

Thèse de doctorat

**Pour obtenir le grade de Docteur de
l'UNIVERSITÉ POLYTECHNIQUE HAUTS-DE-FRANCE
et de l'UNIVERSITÉ LAVAL**

Discipline : **Informatique**

Présentée et soutenue par Valérie, DORVAL.

Le 18/12/2019 à l'Université Laval

Ecole doctorale : Sciences Pour l'Ingénieur (ED SPI 072)

Equipe de recherche, Laboratoire : Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique Industrielles et Humaines (LAMIH – UMR 8201)

**Planification des opérations chirurgicales sous contrainte de
capacité**

JURY

Président du jury

Simeu-Abazi, Zineb, professeure, Université Grenoble Alpes.

Rapporteurs

Bélanger, Valérie, professeure, HEC Montréal.

Simeu-Abazi, Zineb, professeure, Université Grenoble Alpes.

Examineurs

Riane, Fouad, professeur, Ecole Centrale Casablanca.

Ruiz, Angel, professeur, Université Laval.

Directeur de thèse

Aït-Kadi, Daoud, professeur, Université Laval.

Artiba, Abdelhakim, professeur, Université Polytechnique Hauts-de-France.

Membre invité

Ait El Cadi, Abdessamad, maître de conférence, Université Polytechnique Hauts-de-France.

Résumé de la thèse

Les services de chirurgies sont confrontés à des difficultés à répondre à la demande et les patients font face à de longues listes d'attente avant d'être traités. Afin d'améliorer les services, des délais maximums à respecter ont été mis en place pour certains types de chirurgie, ajoutant toutefois une contrainte au système surchargé. Finalement, l'annulation de chirurgies pour cause de manque de lits aux soins intensifs et sur les unités de soins est considérée comme assez fréquente, causant un goulot d'étranglement dans le flux de patients.

Dans ce contexte, l'objectif de cette thèse est de proposer et de valider une procédure de planification des activités chirurgicales tenant compte de la capacité dans les unités de soins post-opératoires, dans le but d'améliorer l'utilisation des lits d'hospitalisation et ainsi d'augmenter le flux de patients dans le système.

Cette thèse propose un outil d'aide à la décision pour formaliser le processus de planification des activités chirurgicales au niveau tactique/opérationnel et permettant de tenir compte de la disponibilité des lits d'hospitalisation et de la variabilité de la durée de séjour des patients, en fonction de différents facteurs. Cet outil tient compte du fonctionnement actuel du système et du contexte l'entourant en vue d'assurer la faisabilité de la mise en œuvre.

Dans un premier temps, un modèle de prédiction de la durée de séjour des patients est conçu en combinant une méthode de classification des données, soit les arbres de classification et de régression, avec une méthode permettant l'estimation de la distribution des données, les distributions phase-type. Une étape de validation permettra de comparer les résultats du modèle aux données empiriques.

En second lieu, un outil de planification des activités chirurgicales est développé en utilisant la programmation linéaire en nombres entiers et en y incorporant la composante « durée de séjour des patients » dans le but de contrôler l'occupation des lits d'hospitalisation en plus de l'occupation des salles de chirurgies.

Finalement, un simulateur est développé et utilisé pour permettre d'évaluer différentes stratégies et critères d'ordonnancement des activités en plus de tenir compte de la variabilité inhérente au problème. À ce niveau il est possible d'intégrer le modèle de prévision des durées de séjour développé en début de projet.

Mots clés : Exploration de données, planification, modélisation, simulation, activités chirurgicales, durée de séjour

Abstract

Surgical services face difficulties in meeting demand and patients face long waiting lists for treatment. In order to improve services, maximum deadlines have been set for certain types of surgery, but this adds a constraint to the already overloaded system. Finally, the cancellation of surgeries due to a lack of beds in intensive care and on care units is considered quite frequent, causing a bottleneck in the patient flow.

In this context, the objective of this thesis is to propose and validate a surgical activity planning procedure that takes into account capacity in post-operative care units, with the aim of improving the use of hospital beds and thus increasing patient flow in the system.

This thesis proposes a decision support tool to formalize the surgical activity planning process at the tactical/operational level and to take into account the availability of hospital beds and the variability in patients' length of stay according to different factors. This tool takes into account the current functioning of the system and the context surrounding it in order to ensure the feasibility of implementation.

First, a model for predicting the length of patients' stay is designed by combining a data classification method, classification and regression tree theory, with a method for estimating the data distribution, phase-type distributions. A validation step will compare the model results with empirical data.

Second, a surgical activity planning tool is being developed using integer linear programming and incorporating the "length of stay" component to control hospital bed occupancy in addition to surgical room occupancy.

Finally, a simulator is developed and used to evaluate different strategies and criteria for scheduling activities and to take into account the inherent variability of the problem. At this point, it is possible to integrate the model for predicting the length of stay developed at the beginning of the project.

Key words : Data mining, planning, modeling, simulation, surgical activities, length of stay.

Table des matières

Résumé de la thèse	ii
Abstract.....	iv
Table des matières	v
Listes des tableaux.....	vii
Listes des graphiques.....	viii
Listes des figures	ix
Introduction générale.....	x
1 Contexte et problématique	5
1.1 Introduction.....	5
1.2 Problématique des soins hospitaliers	5
1.3 Les activités chirurgicales.....	8
1.3.1 La fonction chirurgie	8
1.3.2 Les types de patients.....	9
1.3.3 La réalisation des chirurgies.....	10
1.3.4 Les niveaux décisionnels.....	11
1.3.5 Le parcours-patient.....	14
1.3.6 La variabilité de la durée de séjour.....	16
1.4 La planification des activités chirurgicales.....	17
1.5 Conclusion	19
2 Modèle de prédiction des durées de séjours post-opératoires.....	21
2.1 Introduction.....	21
2.2 Revue de la littérature	22
2.3 Modélisation	24
2.3.1 La méthode des arbres de régression.....	25
2.3.2 Les distributions phase-type Coxiennes	28
2.3.3 Expérimentation	30
2.4 Combinaison des arbres de régression avec les distributions phase-type.....	39
2.5 Conclusion	43
3 Planification des activités chirurgicales	45

3.1	Introduction.....	45
3.2	Revue de la littérature	45
3.3	Approche.....	47
3.4	Modèle mathématique.....	48
3.4.1	Méthodologie.....	48
3.4.2	Application	51
3.5	Modèle de simulation.....	52
3.5.1	Méthodologie.....	52
3.6	Conclusion	60
	Conclusion générale	62
	Bibliographie	65

Listes des tableaux

Tableau 1 : Niveaux décisionnels et planification des activités chirurgicales	13
Tableau 2 : Durée de séjour des patients ayant subi une chirurgie orthopédique pour l'année 2009-2010.....	16
Tableau 3: Étapes de modélisation de la durée de séjour	25
Tableau 4 : Six solutions initiales générées aléatoirement pour l'estimation des paramètres de la distribution phase-type d'ordre 6.....	32
Tableau 5 : Valeur du coefficient de vraisemblance après 500 itérations en fonction des solutions initiales pour l'estimation des paramètres de la distribution phase-type d'ordre 6	33
Tableau 6 : Paramètres de la distribution phase-type d'ordre 6 qui permet d'obtenir le meilleur coefficient de vraisemblance.....	33
Tableau 7 : Comparaison de la vraisemblance et du BIC pour différentes distributions.	36
Tableau 8 : Comparaison de la vraisemblance et du BIC ≤ 74 ans	40
Tableau 9 : Comparaison de la vraisemblance et du BIC >75 ans.....	40
Tableau 10 : Paramètres des distributions estimées pour chaque feuille de l'arbre de régression.....	41
Tableau 11 : MAE et MRE pour les différents modèles estimés	43
Tableau 12: nomenclature	49
Tableau 13: Résultats des simulations avec différentes tailles de tampons	57
Tableau 14: Taux moyen d'occupation des lits lors des simulations pour différentes tailles de tampons.....	57
Tableau 15: Nombre de cas traités et la productivité associée pour chaque horizon de planification (données historiques).....	59
Tableau 16: nombre moyen de cas traités et la productivité associée.....	59

