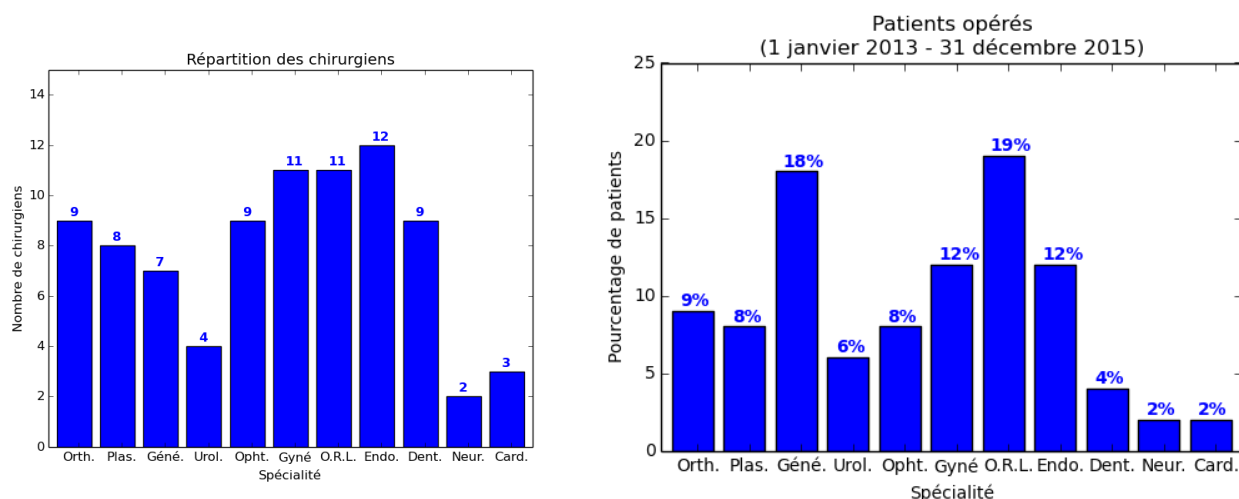


Figure 3.1 Répartition des chirurgiens et des interventions par spécialité

Nous observons que les deux spécialités ayant le plus grand nombre d'interventions au cours de l'année sont la chirurgie générale et l'O.R.L. À l'inverse, la neurochirurgie et la cardiologie sont celles qui possèdent le moins d'interventions car ces dernières sont souvent longues (demi-journée voire journée entière). Ces patients, bien que moins nombreux, ont tout de même un impact important sur l'utilisation des ressources en amont et en aval du bloc opératoire. En particulier, comme nous l'observerons dans la section 3.2.3, ils sont une source importante de patients admis aux soins intensifs postopératoires par exemple.

### 3.1.2 Analyse de l'attente pour une intervention

Le nombre d'interventions par chirurgie ne représente pas nécessairement le volume réel de patients. Il est en général lié à la priorisation des spécialités. L'analyse des temps d'attente nous permet d'avoir une meilleure vision de l'occupation du système. Dans cette sous-section, nous allons nous intéresser à la composition de la liste d'attente en ce début d'année. La liste d'attente analysée est celle du 2 mai 2017. Pour chaque patient, la liste d'attente est définie grâce à quatre caractéristiques :

1. Le service (spécialité) le prenant en charge
2. Son chirurgien
3. Sa date d'admission (et donc son attente)
4. La durée estimée de son intervention

Actuellement, un peu plus de 4000 patients sont en attente d’une intervention chirurgicale. Les diagrammes 3.2 représentent le nombre de patients en attente pour chaque spécialité ainsi que leur attente moyenne.

Les premières remarques que nous pouvons effectuer sont que les spécialités ayant le plus de patients en attente sont l’O.R.L. et l’urologie. En ce qui concerne l’urologie, nous observons qu’il s’agit également d’une des spécialités regroupant le moins de chirurgiens après la cardiologie et la neurochirurgie. L’O.R.L., quant à elle, est l’une des spécialités comportant le plus de chirurgiens mais aussi l’une de celles pour lesquelles le nombre de patients opérés est le plus important. Ces données ne semblent donc pas, à priori, incohérentes. Si l’on s’intéresse maintenant à l’attente moyenne de ces patients, nous observons que l’urologie est la spécialité dont le temps d’attente moyen est le plus élevé (environ 8 mois et demi) suivi par la dentisterie (un peu moins de 8 mois). Les autres spécialités ont des temps d’attente relativement similaires variant de plus ou moins un mois autour de 5 mois. La gynécologie est la seule spécialité pour laquelle l’attente moyenne est bien plus faible, soit à peine plus de 3 mois. Ces statistiques nous permettent ainsi d’avoir une meilleure vision des tendances selon les spécialités.

### 3.1.3 Distribution des priorités opératoires

La grille opératoire définit les créneaux d’ouverture des salles ainsi que les spécialités y étant affectées. Ce programme est mensuel mais ne varie que très peu d’un mois à l’autre. Chaque service possède alors la responsabilité d’y affecter ses chirurgiens et d’en informer l’administration au moins un mois à l’avance. Les caractéristiques présentées dans la figure 3.3 sont celles du programme du mois de janvier.

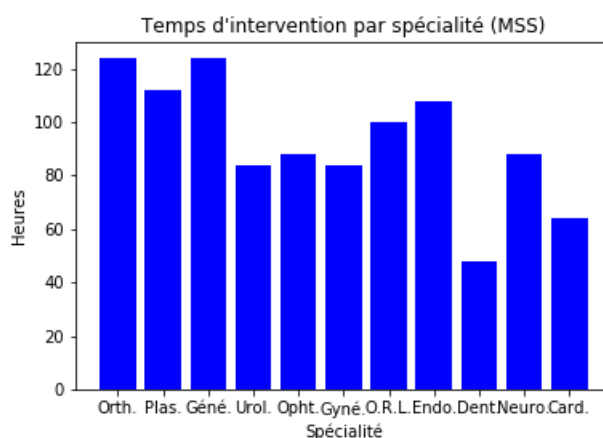


Figure 3.3 Distribution du temps d’intervention dans la grille opératoire

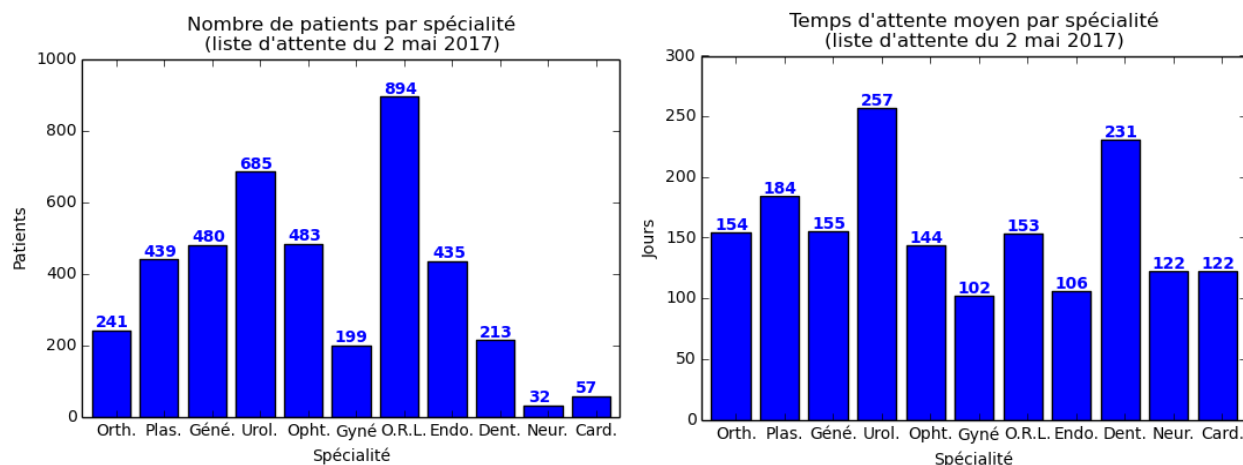


Figure 3.2 Nombre de patients en attente et attente moyenne

Nous observons qu'une faible portion du temps total d'intervention est allouée à la dentisterie malgré les 9 chirurgiens appartenant à cette spécialité. Cela pourrait alors partiellement expliquer le faible pourcentage du nombre total de patients opérés (voir figure 3.1) ainsi que l'attente importante (figure 3.2) que représente cette spécialité. Moins de la moitié des créneaux disponibles sur le mois sont ouverts à des interventions (130.5 créneaux disponibles sur 280 au total). Cela est lié au caractère limité des ressources de l'hôpital (chirurgiens, infirmières, anesthésistes, lits d'hospitalisation etc.).

### 3.1.4 Interventions et utilisation des salles

Dans cette sous-section, nous décrivons les données dont nous disposons concernant la phase opératoire ainsi que quelques résultats directs concernant l'utilisation actuelle des salles. Nous focalisons ici sur le déroulement des journées et le fonctionnement quotidien du bloc.

#### Durées des interventions

Lors de notre étude, nous avons pu observer que la distribution des durées réelles d'une intervention s'apparente à une distribution log-normale. La figure 3.4 illustre les distributions pour la circoncision et l'appendicectomie sans distinction entre les chirurgiens.

Ces courbes illustrent bien l'aspect stochastique des durées d'intervention. Elles ne nous permettent pas de connaître la durée d'une intervention donnée (par exemple en fonction

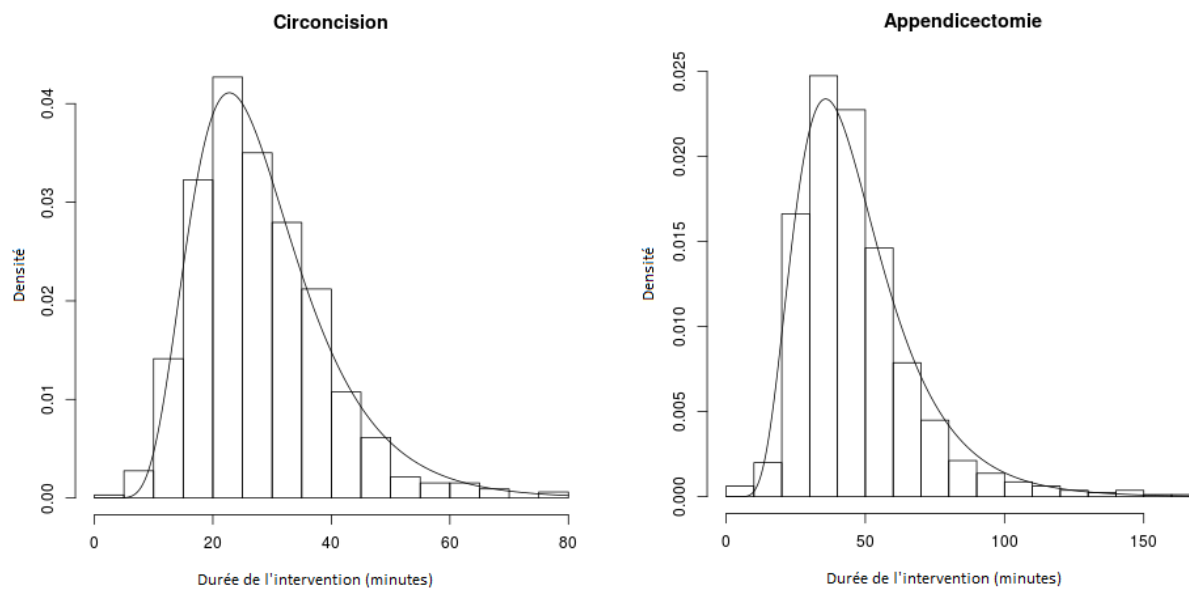


Figure 3.4 Distribution des durées réelles de deux types d'intervention

du chirurgien et des caractéristiques du patient) mais seulement la distribution des durées lorsque cette intervention est effectuée un nombre de fois suffisant.

### Heures de début et de fin des salles

Nous nous sommes aussi intéressés à la distribution des heures de la première et de la dernière intervention dans chaque salle. Pour rappel, les salles d'intervention ouvrent à 8h00 et terminent théoriquement à 16h00. L'obtention des courbes de la figure 3.5 a été effectué à partir de l'historique Opera duquel nous avons retiré les interventions effectuées le jour de l'admission du patient afin de ne pas tenir compte des cas urgents.

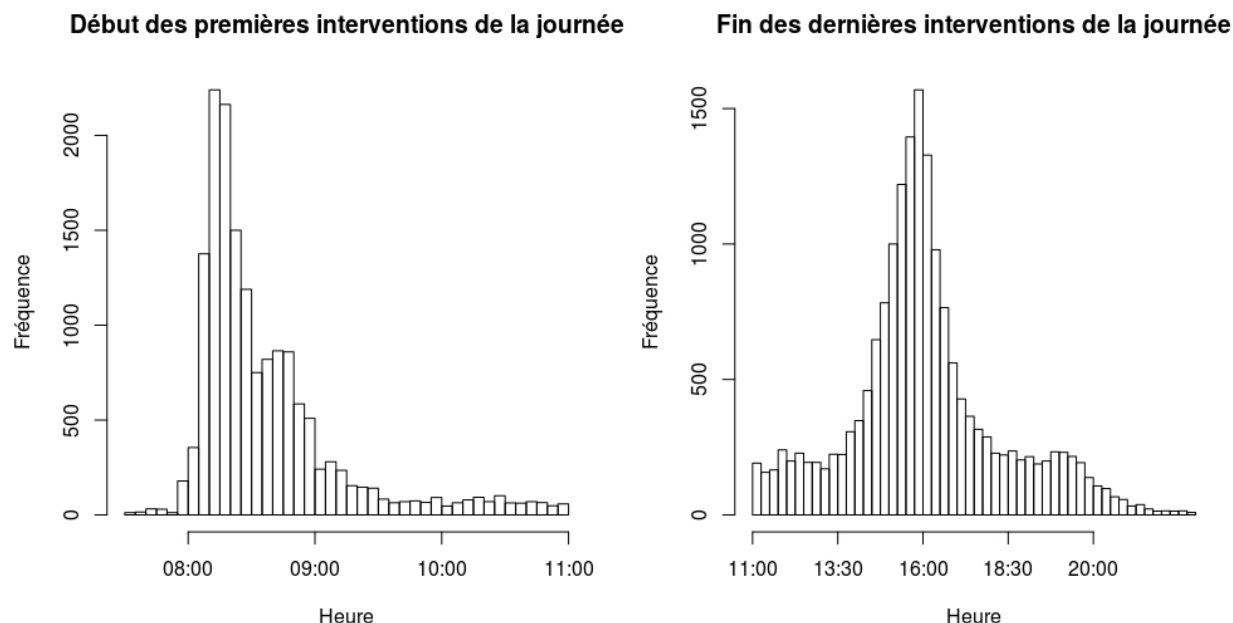


Figure 3.5 Heures de début et de fin d'utilisation des salles d'opération

On observe que la majorité des interventions commencent à l'heure ou avec un très léger retard. Peu de salles démarrent après 9h00. En ce qui concerne les fins de journée, on observe bien un pic centré à 16h00, heure de fin théorique. Cependant, la distribution obtenue nous indique que certaines salles finissent parfois plus tôt et, d'autres, avec du retard.

### Délai entre deux interventions : l'intercas

Une intervention chirurgicale comporte plusieurs étapes : le trajet du patient entre son lit et le bloc opératoire, son placement dans la salle d'intervention, l'anesthésie, l'intervention et le trajet vers la salle de réveil. L'intercas est le temps qui s'écoule entre la fin de l'intervention d'un patient et le début de l'intervention du patient suivant dans la salle d'opération.

L'intercas moyen obtenu sur l'historique des interventions est de 28 minutes. Cette durée est plus longue que celle utilisée lors de la mise en place des programmes du bloc opératoire. Cependant, il ne représente pas la moyenne d'un intercas optimal car il peut parfois y avoir de l'attente entre deux interventions en cas de manque de ressources humaines ou matérielles nécessaires au début d'une intervention par exemple.

## 3.2 Les Soins Intensifs Postopératoires

### 3.2.1 Les patients en attente

Le tableau 3.1 et les graphes 3.6 présentent le nombre de patients nécessitant les soins intensifs dans chaque spécialité dans la liste d'attente du 26 janvier 2017 :

Tableau 3.1 Patients nécessitant les soins intensifs postopératoires

	Orth.	Plas.	Géné.	Urol.	Opht.	Gyné..	O.R.L.	Endo.	Dent.	Neur.	Card.	Total
SIP	35	2	5	3	0	0	3	0	1	5	32	86
Total	264	444	511	755	459	192	982	397	223	37	35	4299
Pourcentage (%)	13.3	0.5	1.0	0.4	0.0	0.0	0.3	0.0	0.4	13.5	91.4	2.0

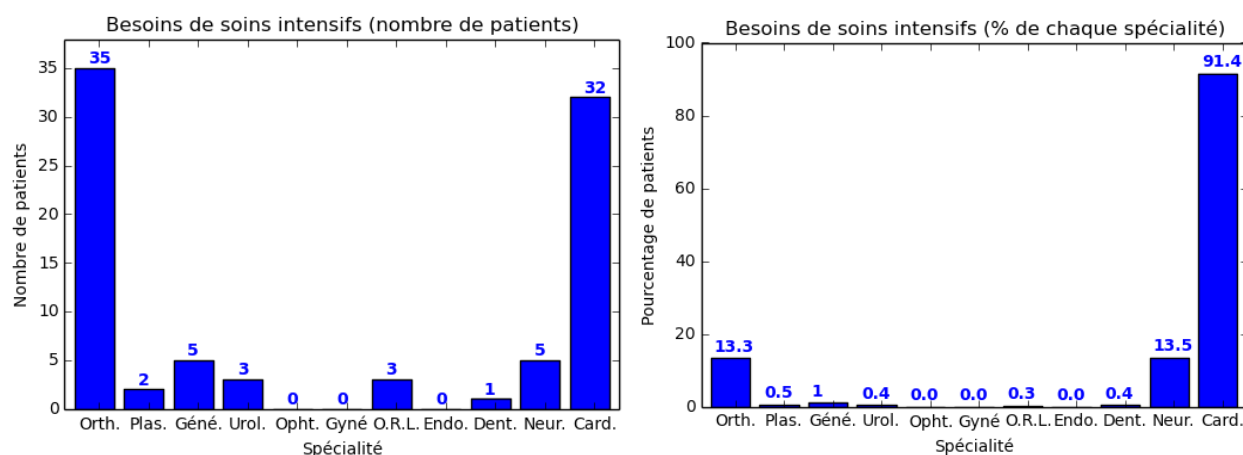


Figure 3.6 Besoin en soins intensifs des patients électifs

Les spécialités nécessitant significativement les soins intensifs sont la chirurgie cardiaque, la neurochirurgie et l'orthopédie. En ce qui concerne l'orthopédie et la neurochirurgie, un peu plus de 13% seront admis aux soins intensifs après leur intervention. Les patients de chirurgie cardiaque sont, quant à eux, presque tous concernés. Les patients électifs nécessitant les soins intensifs postopératoires représentent donc seulement 2% de la liste d'attente complète.