Listes des graphiques

Graphique 1 : Évolution du nombre d'hospitalisations et de la durée moyenne des séjours au Québec au cours des dix dernières années	6
Graphique 2 : Lits d'hôpitaux pour 1000 habitants, en 2000 et en 2015	6
Graphique 3 : Taux d'occupation des lits de soins curatifs au Canada (2000 et 2015).....	7
Graphique 4 : Durée moyenne de séjour (LoS) et écart-type (Std dev) en fonction de l'âge des patients	26
Graphique 5 : Évolution du log-likelihood en fonction du nombre d'itérations pour chaque phase	30
Graphique 6 : Évolution du log-likelihood en fonction du nombre d'itérations pour les distributions d'ordre 11 à 14.....	35
Graphique 7 : Coefficient de vraisemblance (loglikelihood)	37
Graphique 8 : Bayesian information criterion (BIC).....	37
Graphique 9 : évolution de la vraisemblance en fonction de l'ordre de la distribution phase-type ≤ 74 ans.....	40
Graphique 10 : évolution du BIC en fonction de l'ordre de la distribution phase-type ≤ 74 ans.....	40
Graphique 11 : évolution de la vraisemblance en fonction de l'ordre de la distribution phase-type >74 ans.....	40
Graphique 12 : évolution du BIC en fonction de l'ordre de la distribution phase-type >75 ans.....	40
Graphique 13: Niveau de service et taux d'occupation en fonction du tampon.....	58
Graphique 14 : Productivité des différentes solutions (0 à 6 lits) par rapport à la situation réelle	60

Listes des figures

Figure 1 : Les fonctions du système de soins de santé	8
Figure 2 : Type de patients	10
Figure 3 : Contexte décisionnel au bloc opératoire	11
Figure 4 : Parcours patient.....	14
Figure 5 : Classification des problèmes de planification des activités chirurgicales	18
Figure 6 : Durées de séjour après une chirurgie orthopédique	21
Figure 8: Arbre obtenu avec Tanagra	27
Figure 9: Exemple de distribution phase-type coxienne d'ordre 3.....	28
Figure 10 : Données et distribution phase-type pour chaque feuille de l'arbre.....	42
Figure 11 : Méthodologie de planification des activités chirurgicales.....	48
Figure 12 : Diagramme des flux de la simulation	53
Figure 13: Modèle de simulation dans Arena.....	54
Figure 14 : Méthodologie itérative d'optimisation-simulation	56

Remerciements

Si je recommençais mon doctorat du début, je ferais plusieurs choses différemment. C'est exactement la raison pour laquelle je ne regrette rien! Mon parcours, les défis que j'ai dû relever, c'est toute la richesse de mon apprentissage.

Je tiens tout d'abord à remercier le professeur Daoud Aït-Kadi, mon directeur de thèse à l'Université Laval, pour le partage toujours généreux de ses connaissances, de ses expériences et de son expertise. M. Aït-Kadi, vous m'avez permis, non seulement de devenir une meilleure chercheuse, mais aussi une meilleure personne.

Mes remerciements m'amènent ensuite tout naturellement vers le professeur Abdelhakim Artiba, mon directeur de thèse à l'Université Polytechnique Hauts de France pour son soutien et sa disponibilité. M. Artiba, j'ai appris à votre contact qu'un grand chercheur se doit aussi d'être rassembleur.

Tout au long de mon parcours, j'ai croisé la route de différentes personnes qui m'ont ouvert des portes et m'ont permis d'apprendre, d'évoluer, de réfléchir... Merci à Angel Ruiz et Patrick Soriano, merci à Abdessamad Aït El Cadi et à David Duviver.

Merci à mes collègues des études supérieures, d'un côté et de l'autre de l'océan, pour les échanges et le soutien, que ce soit par rapport à la recherche, à la réalité d'être doctorant ou encore d'être étudiant étranger.

Finalement, un merci bien spécial à mes proches, qui m'ont encouragé, supporté, motivé et poussé à me dépasser.

Introduction générale

L'accès aux soins de santé est un enjeu préoccupant pour l'ensemble de la population. Les activités chirurgicales constituent un volet important des soins hospitaliers et l'organisation de ce département comporte une complexité digne de mention : l'accès aux médecins spécialistes, la disponibilité des équipements et des salles d'opérations, la main d'œuvre nécessaire, les soins postopératoires, les complications possibles, le niveau d'urgence des cas et la gestion des priorités, les longues listes d'attente, etc., sont quelques exemples des défis rencontrés qui constituent le quotidien des preneurs de décisions. Plus que tout, le fait que l'humain soit au centre de cette problématique ajoute une couche supplémentaire de complexité. Ces problèmes sont définis comme *wicked* (méchants), c'est-à-dire qu'il est impossible d'arriver à une solution unique qui convient à toutes les parties prenantes (Eldabi 2009).

Les temps d'attente pour obtenir une chirurgie sont un sujet d'actualité depuis des années et plusieurs initiatives ont été mises en place pour tenter d'améliorer les délais et diminuer les listes d'attente. L'un des enjeux importants est l'utilisation la plus efficace possible des ressources nécessaires à la dispensation des soins chirurgicaux et au rétablissement des patients. La trajectoire de soins d'un patient qui subit une intervention chirurgicale passe par la salle de chirurgie, la salle de réveil et, dépendamment du type d'opération, par une unité de soins postopératoire où le patient séjourne en moyenne quelques jours pendant lesquels il entame sa convalescence et rencontre différents professionnels de la santé avant d'obtenir son congé de l'hôpital. Cet épisode de soins postopératoire n'est pas formellement pris en compte lors de la planification des activités chirurgicales, ce qui cause des problèmes d'engorgement et de manque de ressources qui peuvent affecter les activités en amont. Ainsi, il pourra arriver pour des patients de voir leur intervention chirurgicale reportée parce qu'il n'y a pas de place disponible au sein de l'unité de soins pour l'accueillir après l'opération. Autrement dit, les éléments généralement considérés comme étant les plus restrictifs (chirurgien, salle d'opération, ...) sont disponibles, mais puisqu'il n'y a pas de lit d'hospitalisation prêt à accueillir le patient, la chirurgie doit être reportée.

Au-delà de la question stratégique de dimensionnement des unités de soins, il y a un problème de prise en compte de la disponibilité de l'ensemble des ressources nécessaires, sur toute la

trajectoire de soins, dès de l'étape critique de planification des activités chirurgicales. La principale raison pour laquelle cette intégration n'a pas lieu se situe au niveau de la variabilité de la durée de séjour des patients. Même si les moyennes de durée de séjour sont connues, il existe une si grande variabilité qu'il devient vain de prendre en compte cette durée moyenne lors de la planification. De plus, le processus de planification des activités chirurgicales n'est pas formalisé, ni accompagné d'outils d'aide à la décision qui permettrait d'avoir la vue d'ensemble de la trajectoire et les répercussions possibles des décisions prises.

Le problème spécifique auquel cette thèse s'attaque est de proposer un outil d'aide à la décision pour la planification opérationnelle des activités chirurgicales, tenant compte de la capacité postopératoire et de sa grande variabilité dans le but d'utiliser au mieux l'ensemble des ressources disponibles.

La planification des activités chirurgicales est une discipline grandement abordée dans la littérature depuis plusieurs décennies (Samudra et al. 2016). Cependant, bien qu'il existe une littérature assez étendue concernant ce type de problèmes, la majorité des recherches se sont concentrées sur le volet déterministe, c'est-à-dire que tous les attributs du problème sont considérés comme connus à l'avance sans considérer la moindre incertitude (Cai, Wu, et Zhou 2014).

Par ailleurs, lorsque l'incertitude est abordée, les deux principales préoccupations sont relatives à l'arrivée des patients (patients non-électifs) (Tancrez et al. 2009) et à la durée des interventions chirurgicales (Denton et al. 2010). La simulation est la méthode utilisée dans les deux-tiers des cas lorsque la stochasticité est approchée (Demeulemeester et al. 2013).

Lorsque l'on s'intéresse plus spécifiquement à la variabilité des durées de séjour et à son intégration aux activités de planification, les travaux sur le sujet se font beaucoup plus rares. Les travaux de (Bowers 2013) s'intéressent à l'équilibre entre l'utilisation du bloc opératoire et des lits dans un établissement procurant des soins électifs spécialisés de chirurgie pneumothoracique. Il est considéré qu'une chirurgie ne peut avoir lieu tant qu'il n'y a pas de disponibilité d'une salle opératoire et d'un lit sur l'unité de soins intensifs. L'étude présente un exemple de problème de planification de la capacité avec incertitudes au niveau de la demande et tenant compte de la disponibilité des deux types de ressources et où la simulation est utilisée comme méthode de résolution. Les travaux se situent cependant au niveau du

dimensionnement et ne vont pas jusqu'à la planification opérationnelle qui permettrait d'améliorer l'utilisation de la capacité de l'unité de soins intensifs.

Les préoccupations de (Ma et Demeulemeester 2010) se situent au niveau de la capacité en terme de lits post-opératoires. Dans un premier temps, la planification tactique est effectuée de façon déterministe par programmation mathématique en tenant compte, en plus de la durée d'opération, de la durée de séjour post-opératoire et de l'occupation des lits. La robustesse du plan est ensuite validée par simulation en introduisant de la variabilité au niveau des durées et en mesurant le taux de placement de patients sur d'autres unités de soins causé par un manque de lits sur l'unité de base. Encore une fois, l'approche n'est pas utilisée au niveau opérationnel, mais plutôt pour prendre des décisions en termes de nombre de lits disponibles en validant différents scénarios de dimensionnement et de lits d'appoint.

L'approche préconisée dans cette thèse se décline en deux grandes étapes. Premièrement, les durées de séjour sont étudiées et modélisées dans le but de mieux les prévoir en fonction d'un ensemble de facteurs connus à priori (âge, sexe, type d'intervention...). Cette étape permettra d'avoir une idée plus précise de l'occupation des lits après une chirurgie en fonction des différentes caractéristiques d'un patient. Une fois cette étape réalisée, une cédule opératoire réalisable est déterminée par programmation mathématique pour maximiser le nombre de cas réalisés en tenant compte de la disponibilité des ressources. À ce moment, la variabilité est intégrée en regroupant les patients en sous-groupes homogènes comportant des caractéristiques similaires. Une fois la cédule obtenue, elle est validée par simulation, permettant ainsi de constater l'effet de la variabilité sur les cédules proposées. Finalement, un retour vers la cédule en fonction des résultats de la simulation constitue l'outil d'aide à la décision qui permettra de valider différents scénarios de risque de manque de lits en aval et les effets que cela aurait sur l'ensemble de la cédule.

La thèse se découpe en trois chapitres. Le premier chapitre met en relief la complexité liée à la planification des activités chirurgicale et permet de mieux comprendre la problématique étudiée. Le deuxième chapitre s'attaque aux durées de séjours postopératoires et aux différents facteurs qui peuvent l'affecter. Il présente l'élaboration et la validation d'un modèle de prédiction des durées de séjours tenant compte de certains facteurs connus lors de la planification. Finalement, le troisième chapitre traite du développement d'un modèle

mathématique pour établir la cédule opératoire qui tiendra compte des résultats du chapitre deux dans le but d'y intégrer l'utilisation des lits au sein des unités de soins postopératoires. La validation par simulation tenant compte de la variabilité des durées de séjour permet de constater les performances du modèle et d'ajuster la cédule finale en fonction du niveau de service souhaité.

1 Contexte et problématique

1.1 Introduction

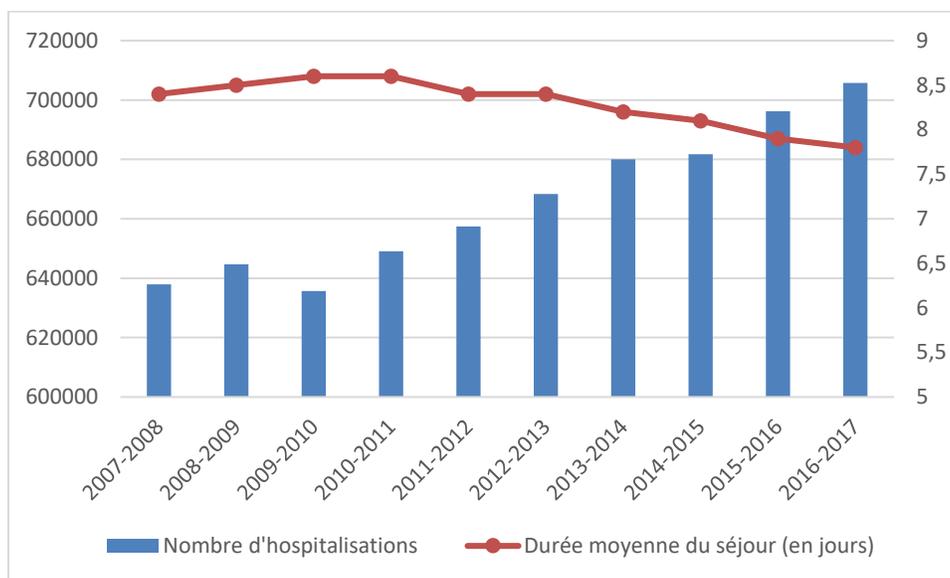
L'évolution dans le temps de différents indicateurs comme, par exemple, le nombre de patients traités, la capacité d'accueil des établissements ou encore les temps d'attente avant d'accéder à des soins permet d'observer la transformation du contexte dans lequel évoluent les services hospitaliers. Au fil des changements démographiques, des avancées technologiques et des réorganisations, le système hospitalier québécois s'est modelé, transformé et ajusté pour devenir ce qu'il est aujourd'hui, avec ses forces et ses faiblesses. Ce chapitre présente le contexte actuel dans lequel évoluent professionnels de la santé et patients.

Les sections suivantes présentent, dans un premier temps un portrait général de la problématique, suivi de différentes notions relatives aux activités chirurgicales qui permettront de mettre en contexte les travaux présentés dans les chapitres subséquents.

1.2 Problématique des soins hospitaliers

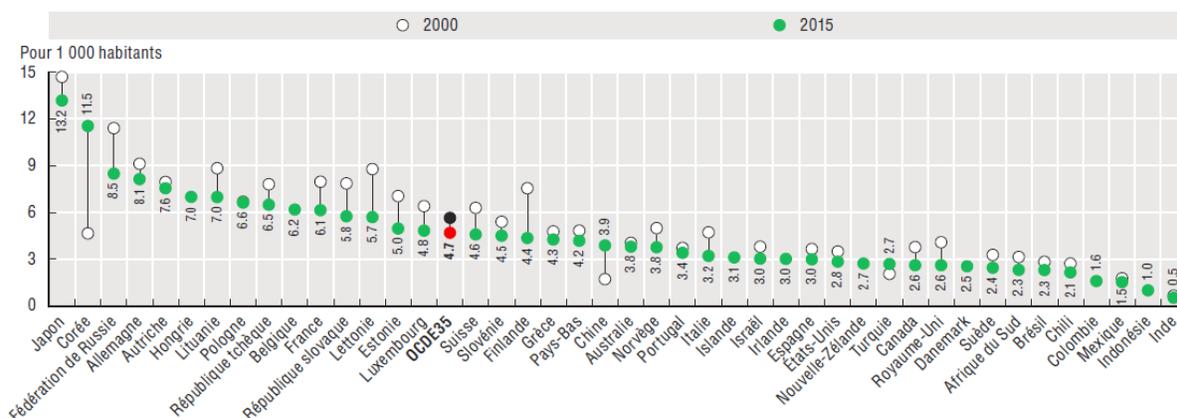
Selon l'institut canadien d'information sur la santé (ICIS), 705 774 hospitalisations ont eu lieu au Québec pour l'année 2016-2017, avec une durée de séjour moyenne de 7,8 jours. Le graphique 1 montre la progression, au cours des dix dernières années, du nombre d'hospitalisations et de la durée moyenne de séjour des patients. Il est possible de constater, d'une part, une hausse du nombre d'hospitalisations, et d'autre part, une légère baisse de la durée moyenne de séjour. Ces deux données montrent, d'un côté, la croissance de la demande, entre autres expliquée par le vieillissement de la population, et de l'autre côté, la légère diminution au niveau de la durée moyenne de séjour est attribuable à l'augmentation de la chirurgie ambulatoire, l'amélioration des techniques d'intervention et les nouvelles technologies (par exemple les chirurgies par endoscopie qui sont moins invasives et favorisent le rétablissement rapide des patients), ainsi qu'aux différents efforts réalisés par les établissements pour réduire les séjours trop longs ou non nécessaires (redirection plus