### 3.2.2 Les annulations

Les données dont nous disposons concernant les annulations sont disponibles quotidiennement.

## Présentation des annulations annuelles

Les données disponibles sont agrégées par année dans le tableau 3.2. Les données sont disponibles du 06 avril 2014 au 13 février 2017.

Tableau 3.2 Données par année

	2014-2015	2015-2016	2016-2017	Total
Nombre de demandes	365	351	294	1010
Nombre d'annulations	75	52	47	174
Probabilité d'annulation	21%	15%	16%	17%

Environ 17 % des demandes d'intervention nécessitant un passage aux Soins Intensifs Post-opératoires (SIP) font face à une annulation. Étant donné que nous ne considérons que les jours de la semaine et qu'il y en a 745 sur la période étudiée, cela représente en moyenne 1.4 demandes/jour et 0.23 annulations/jour soit légèrement plus qu'une annulation par semaine.

## Influence du mois de l'année

En observant l'évolution du taux d'annulation aux cours des trois années disponibles, nous nous rendons compte que ce signal possède une saisonnalité et que la probabilité d'annulation n'est pas répartie équitablement tout au long de l'année. En effet, une chirurgie nécessitant un passage postopératoire aux soins intensifs semble avoir une plus grande probabilité d'avoir lieu sur la période estivale qu'à un autre moment de l'année par exemple. Le graphe ci-dessous illustre ce constat :

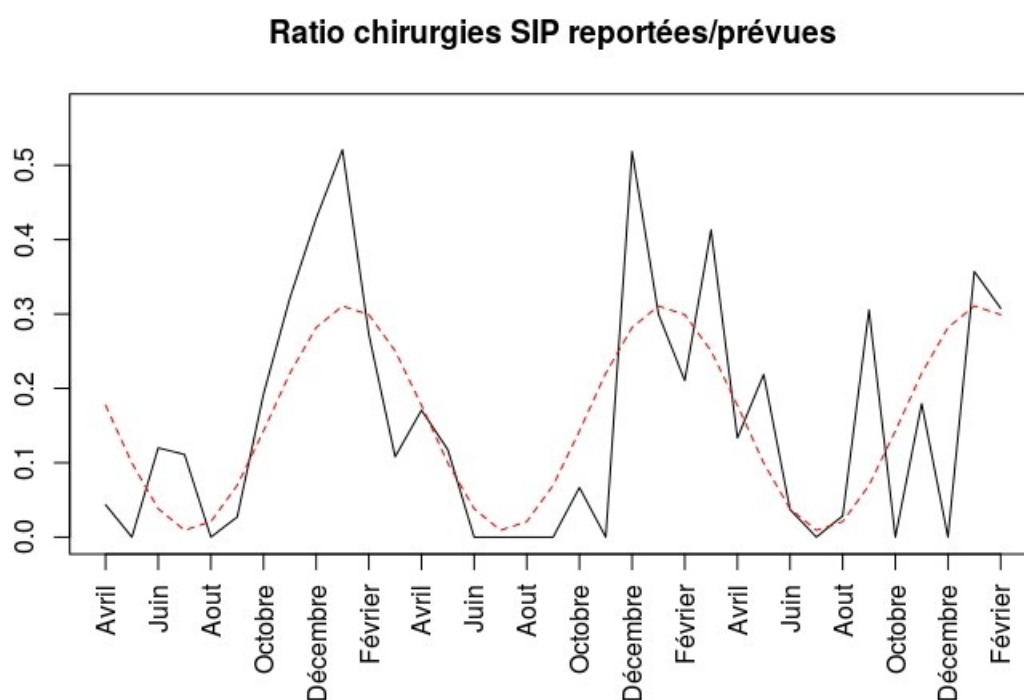


Figure 3.7 Rapport entre le nombre de chirurgies reportées et prévues

La courbe rouge est un signal sinusoïdal de période égale à une année, de moyenne égale à la moyenne des taux d'annulation mensuels et dont les extremums se situent en janvier et en juillet. Cette courbe, paramétrée manuellement pour se superposer au mieux au signal réel, semble bien mettre en lumière la saisonnalité du taux d'annulation. Ce graphe nous invite donc à étudier nos données sur différentes périodes de l'année. En s'appuyant sur ce graphe et en discutant avec le personnel de l'hôpital, nous divisons l'année en deux périodes (novembre-avril ; mai-octobre) puis en quatre sous-périodes (novembre-janvier, février-avril ; mai-juillet, août-octobre). Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau ci-dessous. Ces valeurs sont calculées sur 3 ans excepté pour les données de mi-février jusqu'à début avril, marquées par un point d'exclamation, qui ne sont calculées que sur 2 ans.

Tableau 3.3 Données du 06/04/2014 au 13/02/2017 agrégées par période

	Période			
	Nov. - Jan.	Fév. - Avr.	Mai - Juin.	Août. - Oct.
Nombre de demandes	273	240	231	266
	513		497	
Nombre d'annulations	89	44	21	20
	133		41	
Probabilité d'annulation	33%	18%	9%	8%
	26%		8%	

Une première constatation simple est que pour un nombre similaire de demandes de soins intensifs, la probabilité d'annulation est bien plus élevée sur la période novembre-avril que la période mai-octobre. Dans la suite de ce rapport, les variables seront régulièrement étudiées séparément sur ces deux saisons.

### Influence du jour de la semaine

Les graphiques 3.8 représentent le nombre de demandes de places aux soins intensifs pour des patients électifs ainsi que le taux de report moyen par jour de la semaine.

Tout d'abord, nous remarquons que les allures des courbes de demande sont similaires sur les deux périodes de l'année avec un pic atteignant quasiment 2 patients quotidiens le mardi et un pic un peu plus léger dépassant 1.5 patients le jeudi. Les demandes étant comparables et les taux de report variant significativement, on peut émettre l'hypothèse que la capacité d'accueil aux soins intensifs pour les patients électifs est simplement plus importante sur la période mai-octobre. Étudions maintenant l'allure de ces courbes en divisant l'année en trois périodes, comme mentionné précédemment.

Il semblerait que le comportement de la courbe de taux de report soit légèrement différent sur la période novembre-janvier que sur la période février-avril alors que les allures des demandes sont similaires. En effet, un pic de reports est observé le mercredi uniquement pour le graphe vert. Ce pic est suivi d'un taux de report bien plus faible que la moyenne le jeudi. Nous observons que le nombre d'annulations sur une journée a une influence sur le nombre d'annulations de la journée suivante. En effet, si tous les patients sont refusés une journée, davantage de places seront disponibles le lendemain. Il semble cependant difficile de fournir des justifications précises à ce stade de l'étude. Nous retiendrons finalement que la capacité

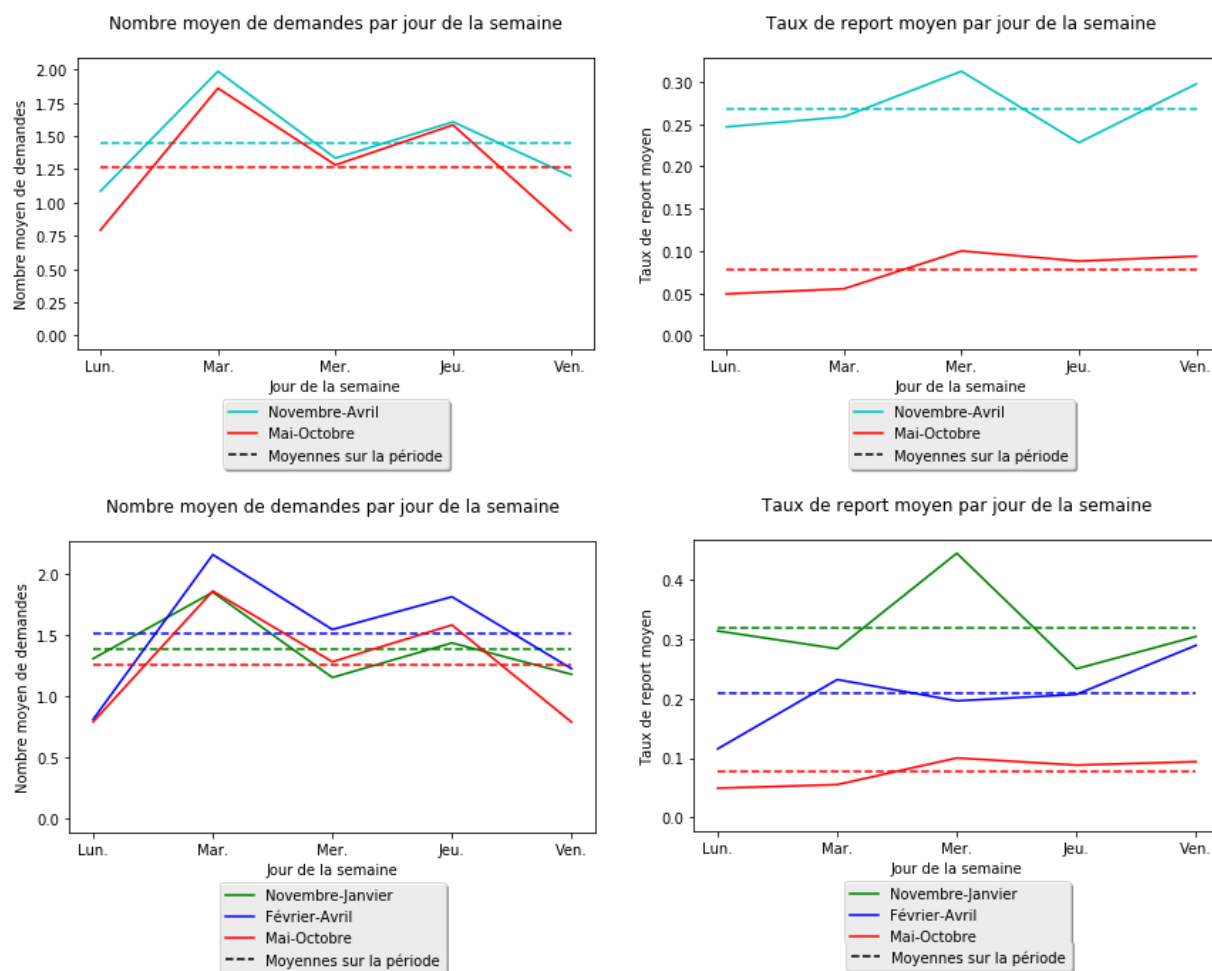


Figure 3.8 Demandes et report moyens sur 2 et 3 périodes

d'accueil diffère de manière significative sur les trois périodes étudiées et qu'il semble être particulièrement difficile de répondre à la demande le mercredi sur la période novembre-janvier.

### 3.2.3 Les admissions aux SIP

#### Patients présents aux SIP

Le graphique 3.9 représente le nombre de patients présents chaque matin au début du quart, i.e. aux alentours de 7h00.

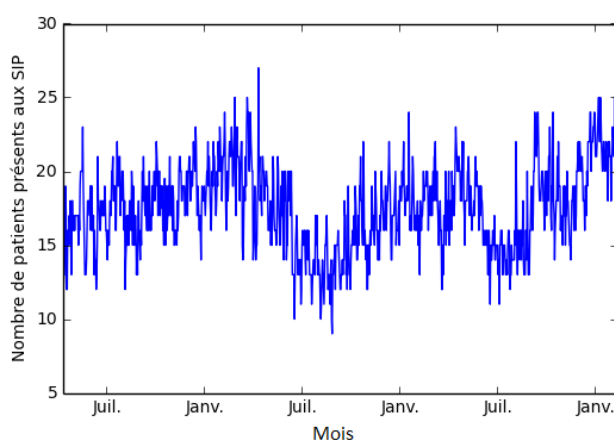


Figure 3.9 Nombre de patients présents aux soins intensifs : Avr. 2014 - Fév. 2017

La saisonnalité observée précédemment se retrouve dans cette courbe. En effet, il semblerait que le nombre de patients présents aux soins intensifs chaque jour soit moins important pendant l'été que pendant l'hiver. Cela va également dans le sens de l'observation effectuée précédemment à savoir que la capacité d'accueil aux SIP est plus importante entre mai et octobre que sur le reste de l'année. Ceci traduit donc une influence du mois de l'année sur le nombre de patients présents dans l'unité. Intéressons-nous maintenant à l'influence du jour de la semaine sur le nombre moyen de patients présents dans l'unité :

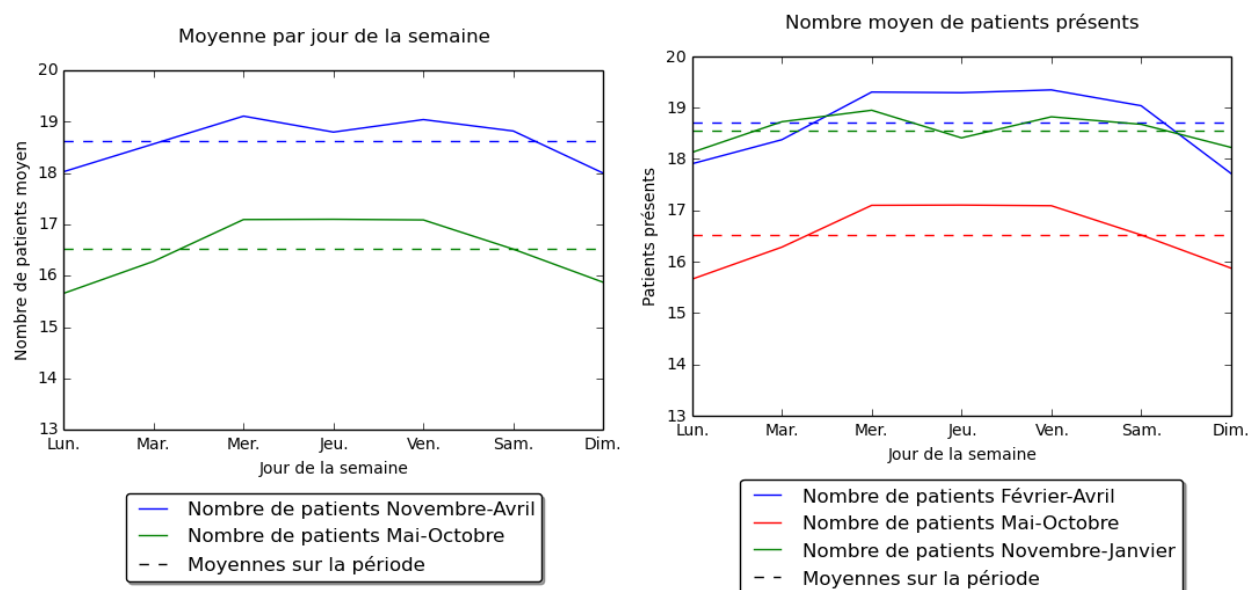


Figure 3.10 Nombre moyens de patients présents aux SIP en fonction du jour de la semaine

On observe que le schéma régissant le nombre de patients présents en soins intensifs est similaire sur les trois périodes de l'année. L'unité est moins occupée le lundi et se remplit jusqu'au mercredi avant de stagner jusqu'à la fin de semaine. L'unité se vide alors progressivement jusqu'au lundi. Cela semble cohérent car les patients sortant le samedi et le dimanche ne sont pas remplacés par des patients électifs. Enfin, nous pouvons relever la légère baisse moyenne du nombre de patients présents le jeudi matin entre novembre et avril que nous n'observons pas sur les autres périodes. Cela est peut-être lié au pic d'annulation du mercredi et au faible taux d'annulation du jeudi sur cette même période. Ces remarques ne sont cependant que des observations qui appellent de potentielles pistes de réflexion futures et ne constituent pas des conclusions.

### Admissions de patients électifs aux SIP

L'admission des patients électifs aux SIP correspond à l'admission des patients qui ont été programmés au bloc opératoire et qui sont impactés directement par les emplois du temps. Étudier les données liées au nombre de ces admissions aux soins intensifs nous donne donc un éclairage sur leur programmation au bloc opératoire. La figure ci-dessous présente le nombre d'admissions mensuelles de ce type de patients à l'unité de soins intensifs :

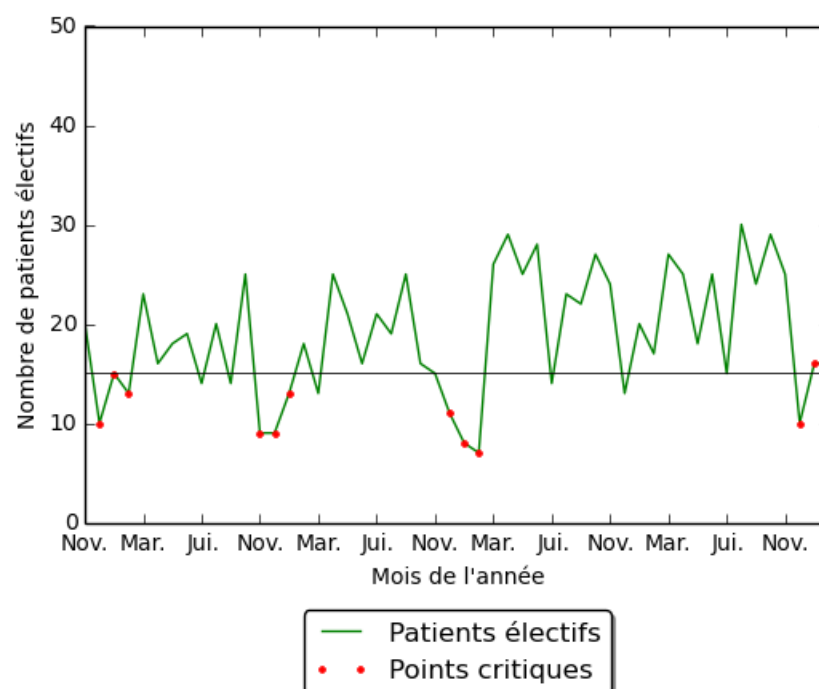


Figure 3.11 Nombre d'admissions électives mensuelles aux soins intensifs (2012-2017)

Cette courbe semble bien nous confirmer l'hypothèse de l'augmentation du taux d'accueil entre mai et octobre émise à la sous-section 3.2.3. Les points rouges mettent en évidence les périodes pour lesquelles le nombre d'admissions électives est significativement plus faible que la moyenne ou reste inférieur à la moyenne plusieurs mois consécutifs. La capacité d'admission de l'unité passe alors durablement sous les 15 patients mensuels, correspondant à la moyenne, et peut avoisiner les 10 patients par mois (moins de 8 patients mensuels en janvier/février 2016). Ces points critiques apparaissent en général autour de la période novembre-février. Plusieurs hypothèses peuvent être émises quant à cette baisse :

- Une baisse de la demande d'intervention
- Une augmentation de la demande de cas non-électifs
- Une diminution de la capacité d'accueil (nombre d'infirmières) aux soins intensifs

Relevons cependant que cette baisse est légèrement plus tardive à la fin de l'année 2014 et n'a pas été observée fin 2015.

## Admissions de patients non-électifs aux SIP

Les patients non-électifs représentent 2784 patients sur les 3784 présents dans la base de données des admissions, soit presque 75% des patients. Ces derniers jouent donc un rôle déterminant car ils sont en grande partie à l'origine des aléas concernant le nombre de patients présents aux soins intensifs et, par conséquent, des variations de capacité d'accueil de l'unité. Ils sont la raison principale des annulations car les patients non-électifs sont prioritaires dans la plupart des cas.

Commençons par étudier le nombre d'arrivées mensuelles sur la période disponible de manière plus précise en superposant les arrivées non-électives à la figure 3.11 :

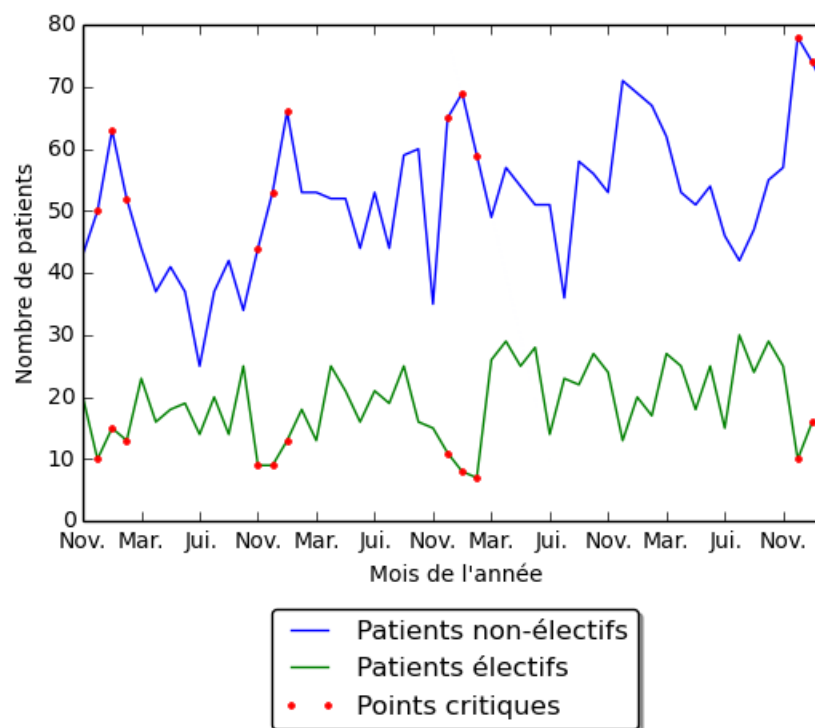


Figure 3.12 Arrivées électives et non-électives aux SIP (2012 - 2017)

La première lecture de ce graphique nous indique tout d'abord la corrélation entre le faible nombre quotidien de patients électifs admis et les pics de demandes d'admissions non-électives (principalement des urgences). Ensuite, la tendance du nombre de patients admis non-électifs semble être légèrement croissante. Cela indiquerait que l'hôpital accueille en moyenne 1 cas quotidien supplémentaire. Enfin, il semblerait qu'une baisse du nombre d'admissions non-électives ait lieu autour de juillet de chaque année.

Grâce à la librairie Python fbprophet nous effectuons une analyse plus précise du signal correspondant au nombre d'urgences quotidiennes aux SIP. Les courbes ci-dessous représentent les tendances annuelle et mensuelle et le signal original est alors décomposé en une somme de ces signaux. Les résultats obtenus sont présentés sur les graphes 3.13.

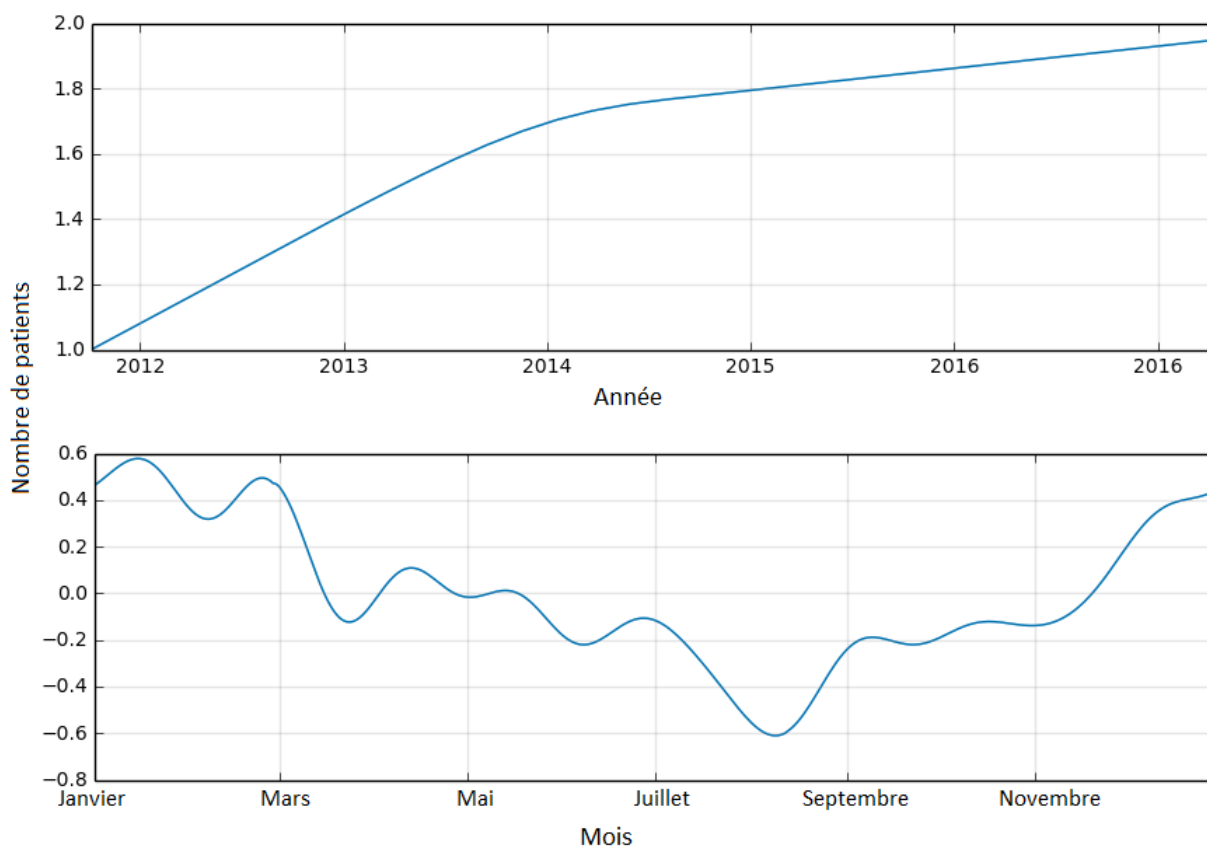


Figure 3.13 Tendances globale et annuelle des arrivées urgentes

La courbe de tendance annuelle (signal  $g$ ) confirme bien notre première impression. Depuis 2012, environ un patient supplémentaire par jour ne provenant pas d'une intervention électorale est admis. Si ces seuls patients restent 5 jours, cela correspond à 5 lits supplémentaires utilisés quotidiennement. Si l'hôpital n'a pas connu d'augmentation de la capacité d'accueil depuis 2012, cela signifie que la charge de travail est plus importante pour les infirmières. Les admissions non-électorales sont bien sujettes à la saisonnalité présentée depuis le début de ce rapport à savoir deux comportements différents sur les périodes de 6 mois novembre-avril et mai-octobre. La courbe a tendance à être négative entre mai et octobre et positive durant l'autre moitié de l'année. Cela confirme bien notre impression de période plus propice aux

urgences mise en évidence dans le graphe 3.12.

Enfin, nous nous intéressons à la variable aléatoire "Nombre d'arrivées urgentes par jour". Cette variable est souvent modélisée dans la littérature grâce à une distribution de Poisson dont la moyenne est fixée à la moyenne des données réelles. La figure 3.14 présente la distribution des données de l'hôpital Sainte-Justine et la distribution de Poisson correspondante :

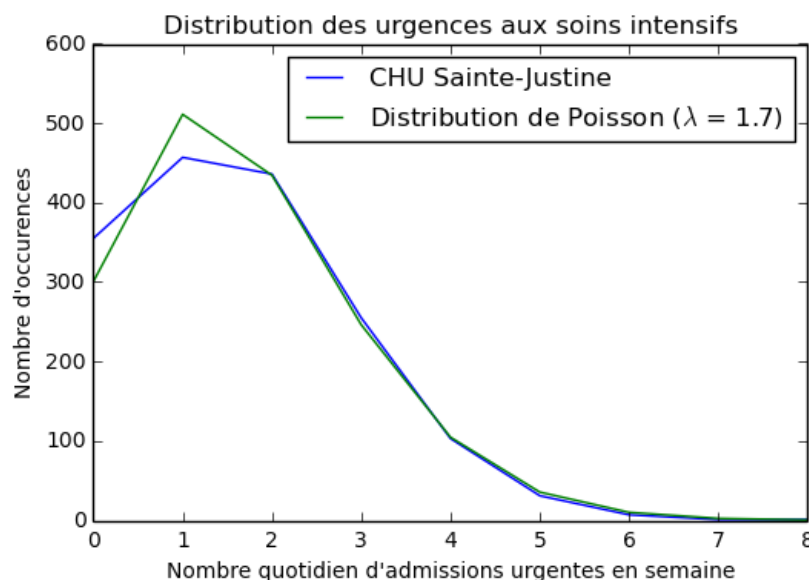


Figure 3.14 Distribution du nombre d'arrivées urgentes quotidiennes aux SIP

On observe que le modèle de Poisson semble bien se superposer aux valeurs prises par la variable aléatoire à part en ce qui concerne le nombre d'occurrences des événements 0 et 1. La modélisation de Poisson donne une plus grande probabilité à l'événement 1 et une plus faible probabilité à l'événement 0. Ce résultat pourrait être utile, entre autres, dans le cadre d'une modélisation des soins intensifs faisant appel à la théorie des files ou lors de simulations de l'utilisation des ressources de l'unité par exemple.

## Sorties

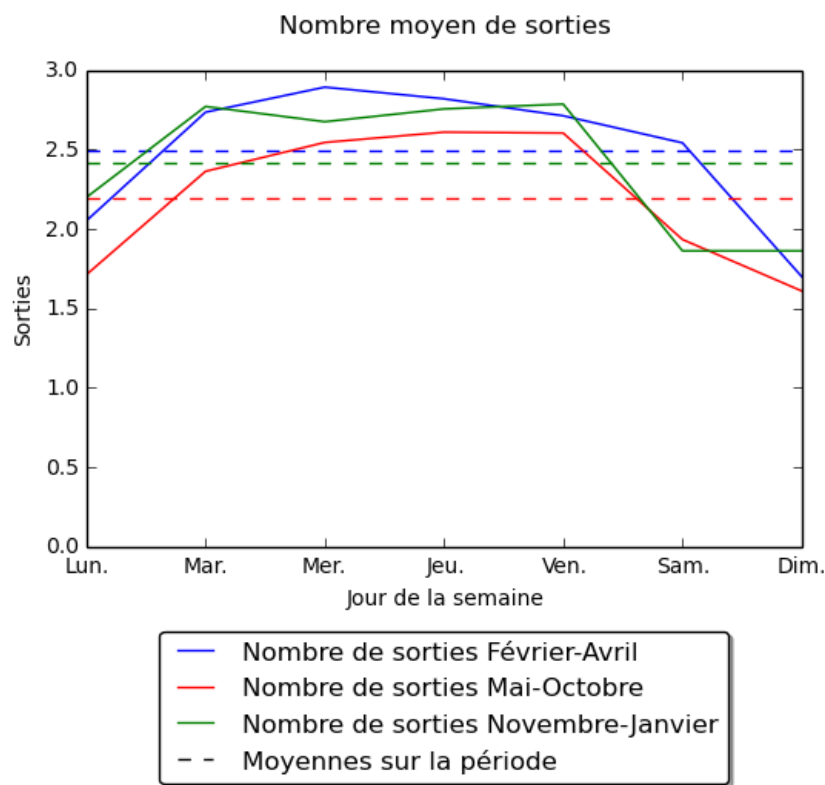


Figure 3.15 Nombre moyen de sorties par jour de la semaine

Les sorties se font majoritairement du mardi au vendredi. Le nombre moins important de sorties pendant la fin de semaine semble logique dans la mesure où les personnes aptes à prendre ce type de décision pourraient être moins disponibles. Par ailleurs, les schémas observés concernant les sorties sont similaires sur les trois périodes.

### 3.2.4 Les infirmières, ressource limitante des SIP

Rappelons que le nombre d'infirmières présentes aux soins intensifs est très important car il permet de déterminer quotidiennement la capacité de l'unité de soins intensifs. Il y a, d'une part, les infirmières spécialisées en soins intensifs membres de l'équipe régulière et titulaires d'un quart de travail et, d'autre part, les infirmières provenant de l'équipe volante (EV) de l'hôpital. Ainsi, chaque matin, toutes les unités de l'hôpital, et en particulier celle de soins intensifs, font une demande d'infirmières complémentaires à l'EV en fonction du nombre de patients et du nombre d'infirmières présentes. Cette demande peut être satisfaite ou non selon les ressources de l'EV. Dans le cas où la demande n'est pas satisfaite, le chef d'équipe peut

alors endosser le rôle d’une infirmière pour combler ce manque. Ce caractère fluctuant de la capacité en soins intensifs est donc un aspect important du fonctionnement du CHUSJ. Dans certains cas, le nombre d’infirmières présentes en début de quart est supérieur au nombre d’infirmières nécessaires. Il leur est alors proposé de prendre un congé qu’elles sont libres d’accepter ou non. Enfin, nous précisons que nous nous intéressons ici aux données collectées durant le quart de jour (07h00 à 15h00).

Nous commençons par observer l’évolution du nombre d’infirmières provenant de l’équipe volante au cours de la semaine. Cette métrique semble en effet être un bon indicateur de la difficulté pour les infirmières titulaires d’un quart de travail de faire face à la demande d’admissions.