rapide vers les centres de soins longue durée, amélioration de la coordination entre les différents professionnels, éliminations de certains délais, etc).



Graphique 1 : Évolution du nombre d'hospitalisations et de la durée moyenne des séjours au Québec au cours des dix dernières années

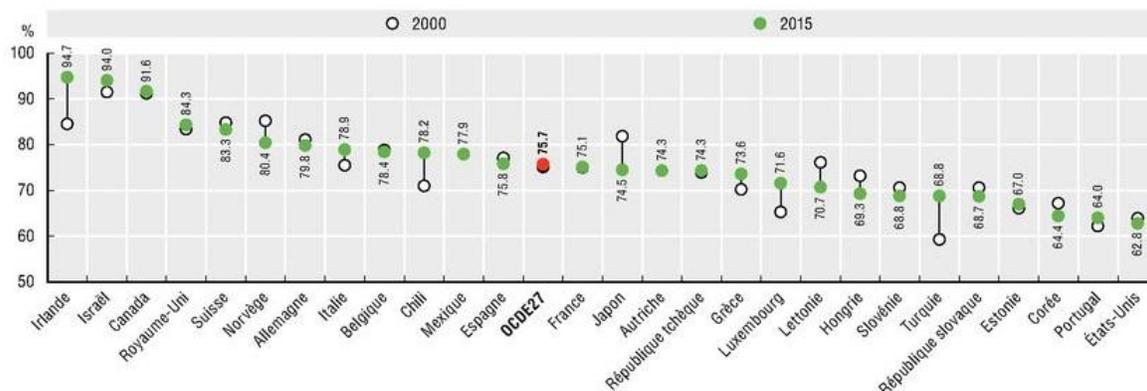
Le nombre de lits destinés aux soins curatifs, présenté dans le graphique 2, a quant à lui diminué entre 2000 et 2015 pour les pays de l'OCDE, passant de 5,6 à 4,7 lits par 1000 habitants. Le Canada ne fait pas exception à cette tendance; le nombre de lits par 1000 habitants est passé de 3,8 à 2,6 au cours de la même période.



Source : Statistiques de l'OCDE sur la santé 2017.

Graphique 2 : Lits d'hôpitaux pour 1000 habitants, en 2000 et en 2015

Au niveau du taux d'occupation de ces lits, la moyenne des pays de l'OCDE, présentée dans le graphique 3, se situe à 75,7%. Au Canada, le taux se trouve à 91,5% d'occupation et est resté relativement stable entre 2000 et 2015.



Source : Statistiques de l'OCDE sur la santé 2017.

Graphique 3 : Taux d'occupation des lits de soins curatifs au Canada (2000 et 2015)

Il est important de noter que de maintenir un taux d'occupation aussi élevé (91,5% en 2015) fait peser une pression sur le système et favorise de très longs temps d'attente (Green 2013).

Pour résumer la situation au Canada, la demande augmente (le nombre d'hospitalisations annuelles a augmenté de plus de 10% au cours des dix dernières années) et le nombre de lits d'hospitalisation diminue. Par ailleurs, le taux d'occupation a su se maintenir grâce, entre autres, à une diminution des durées de séjours. Puisque la diminution des durées de séjour provient d'un effort collectif pour éliminer les pertes et améliorer l'utilisation des ressources, un plancher sera atteint et il ne sera plus possible de palier à l'augmentation de la demande de cette façon. De plus, puisque le taux d'occupation est maintenu à un niveau très élevé, il y a très peu de marge de manœuvre pour éviter les débordements.

La complexité du système de santé, la nature des opérations et les aléas imputables au domaine permettent difficilement de maintenir un service de qualité, dans les délais prescrits avec si peu de latitude. De cette façon, le système surchargé fait face à des délais de traitements difficiles à respecter et des listes d'attentes qui s'allongent.

Les temps d'attente représentent un enjeu particulièrement important pour le patient en attente d'une intervention chirurgicale. En plus de l'inconfort, voir l'incapacité, lié à la pathologie en attente d'être traitée, l'incertitude d'obtenir une date d'intervention à plus ou

moins long terme affecte la qualité de vie en termes d'organisation et de planification personnelle et professionnelle. Ces enjeux créent un stress supplémentaire pour le patient déjà vulnérable.

1.3 Les activités chirurgicales

1.3.1 La fonction chirurgie

La figure 1 présente une catégorisation des différentes fonctions du système de soins de santé proposée par (OECD, Eurostat, et World Health Organization 2017).