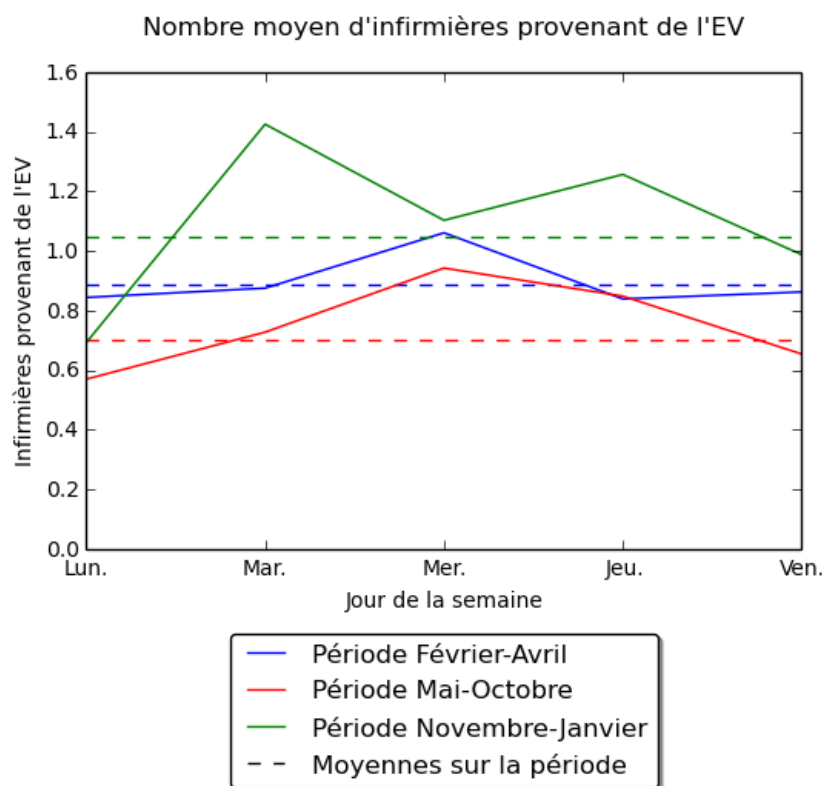


Figure 3.16 Nombre moyen d’infirmières provenant de l’équipe volante par jour de la semaine

Tout d’abord, les infirmières de l’unité de soins intensifs ont, sans surprise, plus recours à l’équipe volante durant la période novembre-avril que durant la période mai-octobre. Ensuite, il est possible d’estimer combien d’infirmières auraient été bienvenues à l’unité de soins intensifs en faisant la différence entre le nombre demandes d’infirmières demandées par l’unité et le nombre d’infirmières provenant effectivement de l’équipe volante. Cela nous donne une

information sur la difficulté pour les soins intensifs de faire face à la demande :

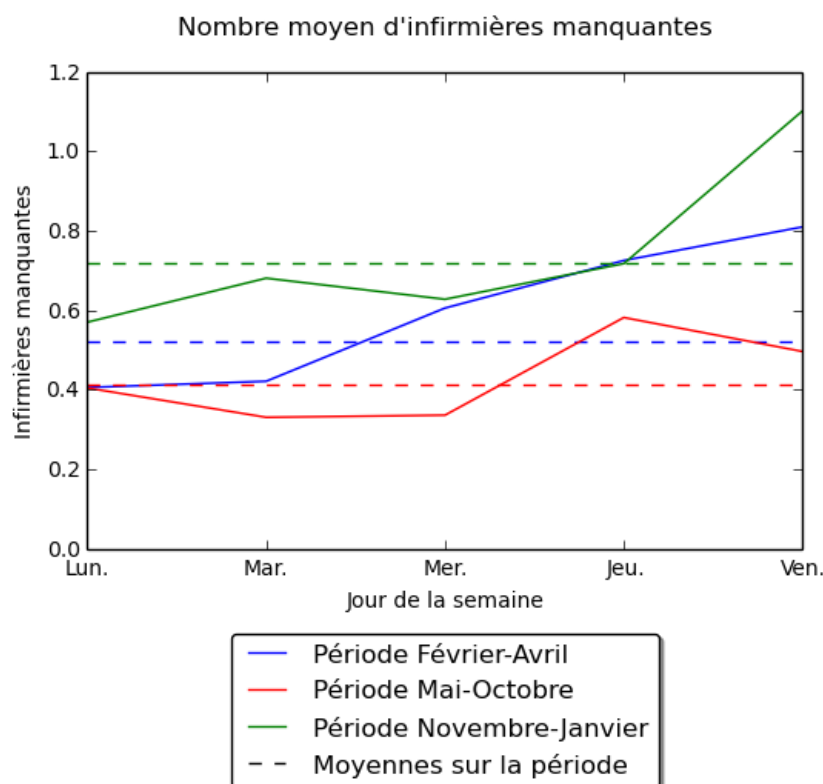


Figure 3.17 Nombre moyen d'infirmières supplémentaires souhaitées par les SIP

Cela semble soulever l'idée que répondre à la demande est plus compliqué en fin de semaine. Cela peut alors être mis en parallèle avec la figure 3.10 qui indique que les soins intensifs se chargent au début de la semaine et se déchargent pendant la fin de semaine.

**Les premières observations effectuées** dans les sections précédentes nous permettent d'avoir une meilleure vue d'ensemble du fonctionnement actuel du bloc opératoire du CHUSJ et d'en apercevoir la complexité en termes d'incertitude et de gestion de ressources limitées. L'hôpital représente un système complexe dont les parties sont interdépendantes. Ainsi, n'en optimiser que certaines peut résulter en un simple déplacement des goulots d'étranglement qui continueraient alors à limiter les performances globales de l'hôpital. Prenons l'exemple de l'ordonnancement du bloc opératoire : optimiser l'utilisation du temps disponible dans les salles d'interventions peut mener à un afflux trop important de patients dans la partie postopératoire dont les ressources deviendraient alors le facteur limitant. Pour éviter cet

écueil, nous avons défini un sous-système, composé du bloc opératoire et de l'unité de soins intensifs, auquel nous allons nous intéresser en détails lors de ce projet (cf. 2.1).

## CHAPITRE 4 PLANIFICATION DU BLOC OPÉRATOIRE

Dans cette section, nous expliciterons les contraintes liées à la politique actuellement suivie par le personnel en charge du programme du bloc opératoire. Le modèle de base respectant ces contraintes sera explicité dans la première section et deux versions améliorées seront étudiées dans la seconde section.

### 4.1 Modèle de base : déterministe au niveau opérationnel

Notre objectif est de résoudre le problème d'ordonnancement au bloc opératoire au CHUSJ sur un horizon donné en respectant les contraintes imposées par la grille opératoire (voir section 2.1.3). Notre objectif est de maximiser le taux d'occupation des salles en priorisant les patients les plus anciens de la liste d'attente et le programme mathématique que nous allons développer aura plusieurs fonctions : sélectionner les patients à opérer durant l'horizon de travail, déterminer les créneaux d'intervention de ces patients et affecter des chirurgiens aux créneaux encore libres. En effet, bien que la plupart des créneaux de la grille opératoire soient déjà affectés à un chirurgien, ce n'est pas le cas pour tous. En réalité, notre programme détermine, pour chaque jour, les chirurgiens à affecter afin de maximiser notre fonction objectif et les décisions déjà prises dans la grille opératoire correspondent simplement à des contraintes supplémentaires. De plus, chaque chirurgien possède sa liste d'attente personnelle et l'affectation des chirurgiens et des patients doit respecter cette contrainte d'appartenance.

Les paramètres et les variables utilisés dans notre modèle sont présentés dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1 Paramètres et variables des modèles

Symbole	Signification
Ensembles	
$T$	Nombre de jours constituant l'horizon de programmation
$C$	Ensemble des chirurgiens
$S$	Ensemble des spécialités
$I$	Ensemble des patients
$K$	Ensemble des salles
Constantes	
$d_i$	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
Variables	
$r_{ctk}$	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

#### 4.1.1 Modèle mathématique

Commençons par une petite précision sur le paramètre  $\gamma_i$ . Les patients sont donc divisés en quatre groupes de même taille et les patients plus anciens ont un poids plus élevé dans la fonction objectif afin de les programmer en priorité.

Modèle

$$\max_{r,x} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} d_i \gamma_i \quad (4.1)$$

sujet à :

$$\sum_{c \in C} r_{ctk} \leq 1 \quad \forall t \in T, k \in K \quad (4.2)$$

$$r_{ctk} \leq \sum_{s \in S} q_{cs} e_{stk} \quad \forall c \in C, t \in T, k \in K \quad (4.3)$$

$$x_{itk} - r_{ctk} \leq 0 \quad \forall c \in C, t \in T, k \in K, i \in I, b_{ic} = 1 \quad (4.4)$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} \leq 1 \quad \forall i \in I \quad (4.5)$$

$$\sum_{i \in I} x_{itk} d_i \leq \Omega_{tk} \quad \forall t \in T, k \in K \quad (4.6)$$

$$r_{ctk} = 1 \quad \forall c \in C, t \in T, k \in K | mss_{tk} = c \quad (4.7)$$

$$r_{ctk} \in \{0, 1\} \quad \forall c \in C, t \in T, k \in K \quad (4.8)$$

$$x_{itk} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K \quad (4.9)$$

La fonction objectif (4.1) vise à maximiser l'occupation des salles tout en priorisant les patients les plus anciens de la liste d'attente. Le score d'un patient est donc  $d_i \gamma_i$ . Comme dans Agnetis *et al.* (2012), la multiplication par la durée d'intervention permet de ne pas programmer que les interventions courtes.

Les contraintes (4.2) assure qu'un chirurgien au maximum peut être affecté à une salle un jour. Les contraintes (4.3) assure que le chirurgien  $c$  peut être affecté à la salle  $k$  au jour  $t$  si et seulement si sa spécialité correspond à celle définie dans la grille opératoire. Les contraintes (4.4) assure qu'un patient  $i$  ne peut être affecté à un créneau que si son chirurgien y est aussi affecté. Les contraintes (4.5) assure qu'un patient ne peut être opéré qu'une fois au maximum tout au long de l'horizon de programmation. Les contraintes (4.6) assure que la durée totale d'intervention programmée dans la salle  $k$  au jour  $t$  n'excède pas la capacité de temps  $\Omega_{tk}$ . Plus les ressources disponibles en temps sont utilisées, plus cette contrainte sera proche de la saturation. Aucun temps supplémentaire n'est autorisé. Les contraintes (4.7) impose l'affectation des chirurgiens déjà programmés à certains créneaux dans la grille opératoire. Enfin, les contraintes (4.8) et (4.9) décrivent les ensembles d'appartenance de  $x$  et  $r$ , variables binaires.

Cette première version de la modélisation du bloc opératoire nous fournira une solution

simple dont les caractéristiques (temps laissé pour les intercas, durée des interventions, choix des chirurgiens etc.) seront identiques à celles des emplois du temps actuels. Ce modèle est davantage orienté vers la pratique que la théorie mais la validation de cette première étape, bien que simple, nous permettrait de faire un premier pas plus assuré vers l’automatisation de la programmation des salles d’opération. Cependant, c’est un modèle de base qui représente la façon actuelle de résoudre le problème. Nous proposons alors deux pistes d’extension rendues possibles par l’utilisation d’un outil d’optimisation.

## 4.2 Deux pistes d’extension envisageables

### 4.2.1 Modèle déterministe avec affectation des chirurgiens

Une seconde extension du modèle de base consiste à relaxer les contraintes (4.7) qui fixent l’affectation des chirurgiens déjà programmés. Ceci a pour objectif de laisser le modèle mathématiques prendre lui même cette décision afin de les affecter le mieux possible. Une autre piste intéressante à explorer concerne le niveau d’ordonnancement auquel nous prenons une décision (voir 2.1.3). En effet, plus l’optimisation est effectuée à un haut niveau de décision plus sa valeur ajoutée potentielle est grande. Cependant, ses effets négatifs pourraient également avoir des conséquences plus lourdes. Ainsi, si l’on décide de ne pas prendre en compte les contraintes de la grille opératoire concernant l’affectation des chirurgiens, nous pouvons aussi décider des chirurgiens à programmer afin de maximiser notre objectif. Signalons tout de même que nous sommes toujours au niveau opérationnel.

La solution obtenue pourrait alors être proposée aux chefs des différents services afin de les guider dans le choix des chirurgiens et de favoriser davantage les interventions des patients les plus anciens de la liste d’attente. La disponibilité des chirurgiens devient alors un paramètre du problème.

### Modèle avec affectation des chirurgiens

Nous ajoutons désormais un paramètre au modèle afin de tenir compte de la disponibilité des chirurgiens.

$$o_{ct} = \begin{cases} 1 & \text{si le chirurgien } c \text{ est disponible le jour } t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le modèle qui inclut l’affectation des chirurgiens est le suivant :

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

sujet à :

$$\sum_{k \in K} r_{ctk} \leq o_{ct} \quad \forall c \in C, t \in T \quad (4.7')$$

contraintes 4.2 - 4.6, 4.8, 4.9

La différence avec le modèle de base présenté dans la sous-section 4.1.1 est que les contraintes (4.7) sont remplacées par (4.7'). Ce modèle doit être approfondi davantage afin de respecter les contraintes des différents services ainsi que les préférences d'un nombre élargi de membres du personnel. Par exemple, les priorités opératoires doivent être distribuées aux chirurgiens de manière égalitaire. Après discussion avec les membres du personnel de l'hôpital, il semblerait qu'affecter au moins une priorité mensuelle à chaque chirurgien permette de satisfaire cette contrainte. Une étude nous permettant d'observer s'il y a tout de même du potentiel en termes de nombre de patients et de priorisation des patients les plus anciens avec ce modèle sera menée dans le chapitre 6.

## 4.2.2 Robustification du modèle vis-à-vis des durées d'intervention

### Contexte

La solution obtenue avec le modèle 4.1 serait optimale si, entre autres, les durées d'intervention estimées par les chirurgiens étaient exactes. Comme nous l'avons vu dans les sections 2.1.4 et 3.1.4, ces durées sont variables et il est complexe d'en faire des estimations précises. Définir un modèle robuste serait alors une manière de se prémunir contre cette incertitude. Ce modèle nous garantirait, par exemple, que la contrainte de temps soit respectée quelque soit la réalisation des durées d'intervention dans un ensemble d'incertitude prédéfini. Nous serons donc amenés à définir l'ensemble d'incertitude auquel appartiendra notre paramètre incertain  $d_i$ , représentant les durées d'interventions de chaque patient  $i$ .

La motivation de la modélisation robuste est de ne pas faire d'hypothèses sur la distribution du paramètre incertain. Ainsi, nous souhaiterions simplement remplacer l'estimation de chaque durée d'intervention  $d_i$  par un intervalle d'incertitude  $[d_i - \bar{d}_i; d_i + \bar{d}_i]$  et imposer que la contrainte de ressource en temps soit respectée quelque soit la durée réelle de l'intervention

$\tilde{d}_i \in [d_i - \bar{d}_i; d_i + \bar{d}_i]$ . Le paramètre de durée d'intervention devient alors :

$$\tilde{d}_i = d_i + z_i \bar{d}_i \quad (4.10)$$

où  $z \in [-1, 1]^I$ ,  $d_i$  est l'estimation initiale et  $\bar{d}_i$  est l'amplitude de l'incertitude par rapport à l'estimation du chirurgien.

Cette approche est conservatrice et averse au risque, par conséquent elle tend à programmer moins de cas afin de s'assurer de respecter la contrainte de temps des salles. En pratique, il est peu probable que toutes les opérations connaissent un dépassement en même temps (ou soient toutes plus courtes que prévues). Afin de représenter cette réalité nous utilisons le concept de budget qui permet de limiter le nombre d'interventions s'écartant de leur valeur moyenne. Ce budget nous permet de définir notre ensemble d'incertitude de la manière suivante :

$$\mathcal{Z} = \{z \in [-1, 1]^I \mid \sum_{i=0}^I |z_i| \leq \Gamma^{max}\}$$

où  $\Gamma^{max}$  est le budget choisi. Plus ce budget sera petit, moins l'incertitude sera grande. Le cas limite où  $\Gamma^{max} = 0$  correspond alors au modèle déterministe. La solution obtenue sera alors réalisable quelque soit  $z \in \mathcal{Z}$ , et ce, pour chaque journée, dans chaque salle.

## Modèle mathématique

Le modèle déterministe précédent doit être réécrit afin de tenir compte de l'inclusion de l'incertitude. Les équations touchées sont la fonction objectif ainsi que les contraintes 4.6. Afin d'effectuer cette reformulation, nous commençons par mettre le problème sous sa forme épigraphique.

$$\max_{r,x,t} \quad t$$

sujet à :

$$t \leq \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} (d_i + z_i \bar{d}_i) \gamma_i \quad \forall z \in \mathcal{Z} \quad (4.1')$$

$$\sum_{i \in I} x_{itk} (d_i + z_i \bar{d}_i) \leq \Omega_{tk} \quad \forall t \in T, k \in K, z \in \mathcal{Z} \quad (4.6')$$

contraintes (4.2)-(4.5), (4.7)-(4.9)

Les contraintes (4.1') et (4.6') se réécrivent :

$$\sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} \bar{d}_i \gamma_i z_i \leq -t + \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} d_i \gamma_i \quad \forall z \in \mathcal{Z} \quad (4.1'')$$

$$\sum_{i \in I} x_{itk} z_i \bar{d}_i \leq -\sum_{i \in I} x_{itk} d_i + \Omega_{tk} \quad \forall t \in T, k \in K, z \in \mathcal{Z} \quad (4.6'')$$

Cette réécriture permet de se ramener à l'écriture standard dans laquelle les termes à droite des inégalités sont constants vis-à-vis de  $z$ . Ainsi, une fois les décisions prises concernant les variables  $x$ ,  $r$  et  $t$ , nous souhaiterions que les contraintes du modèle restent vérifiées quelque soit la valeur du paramètre incertain  $z$  (i.e. les durées réelles d'intervention). Détaillons le raisonnement pour la contrainte (4.1''). Les calculs concernant (4.6'') sont similaires.