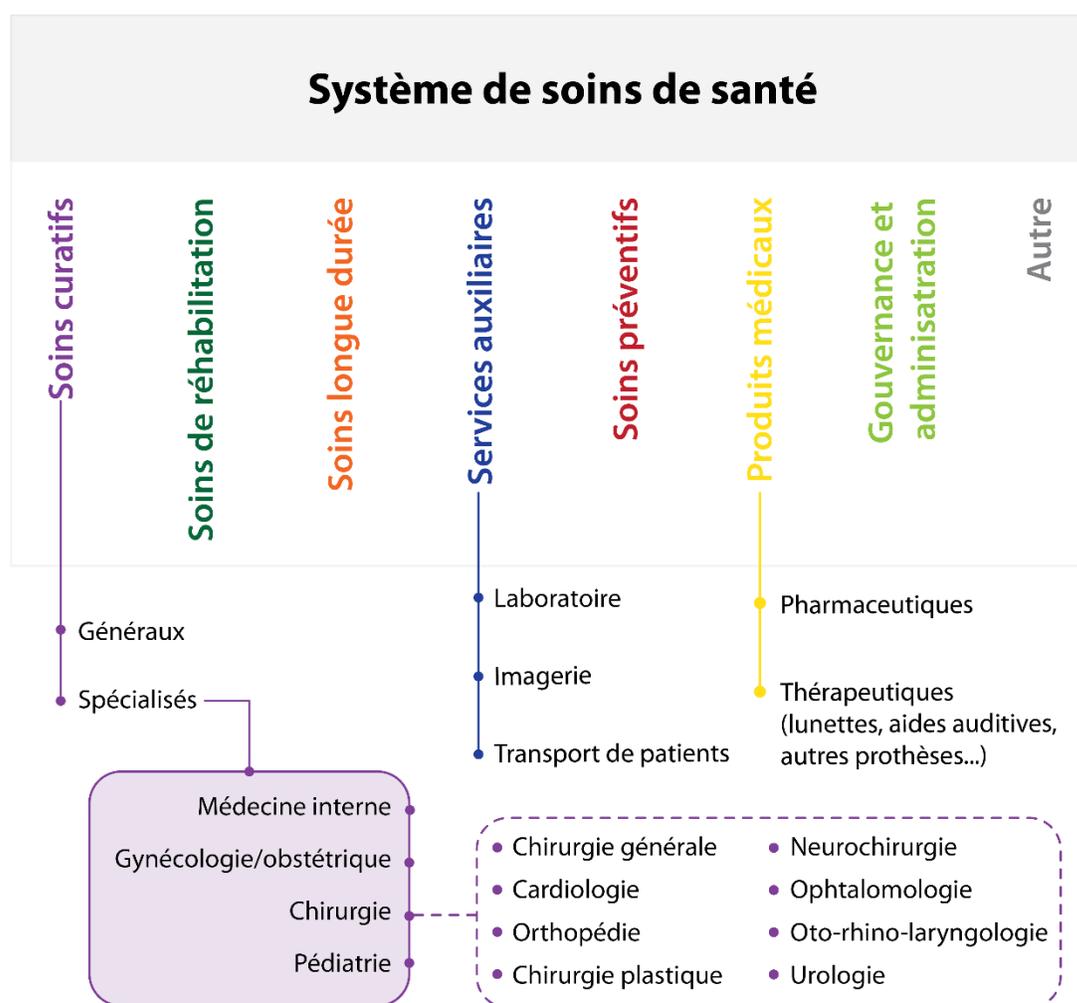


Figure 1 : Les fonctions du système de soins de santé

La catégorie *soins curatifs*, aussi appelée soins aigus ou soins de courte durée, représente plus du tiers des dépenses en santé (OECD, Eurostat, et World Health Organization 2017). C'est sous cette catégorie que sont rassemblés les épisodes de soins dont l'objectif principal est de soulager les symptômes d'une maladie ou d'une blessure, de réduire la sévérité d'une maladie ou d'une blessure ou d'éviter l'aggravation ou les complications d'une maladie ou d'une blessure. Ce type de soins peut être divisé à son tour en deux catégories : les soins généraux et les soins spécialisés.

Les soins généraux sont généralement le point d'entrée du système de soins de santé, avant que le patient ne soit référé à un spécialiste lorsque son état le requiert. Les soins curatifs spécialisés exigent un plus haut niveau de technologie, les cas sont plus rares et nécessitent des soins plus complexes. Ils se divisent à nouveau en quatre sous-groupes : la médecine interne, la gynécologie et l'obstétrique, la pédiatrie, et enfin, la chirurgie.

La chirurgie se décline elle-même en différentes spécialités : chirurgie générale, cardiologie, orthopédie, plastique, neurochirurgie, ophtalmologie, oto-rhino-laryngologie et urologie.

1.3.2 Les types de patients

Parallèlement aux différentes fonctions des services de soins de santé, il importe aussi de détailler les différents types de patients. Ils sont présentés à la figure 2. Les patients d'un jour sont admis pour recevoir des soins un certain jour et rentrent chez eux sans passer la nuit sur place, contrairement aux patients avec séjour, qui restent une nuit ou plus dans l'établissement. Les patients qui reçoivent des soins à domicile constituent une autre catégorie, mais qui n'est pas utilisée lorsqu'il est question d'intervention chirurgicale. Finalement, il est possible de distinguer les patients électifs, qui ont rendez-vous pour une intervention, de ceux qui sont urgents et pour lesquels l'intervention est décidée suite à l'admission.

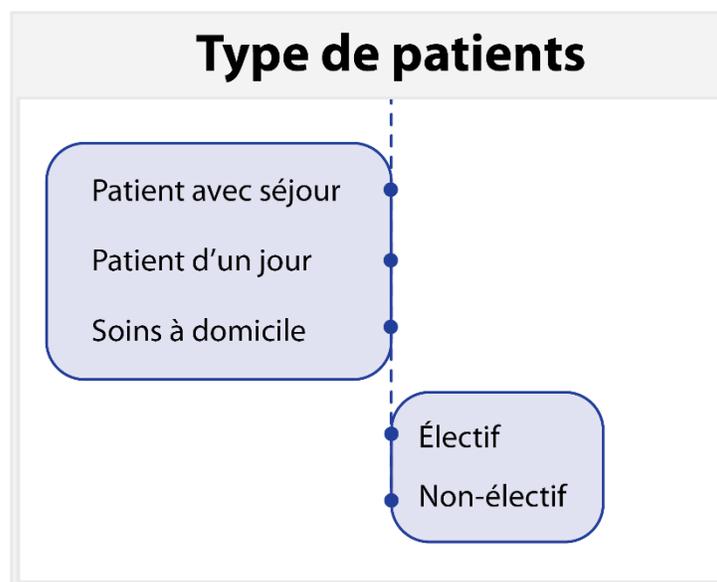


Figure 2 : Type de patients

1.3.3 La réalisation des chirurgies

Maintenant que les activités chirurgicales sont bien situées dans le portrait global des soins de santé, rapprochons-nous des établissements qui réalisent des chirurgies. Il est possible de dire, de manière générale et non exhaustive, que la réalisation de chirurgies nécessite des chirurgiens rattachés aux différentes spécialités chirurgicales offertes par l'établissement, d'une ou de plusieurs salles d'opération, pourvues d'équipements spécifiques et de main d'œuvre spécialisée, des salles de réveil et, finalement, des unités de soins post-opératoires où les patients séjournent après l'intervention lorsque nécessaire. C'est au niveau des unités de soins post-opératoires que se trouvent les 2,6 lits d'hospitalisation par 1000 habitants dont il était question en début de chapitre. Il importe de mentionner qu'un lit d'hospitalisation et sa disponibilité fait référence non seulement au mobilier et à son emplacement, mais comporte aussi toutes les ressources humaines et matériels nécessaires à l'hospitalisation d'un patient et à ses soins.

Au Canada, le nombre de lits disponibles dans chaque établissement hospitalier, et assignés à différents départements, est fixé par les ministères de chaque province. Les lits d'hôpitaux constituent le goulot d'étranglement du système de soins (Blake 2011). Avec un nombre de

lits fixe, les ministères limitent le nombre d'admissions et contrôlent l'accès aux soins dans les hôpitaux (Sutherland et Trafford Crump 2013).

1.3.4 Les niveaux décisionnels

Les niveaux décisionnels ont été originalement développés par (Anthony 1965) pour placer un cadre conceptuel autour de la planification des activités de gestion. Ils sont maintenant si communément utilisés dans la littérature qu'il arrive même d'en oublier leur origine. Les trois niveaux décisionnels les plus généralement utilisés sont les niveaux : stratégique, tactique et opérationnel.

Les décisions concernant les activités chirurgicales et leur planification sont échelonnées sur les trois différents niveaux et englobent la gestion préopératoire, peropératoire et post-opératoire (voir figure 3).

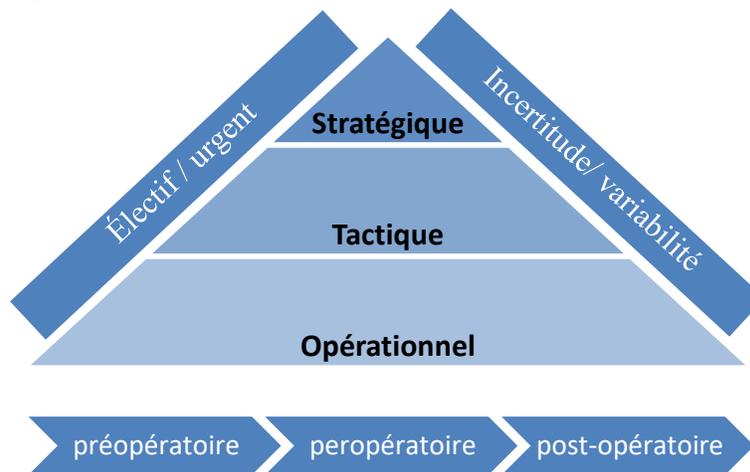


Figure 3 : Contexte décisionnel au bloc opératoire

Premièrement, le niveau stratégique, reflétant la vision à long terme, concerne les priorités allouées à chaque spécialité, octroyant ainsi l'accès aux salles d'opérations pour un certain nombre d'heures par semaine aux équipes rattachées de chaque spécialité chirurgicale. Cet exercice est fait en fonction des historiques, des priorités et missions de chaque établissement, ainsi que d'éventuelles négociations entre les coordonnateurs des différents services. Ce niveau décisionnel se projette généralement en année ou en trimestre.

Une fois le temps de bloc octroyé à chaque spécialité, l'horaire de chirurgie peut être construit. Il s'agit du niveau décisionnel tactique et s'établit généralement sur un horizon en mois ou en semaine. C'est à ce moment qu'est décidé, pour chaque spécialité, quelles salles et quels jours de la semaine lui seront dédiés. L'horaire des chirurgiens pourra ensuite être établi en fonction de ces plage-horaires.

Enfin, au niveau opérationnel, les interventions de chaque patient peuvent être planifiées à même le temps de bloc alloué à leur chirurgien en tenant compte du niveau d'urgence de chaque cas, des délais à ne pas dépasser, de la disponibilité des équipements spécialisés, etc. Un horizon très court, en jours ou en heures, est rattaché à ce niveau décisionnel.

Comme indiqué à la figure 3, d'autres enjeux affectent aussi les prises de décisions relatives à la programmation du bloc opératoire d'un hôpital. L'arrivée de cas urgents affectant la cédule préétablie ainsi que la variabilité (temps d'intervention, durée de séjour...) et les incertitudes (patient qui ne se présente pas, complications...) vécues à différents niveaux en sont des exemples.

Le tableau 1 résume les niveaux décisionnels plus spécifiquement en regard de la planification des activités chirurgicales. Les types de décisions qui y sont rattachées et leurs horizons y sont présentés.

Niveau décisionnel	Horizon	Périodicité	Planification bloc opératoire	Unités de soins post-opératoires
Stratégique	Long terme Établissement Service	Année/ trimestre	Temps de bloc pour chaque spécialité	Dimensionnement des unités de soins (capacité)
Tactique	Moyen terme Programme	Mois/ semaine	Horaire des chirurgiens, horaire préliminaire des chirurgies	Planification des lits (saisonnalité, fin de semaine)
Opérationnel	Court terme Urgence	Jour/ heure	Réajustement des horaires, urgences	Affectation des lits

Tableau 1 : Niveaux décisionnels et planification des activités chirurgicales

Selon le fonctionnement actuel, la durée de séjour probable des patients, et par le fait même, la disponibilité des lits d'hospitalisation, n'est pas prise en compte lors du processus de planification. C'est ainsi qu'il est possible de se retrouver avec des débordements sur d'autres unités de soins, des patients séjournant temporairement en salle de réveil et retardant ainsi leur programme de rétablissement post-opératoire, ou encore, le report ou l'annulation de certaines chirurgies.

1.3.5 Le parcours-patient

Pour mieux comprendre les enjeux liés à la planification des activités chirurgicales, il est possible d'étudier le fonctionnement du système chirurgical du point de vue du patient et de son parcours dans le système, présenté à la figure 4.

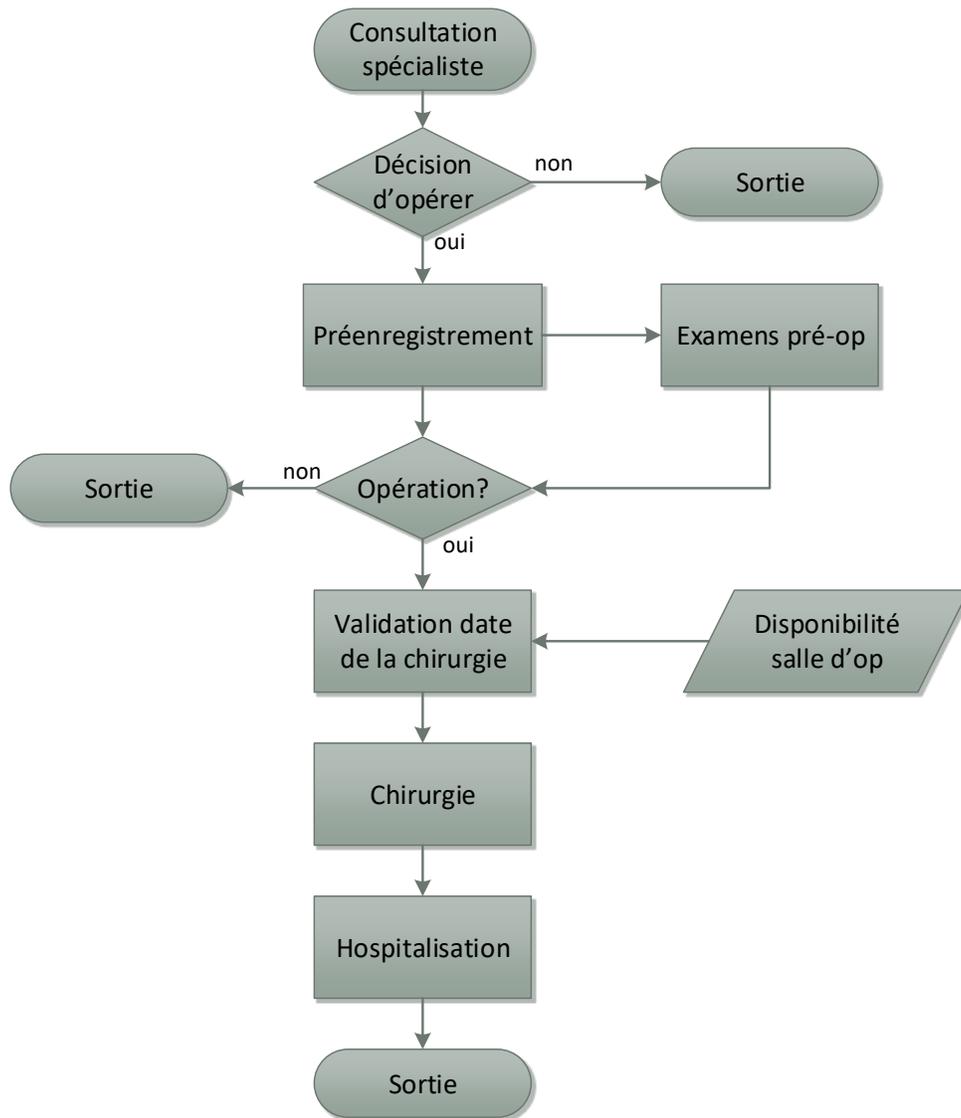


Figure 4 : Parcours patient

Dans un premier temps, le patient consulte un spécialiste qui décidera si une opération chirurgicale est nécessaire. Si tel est le cas, le patient sera inscrit sur une liste d'attente en fonction du type d'intervention qu'il subira.

Le préenregistrement permettra de déterminer la date approximative de la chirurgie. Cette date est établie en fonction des disponibilités du chirurgien et des priorités dont dispose son service au bloc opératoire. Un rendez-vous préopératoire sera aussi fixé dans le but de réaliser les examens préalables à l'opération et de fournir au patient l'information nécessaire lui permettant de se préparer à son intervention. L'obtention des résultats des tests préopératoires permettra de s'assurer que tout est en ordre pour l'opération et de valider la date de chirurgie en fonction de la disponibilité des salles d'opération.

Finalement, la chirurgie aura lieu et le patient sera admis sur une unité de soins jusqu'à l'obtention de son congé par le chirurgien.