Considérons  $(x, r)$ , une solution réalisable du problème 4.1. En posant  $z^+ \in \mathbb{R}^I$  et  $z^- \in \mathbb{R}^I$ , les parties positives et négatives de  $z$  respectivement, nous définissons le modèle linéaire suivant :

$$p^* = \max_{z^+, z^-} - \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} \bar{d}_i \gamma_i (z_i^+ - z_i^-) \quad (P)$$

sujet à :

$$z^+ - z^- \leq \mathbb{1} \quad (\mu_1^+) \quad (4.11)$$

$$-\mathbb{1} \leq z^+ - z^- \quad (\mu_1^-) \quad (4.12)$$

$$\mathbb{1}^T(z^+ + z^-) \leq \Gamma^{max} \quad (\lambda_1) \quad (4.13)$$

$$z^+ \geq 0 \quad (\lambda_1^+) \quad (4.14)$$

$$z^- \geq 0 \quad (\lambda_1^-) \quad (4.15)$$

où  $\mathbb{1}$  représente le vecteur de taille  $I$  et dont toutes les composantes valent 1. La fonction objectif de ce programme mathématique correspond au terme de gauche de l'équation (4.1'') et  $\lambda_1 \in \mathbb{R}, \mu_1^+, \mu_1^-, \lambda_1^+, \lambda_1^- \in \mathbb{R}^I$  sont les variables duales associées aux contraintes. L'indice 1 réfère à l'équation (4.1'). Si  $p^* \leq -t + \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} d_i \gamma_i$  alors la contrainte de durée sera respectée malgré les incertitudes sur les durées d'intervention. Le problème dual de (P) est le suivant :

$$d^* = \min_{\mu_1^+, \mu_1^-, \lambda_1} \lambda_1 \Gamma^{max} + \mathbb{1}^T(\mu_1^+ + \mu_1^-) \quad (D)$$

sujet à :

$$\begin{aligned} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} (x_{:tk} \odot \bar{d} \odot \gamma) &\geq -\lambda_1 \mathbb{1} - \mu_1^+ + \mu_1^- \\ \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} (x_{:tk} \odot \bar{d} \odot \gamma) &\leq \lambda_1 \mathbb{1} - \mu_1^+ + \mu_1^- \\ \lambda_1, \mu_1^+, \mu_1^- &\geq 0 \end{aligned}$$

L'opération  $\odot$  est la multiplication de vecteurs terme à terme et  $x_{:tk}$  représente le vecteur  $[x_{itk} \quad \forall i \in I]$ . Étant donné que le problème est linéaire, alors  $p^* = d^*$ . Le problème dual étant un problème de minimisation, nous pouvons en déduire que la contrainte (4.1'') est robuste si et seulement si il existe  $\lambda, \mu^+, \mu^-$  (nous avons alors ôté l'indice 1 pour simplifier l'écriture du modèle), appelés certificats de robustesse, vérifiant les contraintes suivantes :

$$\begin{aligned}
-\sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} d_i \gamma_i &\leq -t - \lambda \Gamma^{max} - \mathbb{1}^T(\mu^+ + \mu^-) \\
\sum_{t \in T} \sum_{k \in K} (x_{:tk} \odot \bar{d} \odot \gamma) &\geq -\lambda \mathbb{1} - \mu^+ + \mu^- \\
\sum_{t \in T} \sum_{k \in K} (x_{:tk} \odot \bar{d} \odot \gamma) &\leq \lambda \mathbb{1} - \mu^+ + \mu^- \\
\lambda, \mu^+, \mu^- &\geq 0
\end{aligned}$$

Ainsi, robustifier notre modèle de base revient à y injecter ces variables et contraintes supplémentaires. En effectuant le même raisonnement que précédemment avec la contrainte (4.6'') et en les intégrant dans 4.1, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
&\max_{r, x, t} && t \\
&\lambda_1, \mu_1^+, \mu_1^- \\
&\lambda_2, \mu_2^+, \mu_2^-
\end{aligned}$$

sujet à :

$$\begin{aligned}
-\sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} d_i \gamma_i &\leq -t - \lambda_1 \Gamma^{max} - \mathbb{1}^T(\mu_1^+ + \mu_1^-) \\
\sum_{t \in T} \sum_{k \in K} (x_{:tk} \odot \bar{d} \odot \gamma) &\geq -\lambda_1 \mathbb{1} - \mu_1^+ + \mu_1^- \\
\sum_{t \in T} \sum_{k \in K} (x_{:tk} \odot \bar{d} \odot \gamma) &\leq \lambda_1 \mathbb{1} - \mu_1^+ + \mu_1^- \\
\lambda_1, \mu_1^+, \mu_1^- &\geq 0 \\
\sum_{i \in I} x_{itk} d_i &\leq -\lambda_{2,tk} \Gamma^{max} - \mathbb{1}^T(\mu_{2,tk}^+ + \mu_{2,tk}^-) + \Omega_{tk} && \forall t \in T, k \in K \\
-x_{:tk} \odot \bar{d} &\geq -\lambda_{2,tk} \mathbb{1} - \mu_{2,tk}^+ + \mu_{2,tk}^- && \forall t \in T, k \in K \\
-x_{:tk} \odot \bar{d} &\leq \lambda_{2,tk} \mathbb{1} - \mu_{2,tk}^+ + \mu_{2,tk}^- && \forall t \in T, k \in K \\
\lambda_{2,tk}, \mu_{2,tk}^+, \mu_{2,tk}^- &\geq 0 && \forall t \in T, k \in K \\
&&& \text{contraintes 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.7, 4.8, 4.9}
\end{aligned}$$

La solution obtenue tient davantage compte des aléas de la réalité et nous permet de se prémunir contre les retards éventuels en contrepartie d'un taux d'utilisation des salles théoriquement inférieur. Les différences de performance entre les deux modèles seront examinées dans le chapitre 6.

## CHAPITRE 5    ANTICIPATION DES ANNULATIONS EN SOINS INTENSIFS

La troisième extension du modèle abordée dans ce mémoire est celle de l'intégration des soins intensifs. Mieux anticiper la capacité d'admission au moment d'effectuer la programmation permettrait de limiter le risque d'annulation de dernière minute.

Comme mentionné dans la section 2.1.5, anticiper les ressources disponibles en soins intensifs est une tâche complexe. De plus, le nombre de patients électifs admis quotidiennement y est très faible. Il est en effet rare que plus de 2 patients soient admis au cours d'une journée. Ensuite, les patients urgents sont sources d'incertitude et sont toujours prioritaires. Étant donné que 75% des admissions dans l'unité sont des urgences, une stratégie adaptée pour répondre à cet afflux permanent est alors nécessaire pour programmer au mieux les patients électifs et augmenter leur probabilité d'admission. Nous allons détailler l'approche adoptée puis sa modélisation dans les deux sections suivantes. Nous intégrerons enfin cette solution au modèle initial dans la troisième section.

Dans la suite, une programmation (ou un programme) désignera une suite d'entiers définissant le nombre de demandes d'admission pour chaque jour constituant l'horizon.

### 5.1 Idée générale

L'approche que nous avons choisie s'inspire des processus de décision Markoviens. Un état est défini par certains facteurs explicatifs du nombre d'annulations et, dans chaque état, nous décidons du nombre de patients à programmer pour le lendemain. Commençons par définir les variables explicatives de ces annulations afin de présenter les états.

Comme étudié dans le chapitre 3, le mois de l'année est un facteur influençant de manière conséquente la probabilité d'admission des patients. La période estivale est en effet plus propice aux admissions des patients électifs, l'afflux de patients urgents étant bien moins important qu'entre les mois de novembre et avril. Nous divisons alors l'année en deux périodes (mai-octobre et novembre-avril). Ensuite, nous pouvons supposer que le jour de la semaine a également un impact sur la charge de travail de l'unité et donc sur sa capacité à admettre de

nouveaux patients. Enfin, un raisonnement simple nous a amené à considérer une troisième variable explicative : le nombre de patients annulés la veille. Par exemple, si deux patients ont été annulés la veille, on peut supposer que la probabilité d'admission est plus importante le jour suivant. Un état est ainsi défini par trois paramètres : la saison, le jour de la semaine et le nombre d'annulations.

Dès lors que nous possédons un emploi du temps, et donc une programmation du nombre de patients nécessitant les soins intensifs pour chaque jour, nous obtenons un certain réseau. Les arêtes de ce réseau ont des capacités représentant les probabilités de transitions d'un état à l'autre. Notre idée consiste désormais à se placer dans un état initial (par exemple "Mardi") et à considérer un flot d'une unité sortant de ce nœud. Ce flot se propagera alors à travers le réseau, sous contrainte de conservation, et nous indiquera la probabilité d'arriver dans chaque état du réseau à un instant  $t$ . Chaque état étant associé à un nombre d'annulations, nous serons alors en mesure de quantifier le risque souhaité.

## 5.2 Présentation de la solution

### 5.2.1 Introduction simple avec un nœud du réseau

Commençons par introduire l'idée de base de notre raisonnement en se focalisant sur un nœud du réseau. Nous examinons alors un exemple simple avec les valeurs de paramètres suivantes concernant les états du réseau et les décisions à prendre :

#### Les états

Nombre de saisons : 2

Nombre de jours composant l'horizon : 6 (Lundi à vendredi et fin de semaine)

Nombre maximal de patients annulés par jour : 2

#### Les décisions à prendre

Nombre maximal de patients programmés par jour : 2

Chaque état est défini par le jour de la semaine et le nombre d'annulations, par exemple (Mardi,1). De plus, nous utiliserons les deux périodes de l'année pour calculer les probabilités de transition.

Chaque jour, nous nous trouvons dans un des 18 états possibles (6 jours et 0 à 2 annulations)

et nous prenons la décision de programmer 0, 1 ou 2 patients pour le lendemain. Ce processus décisionnel se représente graphiquement de la manière suivante :

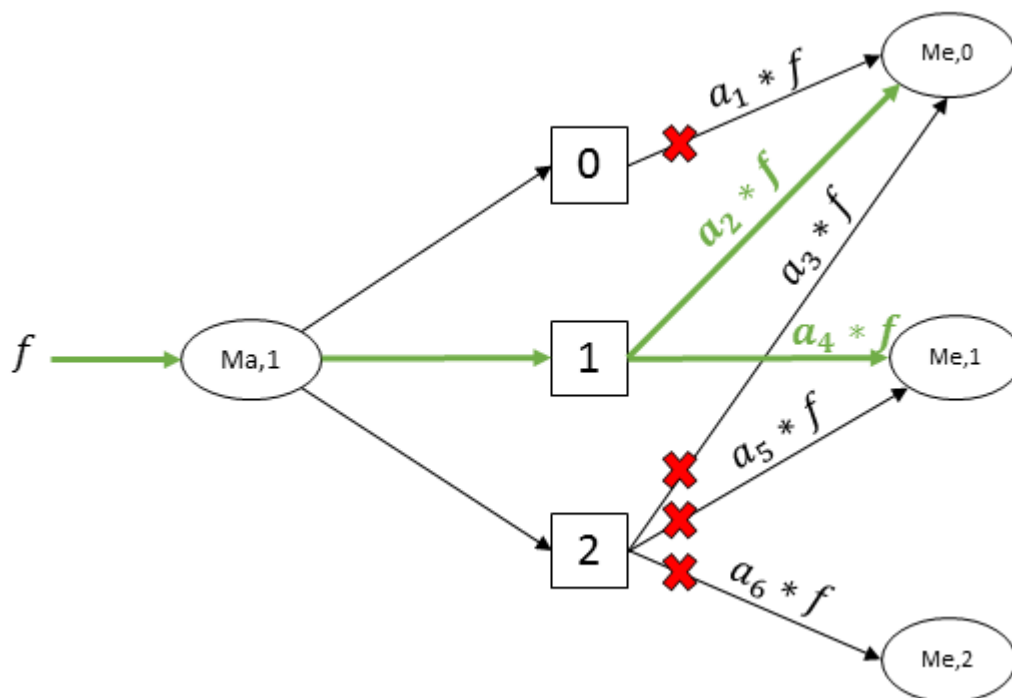


Figure 5.1 Exemple d'un nœud du processus décisionnel de Markov

Dans l'exemple de la figure 5.1, nous sommes dans l'état (Ma,1). Cela signifie que nous sommes mardi et qu'un seul patient électif a été annulé aujourd'hui. La décision prise pour le lendemain mènera dans l'état "mercredi" avec 0,1 ou 2 annulations. Notre décision, sur ce schéma, est de faire **1 demande** d'admission pour le lendemain. Cette demande nous mènera à 0 annulation (i.e. sera acceptée) avec une probabilité  $a_2$  et à 1 annulation avec une probabilité  $a_4$ . Les arcs concernés sont représentés en vert sur le schéma.

Chaque nœud du réseau que nous considérons possède donc six arcs sortants avec un flot potentiellement non-nul. En effet, sur les neuf arcs sortants possibles, plusieurs ont une probabilité nulle comme, par exemple, l'arc correspondant à 1 demande et menant à 2 annulations. Les six arcs sortants et les probabilités leur étant associées sont explicités ci-dessous :

1. 0 demande mène à 0 annulation avec une probabilité  $a_1 = 1$
2. 1 demande mène à 0 ou 1 annulation avec probabilité  $a_2$  et  $a_4$
3. 2 demandes mène à 0, 1 ou 2 annulations avec probabilité  $a_3$ ,  $a_5$  et  $a_6$

La capacité  $a$  de chacun de ces arcs est égal à la probabilité d'avoir  $x$  annulations (indiqué dans le nœud d'arrivée) sachant que nous sommes dans l'état correspondant au nœud actuel (ici (Ma,1)). Le flot sur les arcs sortants qui ne sont pas associés à la bonne demande (ici 1) sont nécessairement nuls (les arcs sont alors marqués d'une croix rouge). Finalement, le flot entrant  $f$  sera réparti à travers les arêtes restantes proportionnellement à leur capacité, ici  $a_2$  et  $a_4$ . La conservation du flot est maintenue grâce à l'équation  $a_2 + a_4 = 1$ .

### 5.2.2 Illustration du réseau généralisé

Le réseau complet est constitué des 18 nœuds, correspondant aux états, répétés chaque jour, formant différentes couches successives. Le nombre de couches est alors égal au nombre de jours constituant l'horizon de programmation et le flot entrant dans chaque couche est égal à 1. Les paramètres du modèle sont comme suit :

$T$  : Nombre de jours composant l'horizon

$L$  : Nombre maximal de patients programmés par jour

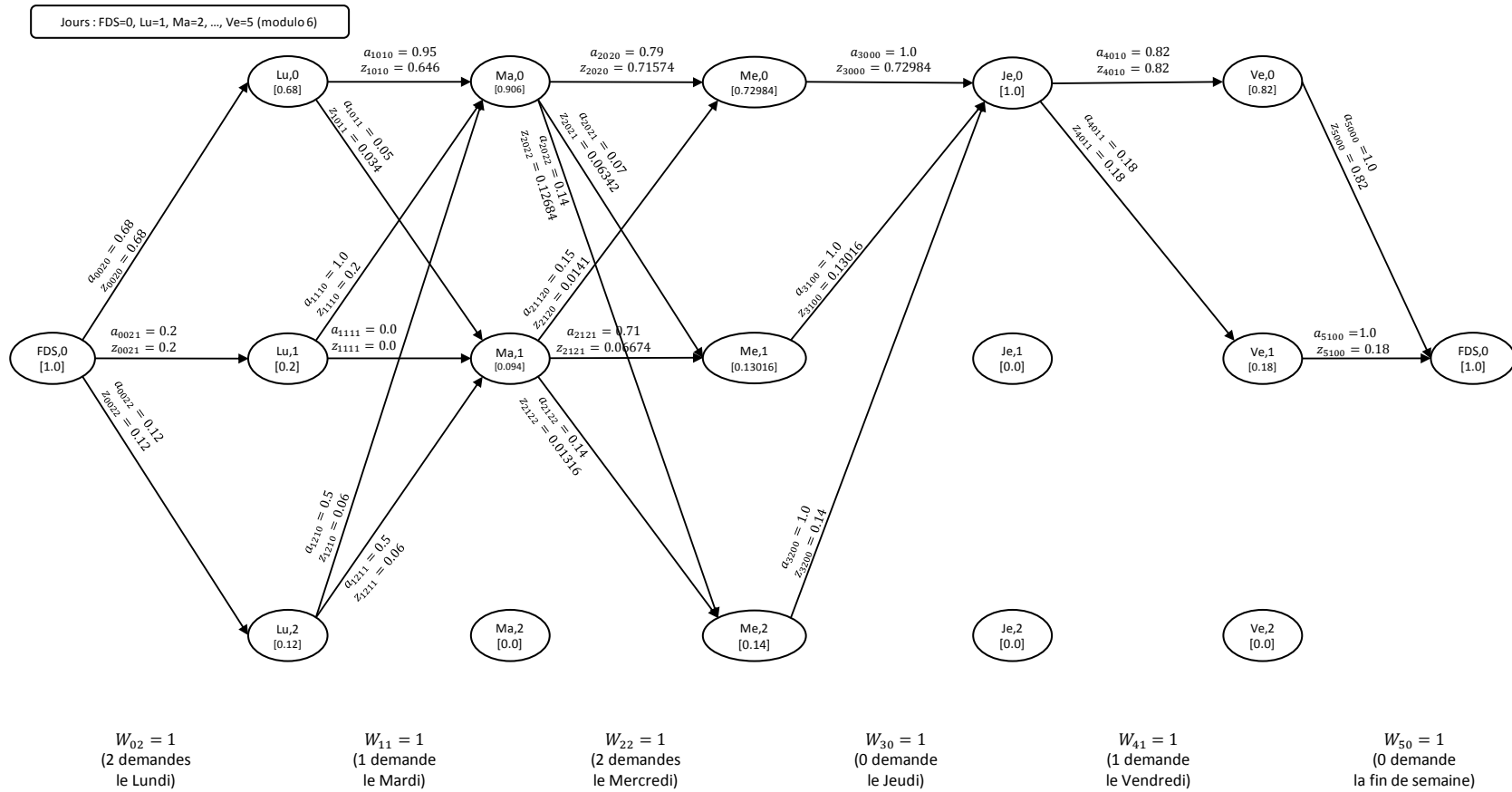
$P$  : Nombre maximal de patients annulés par jour

$a_{tp_1\ell p_2}$  : Probabilité d'annuler  $p_2$  patients sachant que nous sommes dans l'état (jour :  $t$ , annulations :  $p_1$ ) et que nous programmons  $\ell$  patients pour le lendemain.

$$W_{t\ell} = \begin{cases} 1 & \text{si nous programmons } \ell \text{ patients au jour } t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$z_{tp_1\ell p_2}$  = flot (de probabilités) se propageant à travers l'arête reliant le nœud  $(t, p_1)$  au nœud  $(t + 1, p_2)$  associée à la demande  $\ell$ . La capacité de cet arc est  $a_{tp_1\ell p_2}$ .

## Exemple de flot obtenu pour un graphe d'horizon de taille 6



La graphe présenté possède un horizon de 6 jours de programmation et les couches du réseau sont représentées de la gauche vers la droite. La première et la dernière couches ne contiennent qu'un seul nœud et les autres trois nœuds. Nous n'avons représenté que les arêtes qui ne sont pas désactivées (i.e. correspondant à la bonne demande) et non les 6 arêtes sortantes de chaque nœud, le flot à travers les autres étant forcé à être nul. La valeur indiquée entre crochets pour chaque état représente le flot passant à travers ce nœud. On observe que le flot à travers chaque couche est égal à 1 et donc que notre contrainte de conservation est bien respectée.

Ensuite, nous observons que comme nous programmons 2 patients le mercredi, tous les nœuds de la couche "mercredi" (correspondant aux différents nombres d'annulation) ont des arcs entrants. Cependant, n'ayant pas programmé de patient le jeudi, le seul arc sortant des nœuds de la couche "mercredi" sont ceux arrivant dans l'état "jeudi" avec 0 annulation. Ainsi, chaque programmation est associée à un réseau différent dans la mesure où les arêtes activées entre chaque couche seront différentes. Présentons désormais le modèle linéaire nous permettant d'obtenir les valeurs du flot modélisé par la variable  $z$ .

### 5.2.3 Modélisation complète du réseau

Supposons pour le moment que la programmation sur la semaine est un paramètre d'entrée du problème  $W$ .

$z_{tp_1\ell p_2}$  = flot (de probabilités) se propageant à travers l'arête reliant le nœud  $(t, p_1)$  au nœud  $(t + 1, p_2)$  et associée à la demande  $\ell$  (La capacité de cet arc est  $a_{tp_1\ell p_2}$ ).

Modèle

$$\max_z \quad 0 \tag{5.1}$$

sujet à :

$$0 \leq z_{tp_1\ell p_2} \leq a_{tp_1\ell p_2} \quad \forall t \in T, (p_1, p_2) \in P, \ell \in L \quad (5.2)$$

$$z_{tp_1\ell p_2} \leq a_{tp_1\ell p_2} \sum_{p_0, \ell_0} z_{(t-1)p_0\ell_0 p_1} \quad \forall t \in T, (p_1, p_2) \in P, \ell \in L, t \geq 1 \quad (5.3)$$

$$\sum_{p_1, p_2} z_{tp_1\ell p_2} \leq W_{t\ell} \quad \forall t \in T, \ell \in L \quad (5.4)$$

$$\sum_{\ell, p_2} z_{00\ell p_2} = 1 \quad (5.5)$$

$$\sum_{p_1, \ell, p_2} z_{tp_1\ell p_2} = 1 \quad \forall t \in T, t \geq 1 \quad (5.6)$$

L'objectif de ce modèle est de trouver un flot réalisable qui est, notons-le, unique et dont la somme est 1. La fonction objectif (5.1) est donc simplement définie comme une constante.

Les contraintes (5.2) et (5.3) sont des contraintes de capacité. Les contraintes (5.3) indiquent que le flot à travers une arête ne peut excéder le produit de la capacité de cette arête et du flot entrant dans le nœud dont est issu cette arête. Dès lors que certains arcs ont été désactivés par les contraintes (5.4), la seule possibilité pour respecter les contraintes de flot 1 entre chaque couche (contraintes (5.6)) est alors de les saturer. Ainsi une égalité existera ici lorsque le flot ne sera pas nul. Le flot ne peut circuler que dans les arêtes correspondant à la décision  $\ell$  (nombre de patients programmés) pour chaque couche  $t$ . Ainsi, si le nombre de patients programmés au jour  $t$  est différent de  $l$ , toutes les variables  $z_{t,\ell}$  doivent être nulles. Dans le cas contraire, cette contrainte est toujours vérifiée car le flot entre deux couches ne peut pas excéder 1 (flot issu du nœud initial) (contraintes (5.4)). Le flot issu du nœud initial ( $t = 0, p_1 = 0$ ) à travers le réseau est égal à 1. Les variables  $z$  associées aux arêtes activées issues de ce nœud seront alors égales aux capacités de ces arêtes grâce aux contraintes (5.5). Les contraintes (5.6) imposent que le flot total issu de chaque couche  $t \geq 1$  soit égal à 1. Ces contraintes sont à la base de la conservation du flot.

Ce modèle linéaire nous donne donc, pour une programmation donnée, un flot à travers chaque nœud représentant la probabilité de passer par cet état. Ces flots nous indiquent ainsi, pour chaque jour, la probabilité d'avoir 0, 1 ou 2 annulations lorsque la programmation est celle définie par le paramètre  $W$ . L'étape finale de notre raisonnement est alors d'intégrer ces contraintes dans le modèle initial afin d'optimiser le choix des patients et le taux d'occupation du bloc (résultat du modèle de base 4.1.1) tout en s'assurant de répartir les patients nécessitant une admission aux SIP tout au long de la semaine de manière à éviter

que les probabilités d'annulation soient trop élevées (5.1). Nous imposerons alors une borne supérieure aux probabilités d'obtenir 1 et 2 annulations pour chaque jour.

### 5.3 Intégration des nouvelles contraintes dans le modèle de base

Lors de cette intégration, une étape importante est le changement de rôle de  $W_{t\ell}$ . En effet, alors que  $W$  était jusqu'ici un paramètre du problème, nous souhaiterions désormais que ce soit une variable liée à l'emploi du temps généré par notre modèle de base et représenté par la variable  $x$ . Rappelons que les paramètres  $W_{t\ell}$  sont binaires et valent 1 si et seulement si  $\ell$  demandes sont effectuées au jour  $t$ . Les contraintes ci-dessous permettent de s'assurer que cette propriété sera bien vérifiée lorsque nous considérerons  $W$  comme une variable :

$$\begin{aligned} \sum_{\ell} \ell W_{t\ell} &= g(x, t) & \forall t \in T \\ \sum_{\ell} W_{t\ell} &= 1 & \forall t \in T \end{aligned}$$

où  $g$  est une fonction renvoyant le nombre de patients nécessitant les soins intensifs programmés au jour  $t$  dans l'emploi du temps défini par la variable  $x$ . De plus, nous introduisons le paramètre  $\omega_i$  qui indique si un patient a besoin d'une admission postopératoire aux soins intensifs ou non.

Probabilité d'annuler  $p_2$  patients lors d'une demande de  $\ell$  places dans l'état (jour :  $t$ , annulations :  $p_1$ ) :  $a_{tp_1\ell p_2}$

$$\omega_i = \begin{cases} 1 & \text{si le patient } i \text{ nécessite les soins intensifs} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Modèle

$$\max_{r,x,z,W} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} x_{itk} d_i \gamma_i \quad (5.7)$$

sujet à :

(4.2) – (4.9)

$$0 \leq z_{tp_1\ell p_2} \leq a_{tp_1\ell p_2} \quad \forall t \in T, (p_1, p_2) \in P, \ell \in L \quad (5.8)$$

$$\sum_{p_1, p_2} z_{tp_1\ell p_2} \leq W_{t\ell} \quad \forall t \in T, \ell \in L \quad (5.9)$$

$$\sum_{l, p_2} z_{00\ell p_2} = 1 \quad (t = 0, p_1 = 0) = \text{état initial} \quad (5.10)$$

$$\sum_{p_1, l, p_2} z_{tp_1\ell p_2} = 1 \quad \forall t \in T, t \geq 1 \quad (5.11)$$

$$z_{tp_1\ell p_2} \leq a_{tp_1\ell p_2} \sum_{p_0, l_0} z_{(t-1)p_0 l_0 p_1} \quad \forall t \in T, (p_1, p_2) \in P, \ell \in L, t \geq 1 \quad (5.12)$$

$$\sum_{\ell} \ell W_{t\ell} = \sum_{i, k} \omega_i x_{itk} \quad \forall t \in T \quad (5.13)$$

$$\sum_{\ell} W_{t\ell} = 1 \quad \forall t \in T \quad (5.14)$$

$$W_{t\ell} \in \{0, 1\} \quad \forall t \in T, \ell \in L \quad (5.15)$$

Les contraintes 5.8 à 5.15 concernent la répartition des patients nécessitant les SIP au cours de la semaine afin de limiter le risque d'annulation. Ce bloc de contraintes nous fournit, en particulier, la variable  $z$  qui quantifie ce risque. La dernière étape consiste donc à ajouter les deux contraintes :

$$\sum_{p_1, \ell} z_{t-1, p_1, \ell, 1} \leq u_1 \quad \forall t \in T, t \geq 1 \quad (5.16)$$

$$\sum_{p_1, \ell} z_{t-1, p_1, \ell, 2} \leq u_2 \quad \forall t \in T, t \geq 1 \quad (5.17)$$

où  $u_1$  et  $u_2$  sont les probabilités maximales d'obtenir respectivement 1 et 2 annulations. Les termes de ces contraintes se situant à gauche de l'inégalité sont égaux aux flots entrant dans les états correspondant à 1 et 2 annulations pour chaque jour  $t \geq 1$ . Ainsi, nous imposons une probabilité d'obtenir 1 annulation inférieure à  $u_1$  et une probabilité d'en obtenir 2 inférieure à  $u_2$ . Intégrer l'annulation des soins intensifs aux modèles robuste et incluant l'affectation des chirurgiens se fait de manière similaire.

## CHAPITRE 6 RÉSULTATS ET ANALYSES

Nous allons présenter dans ce chapitre les expérimentations avec les modèles présentés dans les deux chapitres précédents. Dans la première section, nous détaillerons les entrées utilisées par nos modèles. Nous présenterons ensuite les résultats des trois modèles que nous avons introduits au chapitre 4 à savoir le modèle déterministe, le modèle robuste et le modèle avec affectation des chirurgiens. Nous évaluerons également le comportement du modèle concernant la priorisation des patients et la répartition de ces derniers concernant l'accessibilité aux soins intensifs. Enfin, dans la dernière partie, nous apporterons de légères modifications au premier modèle afin d'effectuer des comparaisons avec les emplois du temps produits par l'hôpital et d'observer les éventuelles améliorations apportées.

### 6.1 Traitement des données de l'hôpital

Les fichiers dont nous disposons pour générer un emploi du temps sont la liste d'attente et la grille opératoire sur l'horizon désiré. Nous possédons alors deux instances correspondant au début des mois de février et avril. Lors de nos tests, nous résoudrons notre modèle sur chacun de ces mois, soit sur un horizon de 4 semaines.

Les entrées disponibles dans la liste d'attente sont les suivantes :

**Numéro de dossier** : le numéro de dossier permet d'identifier le patient. Ce numéro est utilisé pour toute procédure concernant un patient donné.

**Attente** : le temps d'attente des patients permet de prioriser ceux qui attendent depuis le plus longtemps. La priorité varie alors entre 1 et 4 comme présenté dans le chapitre précédent.

**Durée** : la durée d'intervention prévue, estimée du chirurgien, est celle utilisée pour confectonner les emplois du temps. Elle peut cependant différer de la durée réelle d'intervention.

**Chirurgien** : l'identifiant du chirurgien permet de constituer les listes d'attente propres à chaque chirurgien. Chaque patient doit se faire opérer par le chirurgien indiqué.

**ICU** : cette valeur booléenne indique si le patient a besoin ou non d'une admission au soins intensifs postopératoires. Cette indication est importante dans la mesure où nous souhaitons gérer au mieux leur admission.

Le fichier formalisant la grille opératoire contient autant de lignes qu'il y a de créneaux disponibles dans l'horizon de temps considéré. Chaque ligne est composée des entrées suivantes : jour, spécialité, salle, chirurgien et temps. Si aucun chirurgien n'est affecté à un

créneau donné, l'entrée correspondante est 0. Une remarque importante nécessite d'être faite ici concernant l'entrée **Temps**. Étant donné que notre modèle ne prend pas en compte les intercas, la durée maximale d'intervention n'est pas le temps total d'ouverture de la salle – 480 minutes pour une journée et 240 minutes pour une demi-journée – mais une durée totale d'intervention étant égale à  $\frac{7}{8}$  de la durée d'ouverture à savoir 420 minutes pour une journée et 210 minutes pour une demi-journée. Cette approche a été choisie de manière à simuler au mieux les méthodes actuelles d'ordonnancement.

## 6.2 Résolution des modèles

Afin de juger de la qualité des différents modèles et de les comparer avec la situation actuelle au CHUSJ, définissons les métriques suivantes, en lien avec nos axes d'optimisation :

**Taux d'occupation** : le taux d'occupation des salles correspond au rapport entre la somme des durées des interventions programmées et la durée totale de programmation disponible sur l'horizon.

**Distribution des quartiles** : la distribution des quartiles indique le nombre de patients de chaque quartile ayant été programmés. Par exemple,  $\begin{pmatrix} 89 \\ 71 \\ 13 \\ 0 \end{pmatrix}$  indique que 89 patients du quatrième quartile (le plus ancien), 71 patients du troisième quartile, 13 patients du second et 0 patient du quartile des patients les plus récents ont été programmés. Le nombre de patients les plus urgents programmés est donc indiqué en première composante du vecteur.

**Temps d'attente moyen** : le temps d'attente moyen représente la moyenne de temps d'attente des patients programmés sur l'horizon. Un temps d'attente élevé signifiera donc que les patients choisis pour la programmation sont des patients anciens de la liste.

**Écart-type (attente)** : l'écart-type des temps d'attente des patients permet d'observer l'étalement de la distribution des patients programmés. Plus cet écart-type est petit, plus les patients programmés sont choisis parmi les patients les plus anciens.

**Coefficient de variation** : ce coefficient est le rapport entre l'écart-type et la moyenne des temps d'attente. C'est une valeur sans unité qui nous permettra de comparer la sélection des patients entre les modèles de manière objective.

### 6.2.1 Modèle déterministe au niveau opérationnel

Nous présentons dans cette sous-section les résultats obtenus avec le modèle déterministe au niveau opérationnel. Ces résultats correspondent à un gap d'optimalité de moins de 1% et sont obtenus en quelques dizaines de secondes. Ce gap d'optimalité a été choisi car la

résolution s'approche rapidement de la solution optimale mais a des difficultés à l'atteindre.

## Priorisation des patients

Tout d'abord, observons l'effet de la priorisation des patients les plus anciens de la liste d'attente dans la fonction objectif.

Tableau 6.1 Valeurs des métriques (Instance 1)

		Spécialité											
		Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.	Total
Sans priorisation	Taux d'occupation	78%	99%	99%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	98%
	Q4	2	10	11	34	10	4	2	34	11	12	7	137
	Q3	4	6	17	29	13	8	4	15	14	13	6	129
	Q2	0	4	14	39	17	4	5	21	7	21	10	142
	Q1	7	13	16	32	26	13	6	21	8	20	8	170
	Nombre de patients	13	33	58	134	66	29	17	91	40	66	31	578
	Temps d'attente moyen	131	144	213	97	91	148	29	159	95	154	208	133
	Ecart-type (attente)	116	164	174	88	97	115	36	113	69	122	181	126
	Coefficient de variation	0.89	1.14	0.81	0.91	1.07	0.78	1.2	0.71	0.72	0.79	0.87	0.95
Avec priorisation	Taux d'occupation	78%	98%	99%	99%	99%	97%	98%	99%	99%	99%	99%	97%
	Q4	3	17	43	89	45	14	4	87	27	46	37	412
	Q3	4	6	2	71	7	6	4	20	15	19	4	158
	Q2	0	11	4	13	9	2	5	0	1	1	0	46
	Q1	6	0	4	0	11	2	5	0	0	1	0	29
	Nombre de patients	13	34	53	173	72	24	18	107	43	67	41	655
	Temps d'attente moyen	133	231	381	168	196	306	54	261	150	269	476	237
	Ecart-type (attente)	114	157	182	96	141	137	63	81	54	94	161	148
	Coefficient de variation	0.86	0.68	0.53	0.57	0.72	0.45	1.17	0.31	0.36	0.35	0.34	0.62

Tableau 6.2 Valeurs des métriques (Instance 2)

		Spécialité											
		Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.	Total
Sans priorisation	Taux d'occupation	77%	98%	100%	99%	93%	100%	86%	100%	100%	100%	100%	97%
	Q4	3	10	21	24	22	5	2	26	11	14	9	147
	Q3	2	7	7	27	17	6	4	11	8	13	8	110
	Q2	6	10	19	30	19	9	5	17	11	19	4	149
	Q1	5	9	15	34	17	11	5	26	8	20	14	164
	Nombre de patients	16	36	62	115	75	31	16	80	38	66	35	570
	Temps d'attente moyen	132	180	206	91	153	154	67	139	101	138	244	143
	Ecart-type (attente)	126	187	186	95	117	130	71	115	87	128	227	141
	Coefficient de variation	0.95	1.03	0.91	1.04	0.77	0.84	1.05	0.83	0.87	0.93	0.93	0.99
Avec priorisation	Taux d'occupation	76%	96%	100%	92%	92%	99%	81%	100%	99%	99%	100%	96%
	Q4	4	16	50	102	52	22	3	87	30	61	25	452
	Q3	1	14	4	38	15	3	4	9	2	5	16	101
	Q2	9	5	3	1	1	3	5	0	0	3	0	30
	Q1	5	0	1	0	5	0	3	0	0	0	0	14
	Temps d'attente moyen	130	290	369	198	279	344	83	279	196	291	409	271
	Ecart-type (attente)	127	171	149	92	148	117	78	75	72	118	199	142
	Coefficient de variation	0.98	0.59	0.40	0.46	0.53	0.34	0.94	0.27	0.36	0.40	0.49	0.52

Nous observons dans les tableaux 6.1 et 6.2 que la sélection des patients n'est pas très pénalisante en termes de taux d'occupation des salles. Pour l'instance 1, les taux varient entre 78% et 100% lorsqu'il n'y a pas de priorisation et entre 78% et 99% avec la priorisation. Concernant la seconde instance les taux varient entre 78% et 100% sans la priorisation et entre 77% et 100% avec la priorisation.

Concernant le **temps d'attente moyen**, on observe que les poids ( $\gamma$ ) des patients jouent bien leur rôle de priorisation des patients les plus anciens. Les patients programmés sont environ deux fois plus anciens avec la priorisation. Le terme de priorisation permet de faire passer le temps moyen d'attente des patients programmés de 133 jours à 237 jours pour l'instance 1 et de 143 jours à 271 jours pour l'instance 2. De plus, nous observons bien une diminution significative du **coefficient de variation** pour toutes les spécialités excepté pour la "Neurologie" et la "Cardiologie". Cela signifie que la répartition des patients sélectionnés dans la liste d'attente est moins importante.