Bien que le parcours patient semble direct et relativement simple, dans la pratique, puisque la disponibilité des lits n'est pas prise en compte lors de la validation de la chirurgie, il arrive que l'horaire de chirurgie soit perturbé par l'absence de disponibilité de lits sur l'unité de soins. Ce problème peut se manifester de différentes façons. Il peut arriver que des patients doivent séjourner en salle de réveil le temps qu'un lit se libère en aval, retardant la réception de soins postopératoires permettant la convalescence ou la réhabilitation du patient. Il peut aussi arriver que le patient soit placé sur une autre unité de soins, ayant pour conséquence de compliquer les tournées pour les différents professionnels appelés à intervenir. Dans le pire des cas, certaines opérations devront être annulées ou reportées à cause du manque de disponibilité des lits.

Le contexte décrit ci-haut se veut générique au niveau des établissements hospitaliers québécois. Par ailleurs, un partenariat a été établi, anciennement avec le Centre Hospitalier Affilié de Québec (CHA), maintenant fusionné au sein du Centre Hospitalier Universitaire de Québec (CHU de Québec). Le CHU de Québec constitue maintenant un centre hospitalier de 1767 lits répartis sur cinq sites et employant 14500 personnes. Ce lien avec le plus important établissement de santé de l'est du Québec et l'un des plus grands CHU au Canada permet un accès aux données nécessaires à l'étude ainsi qu'à une meilleure compréhension de la problématique du point de vue pratique, permettant de garder en tête l'aspect « applicabilité » lors de la recherche de solutions.

1.3.6 La variabilité de la durée de séjour

L'une des raisons pour laquelle la durée de séjour d'un patient n'est pas prise en compte lors de la planification des interventions chirurgicales provient du fait que les durées sont très variables et difficiles à prévoir. Le tableau 2 présente des données fournies par l'établissement partenaire pour les interventions en orthopédie. Les données ont été regroupées par le centre hospitalier en différentes catégories et sous-catégories permettant de les classer selon les types d'interventions. Il est possible de constater que certaines catégories contiennent un grand nombre de cas, tandis que d'autres catégories n'en contiennent que très peu. De plus, certaines catégories montrent une très grande variabilité, tandis que d'autres semblent beaucoup plus stables.

Groupe	Sous-groupe	Nombre d'interventions	Durée moyenne de séjour (jours)	Écart-type
Bassin		41	14,24	16,29
	Fixateur externe	3	38,00	9,64
	ROFI	38	12,37	15,25
Dos	Discoïdectomie	67	13,69	16,66
Genou		489	8,18	8,52
	Amputation	5	14,40	5,81
	Prothèse	436	7,71	4,33
	Reconstruction ligamentaire	10	5,60	9,01
	Révision prothèse	38	13,39	25,98
Hanche		471	11,77	22,46
	Arthroplastie	2	3,00	0,00
	Enclouage	59	19,66	17,89
	Hémiarthroplastie	85	15,87	20,42
	Prothèse totale	264	9,03	25,46
	Resurfaçage	15	5,27	1,79
	Révision prothèse	46	12,28	10,75
Membres inf.	ROFI	118	13,83	17,25
Membres sup.	ROFI	138	6,38	14,06
Total		1324	10,24	16,76

Tableau 2 : Durée de séjour des patients ayant subi une chirurgie orthopédique pour l'année 2009-2010

Ce sont, entre autres, ces variations qui permettent difficilement de tenir compte de la durée de séjour des patients de façon réaliste lors de la planification des activités chirurgicales. Si on prend l'exemple d'un patient qui subira une opération pour effectuer le remplacement complet de l'articulation de la hanche par une prothèse, la durée de séjour moyenne est de 9,35 jours. Cependant, l'écart-type pour ce type de chirurgie est de 25,65, ce qui rend l'utilisation d'une moyenne pour estimer la durée de séjour peu convenable. Ces variations sont notamment dues au fait que chaque patient est unique, ainsi que chaque professionnel qui intervient dans son plan de soins, ce qui entraîne une variabilité naturelle dans les durées des soins. Une autre part est aussi due aux complications non prévues qui occasionneront des délais supplémentaires au niveau du rétablissement du patient (Griffin et al. 2016).

1.4 La planification des activités chirurgicales

Le mode de fonctionnement actuel de la planification des opérations chirurgicales n'est pas formalisé, ni accompagné d'outil d'aide à la décision permettant de tenir compte de la panoplie d'informations rendue disponible grâce à l'accessibilité des systèmes informatiques. La personne responsable établira la cédule d'opération pour les prochaines semaines de façon intuitive et en se fiant à son expérience. Cette méthode permet difficilement de coordonner efficacement l'ensemble des ressources nécessaires, et encore moins d'optimiser l'utilisation de ces ressources. (Marcon, Guinet, et Tahon 2008) se basent sur leurs constats de ce mode de gestion pour affirmer qu'il génère une performance médiocre et conduit à des dysfonctionnements, particulièrement au niveau de la coordination des activités.

La complexité et la spécificité des problèmes liés à la planification des activités chirurgicales, ainsi que sa rapide évolution dans le temps fait en sorte que différents cadres ont été développés et présentés dans la littérature pour catégoriser les travaux (Abdelrasol, Harraz, et Eltawil 2014), (Hulshof et al. 2012), (Hans, van Houdenhoven, et Hulshof 2011), (Cardoen, Demeulemeester, et Beliën 2010a). Celui qui apparaît à ce jour comme le plus complet et le plus souple est présenté par (Cardoen, Demeulemeester, et Beliën 2010b) et actualisé par (Samudra et al. 2016). La figure 5 présente les problèmes de planification selon ce cadre, classés sur quatre paliers.

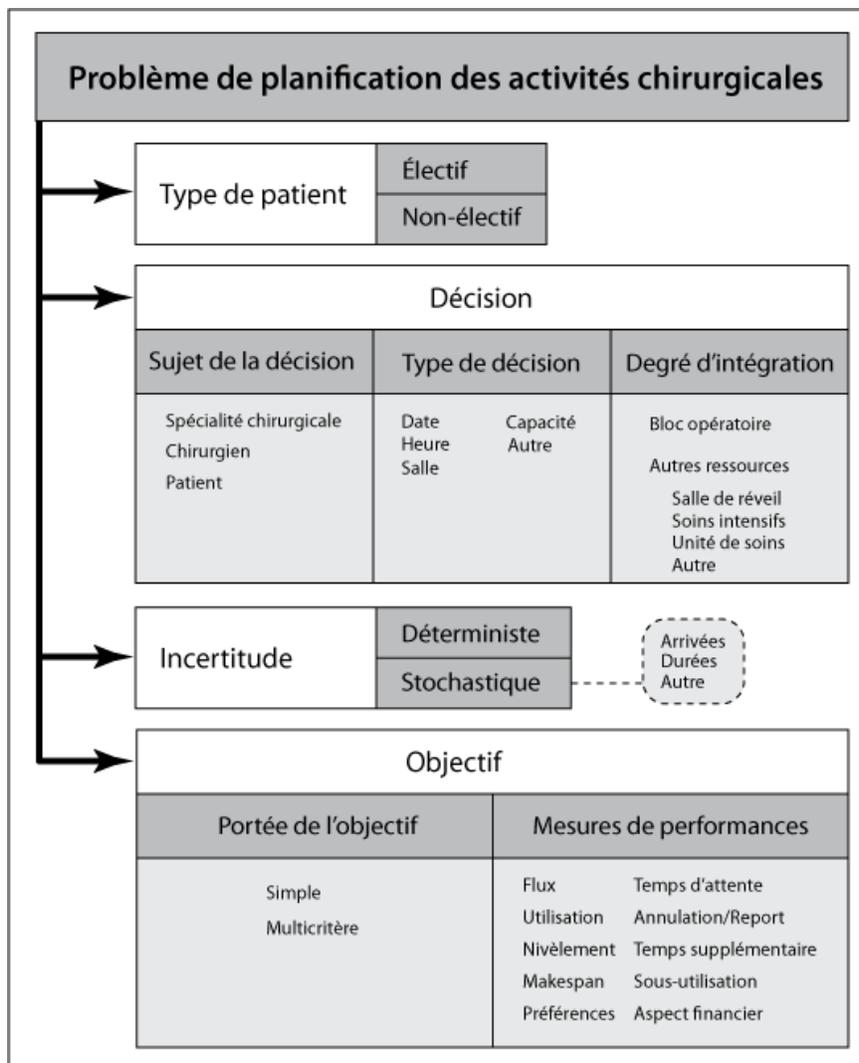


Figure 5 : Classification des problèmes de planification des activités chirurgicales

Dans un premier temps, on distingue le type de patients : les patients électifs, qui ont rendez-vous pour une chirurgie et se présentent généralement le jour de l'intervention, et les patients non-électifs, qui sont généralement des cas imprévus qui doivent être traités de façon urgente.