Enfin, nous pouvons souligner que la **distribution des quartiles** devient décroissante dans la majorité des cas. Si l'on observe par exemple la spécialité "Endodigestive", 34 patients du quartile le plus ancien sont programmés lorsqu'il n'y a pas de priorisation contre 89 patients avec la priorisation. Concernant le quartile des patients admis le plus récemment, 32

de ces patients sont programmés sans la priorisation alors qu'aucun n'est sélectionné avec la priorisation. Le terme de priorisation joue donc bien son rôle. Les spécialités "Cardiologie" et "Neurologie" font cependant encore exception. Bien que la priorisation améliore légèrement la situation, les patients programmés restent répartis presque équitablement entre les différents quartiles. Plusieurs raisons peuvent justifier ce résultat. Tout d'abord, les listes d'attente de ces spécialités sont plus restreintes. Cela signifie qu'il y a moins de choix possibles pour les durées d'intervention et que maximiser la fonction objectif, qui permet aussi d'atteindre de bons taux d'occupation, se fait en sélectionnant des patients répartis sur les différents quartiles. Ensuite, les interventions de ces spécialités sont souvent très longues et cela entraîne une perte supplémentaire de flexibilité. Cela explique aussi partiellement son taux d'occupation plus faible. Notons enfin que, sur l'ensemble des spécialités, environ 65% des patients programmés sont issus du quart des patients les plus anciens et que 90% sont issus de la moitié des patients les plus anciens.

### **Limitation de l'accès aux soins intensifs**

Dans cette section, plutôt que de fixer une contrainte maximale d'admission aux soins intensifs, nous testons les alternatives où nous intégrons le risque d'annulation. Les paramètres  $u_1$  et  $u_2$  nous permettent de quantifier le risque d'annulation pour chaque jour. Ils correspondent respectivement à la probabilité maximale d'avoir 1 et 2 annulations. Ces probabilités devront en pratique être fixées par le gestionnaire du bloc opératoire qui décide du risque acceptable pour le centre hospitalier. Les résultats sont présentés pour chacune des journées de la période, à part pour les fins de semaine, marqués "FS". La première ligne représente la programmation lorsque nous utilisons une borne maximale de deux patients nécessitant un passage aux soins intensifs sans contrainte supplémentaire concernant le risque d'annulation. Les trois lignes suivantes détaillent la demande pour l'année (et les deux saisons respectivement) lorsque le risque d'annuler un patient est inférieur à 20% et celui d'annuler deux patients inférieur à 5%.

Dans les tableaux 6.3, nous présentons plusieurs résultats et nous nous intéressons au nombre de patients nécessitant les soins intensifs programmés par jour. Les autres métriques ne sont que très peu affectées par cette modification, les nouvelles contraintes ayant un impact minime sur le choix des patients.



Enfin, cette méthode nous permet de tenir compte du risque d’annulation de manière plus fine que lorsque nous fixons simplement une borne statique pour chaque jour. En effet, dans notre cas, le nombre de patients programmés sur une journée dépend de l’état du système le jour précédent, qui dépend lui aussi du jour précédent et ainsi de suite. Aucun schéma n’est donc décidé a priori pour la semaine. De cette manière, le système est plus flexible dans le sens où il peut y avoir 2 patients programmés quelque soit le jour de la semaine mais que cette valeur dépendra finalement des patients sélectionnés et de l’état du système les jours précédents. La contrainte est ainsi transférée du nombre de patients à opérer par jour à la probabilité d’avoir des annulations.

### 6.2.2 Modèle robuste vis-à-vis des durées des interventions

Une seconde piste que nous avons explorée dans le chapitre 4 était la prise en compte de la variabilité des durées d’intervention ou, autrement dit, l’inexactitude potentielle des estimations faites par les chirurgiens.

La complexité du modèle robuste étant plus importante et la résolution du modèle étant plus longue, nous ne le résoudrons que sur une semaine (au lieu de quatre semaines comme avec le modèle de base).

Enfin, les caractéristiques de l’ensemble d’incertitude choisi pour notre modèle robuste sont les suivantes :

$$\begin{aligned} \Gamma^{max} &= 2 \\ \bar{d} &= 0.1d \end{aligned}$$

Pour rappel, cela signifie que nous autorisons, dans le pire cas, 2 interventions à prendre leur valeur maximale et que chaque durée d’intervention possède une incertitude de 10%. Ce paramétrage a été choisi de manière à simuler une incertitude réaliste. Environ quatre ou cinq interventions sont programmées par créneau et nous laissons alors moins de la moitié de ces dernières prendre leurs valeurs maximales. De plus, plus une intervention est longue plus l’intervalle d’incertitude sera grand. Une variation exprimée comme un pourcentage de la durée d’intervention est alors judicieux. Les résultats obtenus sur la première semaine de chaque instance sont présentés dans le tableau 6.4.

Tableau 6.4 Comparaison des résultats des modèles robuste et déterministe \*

Instance 1	Modèle	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.	Total
Taux d'occupation	Déterministe	93%	100%	100%	99%	100%	98%	100%	100%	99%	100%	99%	99%
	Robuste	69%	90%	94%	96%	93%	89%	82%	96%	93%	97%	87%	90%
Distribution des quartiles	Déterministe	2	6	13	41	21	7	1	25	11	14	10	151
		1	0	0	0	5	0	1	2	1	7	1	18
		0	2	0	0	3	0	0	0	0	0	0	5
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Robuste	1	7	25	37	27	8	2	30	12	16	9	174
		2	1	0	1	4	0	3	2	1	9	0	23
		0	4	0	0	2	0	1	0	0	0	0	7
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps d'attente moyen	Déterministe	257	242	438	209	220	375	94	297	173	260	547	274
	Robuste	227	306	402	197	229	356	85	283	172	261	602	275
Instance 2	Modèle	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.	Total
Taux d'occupation	Déterministe	86%	100%	100%	98%	97%	100%	93%	100%	100%	99%	100%	98%
	Robuste	71%	90%	92%	95%	93%	95%	82%	97%	94%	95%	94%	91%
Distribution des quartiles	Déterministe	3	4	13	47	14	12	2	36	12	19	12	174
		0	3	1	2	2	0	1	0	0	1	0	9
		0	5	3	0	1	0	0	0	0	0	0	9
		0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	4
	Robuste	1	6	13	44	20	10	2	45	14	20	17	192
		2	3	0	0	1	0	1	0	0	1	0	8
		1	4	4	0	1	1	1	0	0	0	0	12
		0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	2
Temps d'attente moyen	Déterministe	351	172	334	215	303	384	178	283	200	312	509	282
	Robuste	215	195	320	238	299	362	161	288	160	287	484	282

\* Le gap d'optimalité est fixé à 3% pour l'obtention de ces résultats

Les taux d'occupation obtenus avec la solution robuste sont toujours inférieurs à ceux obtenus avec la solution déterministe. Comme nous l'avions anticipé à la section 4.2.2, le modèle cherche une solution qui respecte la contrainte 4.6 plus largement afin qu'elle soit toujours respectée en cas de variation des durées d'intervention. Ainsi, cette contrainte étant plus contraignante, les taux d'occupation sont plus faibles.

Ensuite, il ne semble pas y avoir de différences significatives entre les distributions des quartiles et les temps d'attente moyens des deux modèles. Cependant, nous pouvons relever que, pour les deux instances, le nombre d'interventions programmées est supérieur avec le modèle robuste. Cela est lié à notre définition de l'incertitude. Étant donné que l'amplitude de l'incertitude est proportionnelle à la durée d'intervention, le modèle est plus enclin à programmer des interventions courtes, i.e. pour lesquelles l'incertitude est plus faible. En effet, considérons un créneau avec plusieurs interventions. Si les  $\Gamma^{max}$  interventions les plus longues durent 100 minutes, le temps supplémentaire sera  $10\Gamma^{max}$  minutes dans le pire cas alors que si ces interventions durent 50 minutes, il ne sera que de  $5\Gamma^{max}$  minutes. Les interventions programmées sont donc plus nombreuses avec une moyenne des durées d'interventions plus faible. En fixant un gap d'optimalité à 3%, nous obtenons désormais les solutions en quelques minutes.

Simulons désormais plusieurs scénarios et observons combien de salles violent la contrainte de ressource en temps. Cela se traduirait alors par une salle dont les interventions se terminent avec du retard. Lors de ces simulations, nous considérons différentes amplitudes  $\bar{d}$  pour l'incertitude et effectuons 1000 scénarios possibles pour la semaine. Le tableau 6.5 présente les résultats obtenus.

Tableau 6.5 Pourcentage de contraintes violées par les modèles déterministe et robuste

	Mois	Modèle	$\bar{d} = 0.1d$	$\bar{d} = 0.15d$	$\bar{d} = 0.3d$
Contraintes violées (contraintes 4.6)	Instance 1	Déterministe	39.7%	41.4%	42.3%
		Robuste	1.2%	4.9%	16.6%
	Instance 2	Déterministe	42.5%	43.5%	44.7%
		Robuste	2.1%	6.5%	17.0%

Nous observons que notre solution déterministe mène, dans plus de 40% des cas à des salles ouvertes en temps supplémentaire. Notre solution robuste, quant à elle, nous permet de n'avoir que 2% des salles en retard si l'incertitude a été bien évaluée et moins de 20% des salles si les variations des durées d'intervention s'avèrent être plus importantes que ce que nous avions prévu initialement (ici jusqu'à un tiers de la durée estimée). La diminution du taux d'occupation des salles est la contrepartie de cette robustesse. Dans la réalité, les intervalles d'incertitude ne seront pas un pourcentage du temps estimé mais un intervalle donné par le chirurgien pouvant dépendre d'autres facteurs comme, par exemple, le type de chirurgie ou les caractéristiques du patient.

### 6.2.3 Modèle déterministe avec affectation des chirurgiens

La dernière extension proposée consiste à intégrer l'affectation des chirurgiens dans notre modèle de base. Le tableau 6.6 résume les métriques pour chaque spécialité en comparant les résultats sans et avec affectation des chirurgiens.

Tableau 6.6 Métriques sans/avec affectation des chirurgiens

Instance 1	Modèle	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.	Total
Taux d'occupation	Sans affectation	78%	98%	99%	99%	99%	97%	98%	99%	99%	99%	99%	97%
	Avec affectation	78%	99%	100%	99%	100%	99%	97%	99%	99%	100%	100%	97%
Distribution des quartiles	Sans affectation	3	17	43	89	45	14	4	87	27	46	37	412
		4	6	2	71	7	6	4	20	15	19	4	158
		0	11	4	13	9	2	5	0	1	1	0	46
		6	0	4	0	11	2	5	0	0	1	0	29
	Avec affectation	3	29	48	92	62	23	4	100	31	61	46	499
		4	1	0	69	0	0	4	0	5	0	0	83
		0	1	0	9	0	0	5	0	0	0	0	15
		6	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	12
Temps d'attente moyen	Sans affectation	133	223	363	167	189	299	56	264	156	271	477	236
	Avec affectation	133	331	414	170	325	370	53	288	182	344	506	279
Instance 2	Modèle	Card.	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	Neur.	O.R.L.	Gyné.	Opht.	Urol.	Total
Taux d'occupation	Sans affectation	88%	96%	100%	92%	92%	99%	81%	100%	99%	99%	100%	96%
	Avec affectation	77%	98%	100%	99%	93%	99%	92%	100%	99%	100%	100%	97%
Distribution des quartiles	Sans affectation	4	16	50	102	52	22	3	87	30	61	25	452
		1	4	4	38	15	3	4	9	2	5	16	101
		9	5	3	1	1	3	5	0	0	3	0	30
		5	0	1	0	5	0	3	0	0	0	0	14
	Avec affectation	3	26	43	103	60	24	3	46	33	60	41	442
		2	3	2	39	1	1	4	0	3	0	0	55
		6	0	0	1	0	0	7	0	1	0	0	15
		5	0	0	1	0	0	2	0	0	1	0	9
Temps d'attente moyen	Sans affectation	119	268	370	195	273	342	88	277	206	286	395	264
	Avec affectation	132	352	405	193	341	374	88	428	188	336	541	305

Notre première observation est que les valeurs des métriques que nous observons sont en effet meilleures avec affectation des chirurgiens, i.e. en s'affranchissant des contraintes imposées dans la grille opératoire. Tout d'abord, les taux d'occupation sont globalement supérieurs. Par exemple, concernant la "Dentisterie" pour l'instance 1, le taux d'occupation passe de 97% à 99% et pour l'"Urologie", le taux d'occupation passe de 99% à 100%. Ensuite, concernant les quartiles des patients sélectionnés, nous pouvons observer par exemple pour la spécialité "O.R.L." avec l'instance 1, que 87 patients ont été choisis dans le quartile le plus anciens et 20 patients dans le second plus ancien. Lorsque le modèle affecte lui-même les chirurgiens, les 100 patients sélectionnés appartiennent au quartile le plus ancien, ce qui est plus équitable. Les patients programmés sont alors plus anciens en moyenne que lorsque les contraintes de la grille opératoire sont prises en compte. Nous observons en effet une augmentation d'environ 15% du nombre moyen de jours d'attente. Pour l'instance 1, les patients programmés attendent en moyenne depuis 236 jours lorsque nous respectons les choix de chirurgiens de l'hôpital et 279 jours si nous laissons le modèle affecter lui-même les chirurgiens. Bien qu'une investigation plus en détails soit nécessaire pour vérifier, par exemple, si la distribution entre les chirurgies est équilibrée, il n'en reste pas moins que ce modèle a un potentiel d'amélioration lorsque

l'affectation des chirurgiens est déterminée en parallèle de celle des patients.

### **6.3 Adaptation du modèle en un outil utile pour l'administration**

Les résultats obtenus dans la section précédente sont intéressants mais sont difficilement comparables avec les emplois du temps du CHUSJ de par le fait que notre modèle ne tient pas compte des cas urgents et semi-urgents. En effet, lorsque nous effectuons la programmation pour le mois, nous n'avons pas dans la liste d'attente les patients arrivés au cours du mois nécessitant une intervention avant la fin de l'horizon que nous nous sommes fixés. Après discussion avec l'administration et une étude des données, nous sommes arrivés à la conclusion que ces patients représentent environ 25% de la programmation du bloc. L'idée serait donc que notre outil programme au mieux 75% du temps d'intervention afin de laisser de la flexibilité concernant les cas présentés ci-avant.

De plus, les spécialités "Cardiologie" et "Neurochirurgie" font exception à la politique d'ordonnancement introduite lors de ce projet. En effet, elles sont différentes dans la mesure où les chirurgiens souhaitent choisir eux-mêmes les patients sur lesquels ils interviennent. Face à la complexité, à la spécificité et à la durée des interventions effectuées dans ces deux services, le choix des patients leur est donc laissé. Ainsi, nous n'en tiendrons pas compte dans nos analyses à la section suivante.

#### **6.3.1 Méthodologie**

##### **Approximation des métriques de l'emploi du temps du CHUSJ**

Les emplois du temps du CHUSJ n'étant pas disponibles, nous devons trouver une manière de les approximer. Pour cela, nous savons qu'environ 75% des patients opérés pendant un mois au CHUSJ sont présents dans la liste d'attente au début de ce mois. Ces patients sont les patients "réellement" électifs, i.e. programmés selon la politique que nous nous sommes fixés depuis le début de ce projet. Ce sont donc ces patients qui constitueront notre base de comparaison. Cela signifie que pour approximer les métriques de l'emploi du temps de l'hôpital, nous filtrerons la liste des patients opérés pendant un mois en ne gardant que ceux qui étaient présents dans la liste du début du mois, dont nous disposons. Cela nous donnera une idée des métriques du CHUSJ sans pour autant être exactes.

## Modifications apportées au modèle de base

En ce qui concerne notre modèle, nous allons apporter une simple modification au modèle 5.7. Rappelons-nous que, dans ce modèle,  $\Omega_{tk}$  représentait la durée d'ouverture du créneau du jour  $t$  dans la salle  $k$ . Étant donné que nous ne souhaiterions désormais programmer que 75% des blocs opératoires, la seule modification que nous apporterons à notre modèle sera de remplacer  $\Omega$  par  $0.75 \times \Omega$ . Cette variante du modèle serait plus intéressante pour l'administration du bloc qui obtiendrait ainsi une base de l'emploi du temps composée des patients les plus anciens de la liste. La gestion des cas urgents et semi-urgents pourrait alors être effectuée manuellement afin de compléter la programmation au fur et à mesure de son exécution.

### 6.3.2 Comparaisons des métriques avec le CHUSJ

La métrique sur laquelle nous allons focaliser notre attention sera désormais le Temps d'attente moyen des patients programmés. En effet, il est intéressant d'analyser si notre modèle permet d'améliorer la sélection des patients tout en étant proche d'un taux d'occupation cible (ici 75%). Les tableaux ci-dessous présentent les temps d'attente moyen obtenus avec le modèle ainsi qu'avec l'emploi du temps du CHUSJ. Le taux d'occupation obtenu avec le modèle est indiqué à titre informatif.

Tableau 6.7 Comparaison des métriques

Instances 1 et 2	Emploi du temps	Orth.	Plas.	Endo.	Géné.	Dent.	O.R.L.	Gyné.	Ophth.	Urol.	Total
Taux occupation	Modèle	70%	74%	75%	74%	74%	75%	74%	74%	74%	74%
Temps d'attente moyen	Modèle	240	359	190	238	318	256	164	270	480	249
	CHUSJ	127	196	94	101	219	146	100	182	150	138
Amélioration (Temps d'attente moyen)	NA	+89%	+83%	+102%	+136%	+45%	+75%	+64%	+48%	+220%	+80%
Taux occupation	Modèle	63%	74%	75%	68%	73%	74%	73%	74%	74%	72%
Temps d'attente moyen	Modèle	279	394	211	295	360	283	212	287	403	291
	CHUSJ	166	233	114	156	194	222	130	222	315	194
Amélioration (Temps d'attente moyen)	NA	+ 68%	+ 69%	+ 88%	+89%	+86%	+27%	+63%	+29%	+28%	+50%

Nous observons que pour les deux mois tests, utiliser un outil d'optimisation apporte un gain à l'hôpital. Cette amélioration est plus nette pour le mois de février que pour celui d'avril (correspondant respectivement aux instances 1 et 2). Les temps d'attente moyens obtenus avec le modèle étant relativement similaires pour les deux mois, nous observons que l'amélioration semble provenir du CHUSJ qui a programmé des patients plus anciens au mois d'Avril qu'au mois de Février. Bien que ces valeurs soient issues d'approximations,

elles constituent un indicateur intéressant à propos de la sélection des patients dans la liste d'attente.

## CHAPITRE 7 CONCLUSION

Lors de ce projet, nous avons commencé par étudier la méthode actuelle d'ordonnancement du CHUSJ (contraintes, temporalité etc.) afin de développer un outil d'aide à la décision adapté au mieux à cette politique. Dans un second temps, nous avons exploré plusieurs extensions. La première extension consiste à intégrer l'incertitude liée aux durées d'intervention. Cela permet de prévenir les dépassements d'horaires lorsque des interventions prennent plus de temps que prévu. Cette minimisation des heures supplémentaires permettrait également à l'hôpital de faire des économies. Notre seconde extension consiste à relaxer les contraintes d'affectation des chirurgiens. Le modèle les affecte alors lui-même en fonction de leur liste d'attente et la solution obtenue pourrait constituer une information intéressante pour les différents départements. Enfin, une troisième extension étudiée plus en profondeur consiste en l'intégration de l'unité de soins intensifs au modèle initial. Lorsque cette unité est chargée, l'impossibilité d'admettre des patients initialement programmés peut provoquer des annulations au bloc opératoire. Son intégration dans le modèle permet ainsi d'avoir une meilleure vision sur l'avenir et de répartir de meilleure manière les patients y nécessitant une admission postopératoire tout au long de la semaine.

L'obtention d'un emploi du temps est tout d'abord, grâce à cet outil, plus rapide que précédemment. Ensuite, les résultats obtenus avec ces modèles nous montrent qu'il est possible de programmer des patients a priori plus anciens que les patients actuellement programmés. Concernant le modèle robuste, des simulations montrent qu'il est en effet possible de limiter le risque de dépassement en contrepartie d'un taux d'occupation des salles plus faible. L'extension avec affectation des chirurgiens montre qu'optimiser cette décision peut également apporter un gain en termes de priorisation des patients. Ce modèle ouvre aussi la voie à une réflexion sur l'optimisation de la répartition des spécialités dans la grille opératoire, à savoir la gestion du niveau tactique. Enfin, les résultats obtenus concernant la prise en compte des soins intensifs traduisent bien la saisonnalité observée dans l'analyse de données. Ainsi nos résultats montrent que davantage de patients sont programmés au bloc opératoire sur cette période. Bien que le besoin de soins intensifs ne touche qu'une faible fraction des patients, une telle intervention est rarement considérée comme marginale et représente, comme nous pouvons le supposer, une source de stress importante pour eux et pour leurs familles. Ainsi, toute information supplémentaire concernant son risque d'annulation ou toute minimisation de ce risque peut représenter une valeur ajoutée importante en termes de qualité de soins.

Concernant l'utilisation de l'outil d'aide à la décision développé lors de ce projet, l'idée serait de ne programmer que 75% du temps disponible au bloc opératoire. Cela fournit ainsi la base de l'emploi du temps et les 25% restant devront être programmés manuellement. De plus, les spécialités "Neurologie" et "Cardiologie" pourraient ne pas être intégrées comme c'est le cas actuellement. Il pourrait alors être important de faire attention que les contraintes concernant les soins intensifs soient toujours respectées lors des modifications manuelles.

Bien que représentant une certaine valeur ajoutée pour l'administration du bloc opératoire, cet outil d'aide à la décision souffre de quelques limites de natures diverses. Ces dernières sont toutefois principalement liées aux données disponibles et aux processus de l'hôpital et non au modèle et à l'approche adoptée.

La première limite est que le modèle ne tient pas compte des délais maximaux d'intervention. L'administration du bloc opératoire préfère en effet garder de la flexibilité concernant les cas plus urgents en fonction de l'avis des chirurgiens. Cela implique donc de programmer une partie de l'emploi du temps manuellement et rend l'atteinte d'une certaine optimalité plus compliquée.

Ensuite, notre projet n'a pas porté sur l'étude des durées d'intervention. Plus les estimations de ces dernières sont précises, plus l'utilisation des blocs aura une forte probabilité d'être réellement optimisée. Lors de notre première extension, nous obtenons une solution qui est peu affectée dans le pire des cas. Bien qu'intéressante lorsque peu d'information est disponible sur l'incertitude liée aux durées, cette méthode est très conservatrice. Ainsi, les estimer de manière fiable en fonction des caractéristiques du chirurgien et des patients pourrait permettre d'augmenter les performances de la solution sans nécessairement accroître le risque. Actuellement, cette décision est laissée à l'expérience du chirurgien mais des méthodes d'apprentissage machine pourraient permettre de mettre en lumière des schémas de fonctionnement compliqués à détecter.

Enfin, les données disponibles concernant les demandes et les annulations aux soins intensifs sont disponibles depuis environ 3 ans. Cependant, lors du calcul des probabilités de transition du modèle présenté au chapitre 5, il s'avère que des états n'ont été visités que très peu de fois et qu'il est donc compliqué d'en extraire des valeurs parlantes. Pour pallier ce problème, nous avons réduit le nombre d'états possibles. La contrepartie de cette décision est que nous ne considérons qu'un maximum de 2 demandes par jour alors qu'il pourrait parfois peut-être

être intéressant d'en planifier 3 (sur la période estivale par exemple). Cette limite est donc liée à la disponibilité des données dont nous nous servons pour paramétrer notre modèle et non à la méthode utilisée.

Ce projet constitue donc un premier pas dans l'automatisation de l'ordonnancement des blocs opératoires du CHUSJ. Cependant, de nombreuses améliorations pourraient y être apportées à l'avenir.

Tout d'abord, les extensions robuste et avec affectation des chirurgiens devraient être approfondies pour pouvoir être implémentée. Concernant le modèle robuste, il serait important de vérifier que les cas programmés ne sont pas que les plus courts par exemple, i.e. ceux pour lesquels l'incertitude est la plus faible. De plus, son implémentation nécessiterait un changement dans la manière d'estimer la durée d'intervention. En effet, cette dernière ne serait plus une valeur déterministe mais un intervalle de confiance par exemple. Pour le modèle avec affectation des chirurgiens, des contraintes supplémentaires seraient nécessaires pour s'assurer que la distribution se fait de manière équilibrée.

Ensuite, une amélioration possible serait de remonter d'un niveau dans l'ordonnancement à savoir de s'intéresser au niveau tactique. Cela signifierait que la grille opératoire serait également issue d'un processus d'optimisation. Comme présenté dans la revue de littérature à la section 2.2.1, de nombreux travaux ont déjà été effectués à ce niveau et différents objectifs peuvent être envisagés. Bien équilibrer la grille opératoire peut, entre autres, permettre de mieux gérer les ressources des unités en lien avec le bloc opératoire et ainsi améliorer encore la qualité de prise en charge des patients en évitant de créer des goulots d'étranglement durant leur trajet au sein de l'hôpital.

Enfin, certaines données pourraient être intéressantes à collecter et à analyser. En effet, concernant l'intégration des lits de réveil et de soins intensifs, une des problématiques importantes est d'estimer la durée de séjour des patients. Ainsi, des caractéristiques du patient comme son âge, le type de son intervention ou la dose et le type d'anesthésiant qu'il a reçu sont probablement des facteurs explicatifs intéressants à observer. De même, pouvoir bien estimer la durée de séjour d'un patient en soins intensifs (en fonction de son type d'intervention, du nombre d'infirmières nécessaires pour le surveiller ou encore, par exemple, de la période de l'année) permettrait de mieux déterminer la charge de travail de l'unité et donnerait une indication pertinente quant aux ressources humaines nécessaires pour répondre à la demande de soins. Cette information permettrait aussi de mieux anticiper la potentielle

capacité d'accueil pour les patients électifs. À l'avenir, il pourrait être intéressant de se diriger vers une prise en compte de ces éléments davantage en temps réel afin de programmer et de reprogrammer les patients de la manière la plus adaptée possible à la situation réelle. D'ailleurs, l'apprentissage machine a suscité un grand intérêt concernant l'optimisation de la planification de systèmes lors de ces dernières décennies et pourrait avoir un potentiel intéressant s'inscrivant dans la continuité de ce projet.

## RÉFÉRENCES

- Adan, Ivo and Bekkers, Jos and Dellaert, Nico and Vissers, Jan and Yu, Xiaoting (2009). Patient mix optimisation and stochastic resource requirements : A case study in cardiothoracic surgery planning. *Health care management science*, 12(2), 129.
- Addis, Bernardetta and Carello, Giuliana and Tànfani, Elena (2014). A robust optimization approach for the advanced scheduling problem with uncertain surgery duration in operating room planning-an extended analysis.
- Agnetis, Alessandro and Coppi, Alberto and Corsini, Matteo and Dellino, Gabriella and Meloni, Carlo and Pranzo, Marco (2012). Long term evaluation of operating theater planning policies. *Operations Research for Health Care*, 1(4), 95–104.
- Anderson, David and Golden, Bruce and Jank, Wolfgang and Wasil, Edward (2012). The impact of hospital utilization on patient readmission rate. *Health care management science*, 15(1), 29–36.
- Augusto, Vincent and Xie, Xiaolan and Perdomo, Viviana (2008). Operating theatre scheduling using lagrangian relaxation. *European Journal of Industrial Engineering*, 2(2), 172–189.
- Augusto, Vincent and Xie, Xiaolan and Perdomo, Viviana (2010). Operating theatre scheduling with patient recovery in both operating rooms and recovery beds. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 231–238.
- Beliën, Jeroen and Demeulemeester, Erik (2007). Building cyclic master surgery schedules with leveled resulting bed occupancy. *European Journal of Operational Research*, 176(2), 1185–1204.
- Beliën, Jeroen and Demeulemeester, Erik (2008). A branch-and-price approach for integrating nurse and surgery scheduling. *European journal of operational research*, 189(3), 652–668.
- Beliën, Jeroen and Demeulemeester, Erik and Cardoen, Brecht (2006). Visualizing the demand for various resources as a function of the master surgery schedule : A case study. *Journal of medical systems*, 30(5), 343.
- Beliën, Jeroen and Demeulemeester, Erik and Cardoen, Brecht (2009). A decision support system for cyclic master surgery scheduling with multiple objectives. *Journal of scheduling*, 12(2), 147–161.
- Bowers, John (2013). Balancing operating theatre and bed capacity in a cardiothoracic centre. *Health care management science*, 16(3), 236–244.

- Cardoen, Brecht and Demeulemeester, Erik and Beliën, Jeroen (2009). Optimizing a multiple objective surgical case sequencing problem. *International Journal of Production Economics*, 119(2), 354–366.
- Cardoen, Brecht and Demeulemeester, Erik and Beliën, Jeroen (2010). Operating room planning and scheduling : A literature review. *European journal of operational research*, 201(3), 921–932.
- Chow, Vincent S and Puterman, Martin L and Salehirad, Neda and Huang, Wenhai and Atkins, Derek (2011). Reducing surgical ward congestion through improved surgical scheduling and uncapacitated simulation. *Production and Operations Management*, 20(3), 418–430.
- Cook, David and Kozan, Erhan and Mchardy, Sam (2004). Modelling of intensive care units and operating theatre in public hospitals.
- Denton, Brian and Viapiano, James and Vogl, Andrea (2007). Optimization of surgery sequencing and scheduling decisions under uncertainty. *Health care management science*, 10(1), 13–24.
- Denton, Brian T and Miller, Andrew J and Balasubramanian, Hari J and Huschka, Todd R (2010). Optimal allocation of surgery blocks to operating rooms under uncertainty. *Operations research*, 58(4-part-1), 802–816.
- Erdem, Ergin and Qu, Xiuli and Shi, Jing and Li, Gong (2012). A stochastic mathematical programming model for elective patient scheduling. *IIE Annual Conference. Proceedings*. Institute of Industrial and Systems Engineers (IISE), 1.
- Fei, Hongying and Chu, Chengbin and Meskens, Nadine and Artiba, Abdelhakim (2008). Solving surgical cases assignment problem by a branch-and-price approach. *International Journal of Production Economics*, 112(1), 96–108.
- Fei, Hongying and Meskens, Nadine and Chu, Chengbin (2006). An operating theatre planning and scheduling problem in the case of a "block scheduling" strategy. *Service Systems and Service Management, 2006 International Conference on*. IEEE, vol. 1, 422–428.
- Fügener, Andreas and Edenharter, Guenther Michael and Kiefer, Paskal and Mayr, Ulrike and Schiele, Julian and Steiner, Fabian and Kolisch, Rainer and Blobner, Manfred (2016). Improving intensive care unit and ward utilization by adapting master surgery schedules. *A&A Case Reports*, 6(6), 172–180.
- Fügener, Andreas and Hans, Erwin W and Kolisch, Rainer and Kortbeek, Nikky and Vanberkel, Peter T (2014). Master surgery scheduling with consideration of multiple downstream units. *European journal of operational research*, 239(1), 227–236.
- Guerriero, Francesca and Guido, Rosita (2011). Operational research in the management of the operating theatre : a survey. *Health care management science*, 14(1), 89–114.

- Guinet, Alain and Chaabane, Sondes (2003). Operating theatre planning. *International Journal of Production Economics*, 85(1), 69–81.
- Hans, Erwin and Wullink, Gerhard and Van Houdenhoven, Mark and Kazemier, Geert (2008). Robust surgery loading. *European Journal of Operational Research*, 185(3), 1038–1050.
- Hsu, Vernon Ning and de Matta, Renato and Lee, Chung-Yee (2003). Scheduling patients in an ambulatory surgical center. *Naval Research Logistics (NRL)*, 50(3), 218–238.
- Jebali, Aida and Alouane, Atidel B Hadj and Ladet, Pierre (2006). Operating rooms scheduling. *International Journal of Production Economics*, 99(1), 52–62.
- Kc, Diwas Singh and Terwiesch, Christian (2012). An econometric analysis of patient flows in the cardiac intensive care unit. *Manufacturing & Service Operations Management*, 14(1), 50–65.
- Lamiri, Mehdi and Drezo, Johann and Xie, Xiaolan (2007). Operating room planning with random surgery times. *Automation Science and Engineering, 2007. CASE 2007. IEEE International Conference on*. IEEE, 521–526.
- Marmor, Yariv N and Rohleder, Thomas R and Huschka, Todd and Cook, David and Thompson, Jeffrey and Clinic, M (2011). A simulation tool to support recovery bed planning for surgical patients. *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2011 Winter*. IEEE, 1333–1339.
- Marques, Inês and Captivo, M Eugénia (2017). Different stakeholders’ perspectives for a surgical case assignment problem : Deterministic and robust approaches. *European Journal of Operational Research*, 261(1), 260–278.
- McConnell, KJ and Richards, CF and Daya, MR and Lowe, RA (2004). Effect of increased icu capacity on length of stay in the emergency department. *Annals of Emergency Medicine*, 44(4), S8.
- Min, Daiki and Yih, Yuehwern (2010). Scheduling elective surgery under uncertainty and downstream capacity constraints. *European Journal of Operational Research*, 206(3), 642–652.
- Molina, Jose M and Framinan, Jose M (2009). Testing planning policies for solving the elective case scheduling phase : a real application. *35th International Conference on Operational Research Applied to Health Services*.
- Ogulata, S Noyan and Erol, Rızzvan (2003). A hierarchical multiple criteria mathematical programming approach for scheduling general surgery operations in large hospitals. *Journal of Medical Systems*, 27(3), 259–270.

- Perdomo, Viviana and Augusto, Vincent and Xie, Xiaolan (2006). Operating theatre scheduling using lagrangian relaxation. *Service Systems and Service Management, 2006 International Conference on*. IEEE, vol. 2, 1234–1239.
- Roland, Benoit and Di Martinelly, Christine and Riane, Fouad (2006). Operating theatre optimization : A resource-constrained based solving approach. *Service Systems and Service Management, 2006 International Conference on*. IEEE, vol. 1, 443–448.
- Roland, Benoît and Di Martinelly, Chr and Riane, Fouad and Pochet, Yves (2010). Scheduling an operating theatre under human resource constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 212–220.
- Samudra, Michael and Van Riet, Carla and Demeulemeester, Erik and Cardoen, Brecht and Vansteenkiste, Nancy and Rademakers, Frank E (2016). Scheduling operating rooms : achievements, challenges and pitfalls. *Journal of Scheduling*, 19(5), 493–525.
- Santibáñez, Pablo and Begen, Mehmet and Atkins, Derek (2007). 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*, 10(3), 269–282.
- Tànfani, E and Testi, A and Alvarez, R (2010). Operating room planning considering stochastic surgery durations. *International Journal of Health Management and Information*, 1(2), 167–183.
- Testi, Angela and Tànfani, Elena (2009). Tactical and operational decisions for operating room planning : Efficiency and welfare implications. *Health Care Management Science*, 12(4), 363.
- Testi, A and Tanfani, E and Valente, R and Ansaldo, GL and Torre, GC (2008). Prioritizing surgical waiting lists. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 14(1), 59–64.
- Van Oostrum, Jeroen M and Bredenhoff, Eelco and Hans, Erwin W (2010). Suitability and managerial implications of a master surgical scheduling approach. *Annals of Operations Research*, 178(1), 91–104.
- van Oostrum, Jeroen M and Van Houdenhoven, Mark and Hurink, Johann L and Hans, Erwin W and Wullink, Gerhard and Kazemier, Geert (2008). A master surgical scheduling approach for cyclic scheduling in operating room departments. *OR spectrum*, 30(2), 355–374.
- Vanberkel, Peter T and Boucherie, Richard J and Hans, Erwin W and Hurink, Johann L and Van Lent, Wineke AM and Van Harten, Wim H (2011). An exact approach for relating recovering surgical patient workload to the master surgical schedule. *Journal of the Operational Research Society*, 62(10), 1851–1860.

Wachtel, Ruth E and Dexter, Franklin (2008). Tactical increases in operating room block time for capacity planning should not be based on utilization. *Anesthesia & Analgesia*, 106(1), 215–226.