Le deuxième palier délimite les décisions. Il comporte trois composantes : le sujet de la décision, le type de décision et le degré d'intégration. Le sujet de la décision détermine à qui la décision s'applique. On y retrouve la spécialité chirurgicale, le chirurgien ou encore les patients. Le type de décision précise quelle décision doit être prise. On y distingue cinq éléments : Les décisions liées à l'assignation d'une date, à l'assignation d'une heure, à l'assignation d'une salle, à la capacité (exemple : 3hrs dans la salle A), autre (exemple : assignation d'un patient au chirurgien). Le degré d'intégration précise si la planification se

limite au bloc opératoire ou s'il intègre d'autres ressources en aval ou en amont. S'il intègre d'autres ressources, on distingue la salle de réveil, l'unité de soins intensifs, l'unité de soins post-opératoire ou encore autre (exemple : centre de réadaptation, centre de soins longue durée...).

Le troisième palier détermine s'il y a, ou non, intégration de l'incertitude. Si l'aspect stochastique est pris en compte, on précisera s'il s'agit d'une incertitude sur les arrivées, sur les durées, ou autre.

Finalement, le dernier palier comporte deux composantes : la portée de l'objectif (s'agit-il d'un objectif simple ou multicritère?) et les mesures de performances. Il y a dix mesures de performances considérées : Le temps d'attente, le flux, l'utilisation, les annulations ou reports, le temps supplémentaire, la sous-utilisation, le nivèlement, l'aspect financier, le makespan (temps total de réalisation des activités) et les préférences.

Ces quatre paliers ensemble permettent de catégoriser les problèmes de planification des activités chirurgicales de façon efficace. Pour situer notre problématique selon ce cadre, les patients électifs seront le sujet des décisions par rapport aux dates d'opérations et le degré d'intégration inclus l'unité de soins. L'incertitude est considérée au niveau des durées de séjour. Finalement, l'objectif est simple et les mesures de performances concernent l'annulation/report de chirurgie.

1.5 Conclusion

Dans un contexte en constante évolution où la demande croissante se confronte à la rationalisation des ressources, les taux d'occupation très élevés des lits sur les unités de soins post-opératoires combinés à la grande variabilité des durées de séjour des patients font en sorte que cette ressource devient le goulot d'étranglement du système.

Les travaux présentés dans cette thèse se situent dans la zone grise, située à cheval entre le niveau décisionnel tactique et le niveau opérationnel. C'est lors de l'étape de planification où chaque chirurgie se voit attribuer une date approximative, puis finale, d'opération qu'il sera pertinent d'intégrer la durée de séjour prévue des patients, permettant d'éviter les débordements et d'assurer la disponibilité de la ressource lorsque la date de l'intervention est

déterminée. L'objectif est de développer un outil d'aide à la décision intégrant tout le processus d'admission et de traitement de chaque patient dès la planification des activités chirurgicales pour réduire le nombre d'annulation ou de reports de chirurgies, réduire le nombre de placements de patients sur d'autres unités de soins, améliorer le respect des délais et réduire les listes d'attente.

Le problème sera traité en deux parties. Dans un premier temps, la durée de séjour des patients doit être estimée, en fonction des différents facteurs qui peuvent l'influencer. Une fois la durée de séjour bien caractérisée, il sera possible d'effectuer la planification des opérations en intégrant cette information. Ainsi, l'horaire des chirurgiens étant connu, il reste à déterminer, pour chaque chirurgien, quels patients seront traités dans chacune des plages horaires dont dispose le chirurgien au bloc opératoire pour un certain horizon de planification, et ce, en tenant compte de la disponibilité des lits au niveau des unités de soins post-opératoires.

2 Modèle de prédiction des durées de séjours post-opératoires

2.1 Introduction

Il a été possible de constater au précédant chapitre (voir tableau 2) que les durées de séjour possèdent, dans certains cas, une très grande variabilité. Cette variabilité fait en sorte que l'utilisation d'une simple moyenne pour effectuer la planification des activités chirurgicales intégrant la disponibilité des ressources en aval ne peut pas mener à des résultats satisfaisants. En regardant de plus près l'histogramme à la figure 6 qui présente le nombre de patients en fonction du nombre de jours d'hospitalisation après une chirurgie orthopédique, il est possible d'observer la forme particulière; asymétrique, avec une très longue queue, typique (Harini, Subbiah, et Srinivasan 2018) aux distributions des durées de séjour.

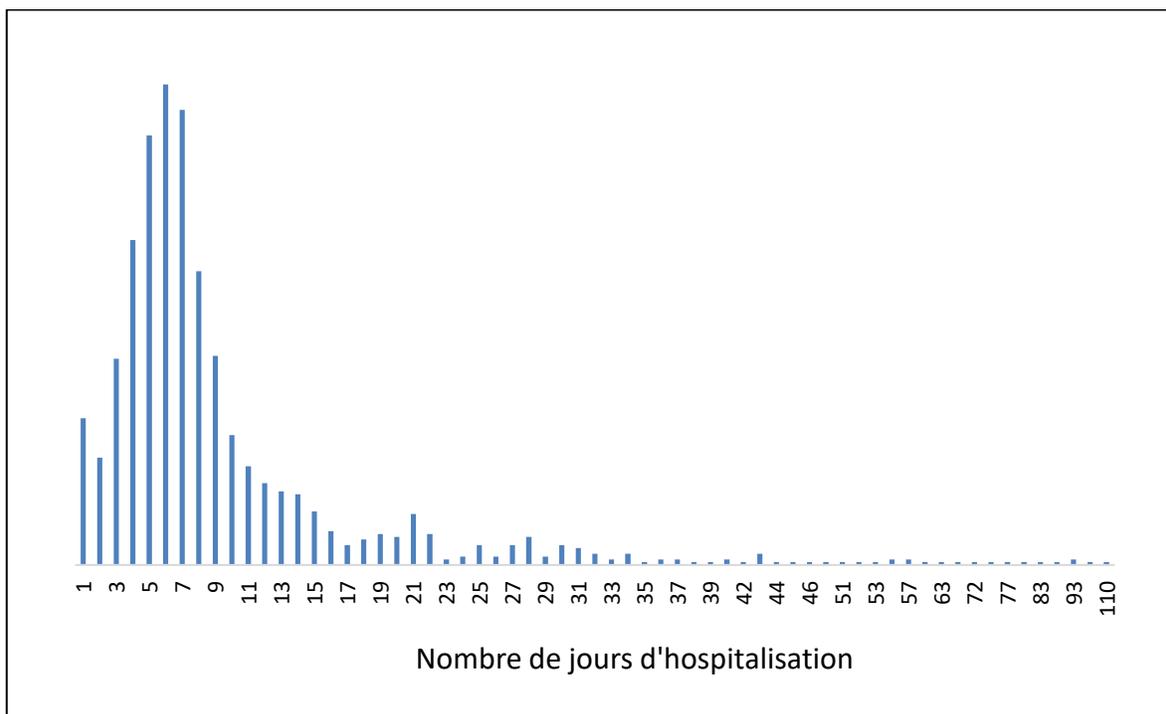


Figure 6 : Durées de séjour après une chirurgie orthopédique

Ce chapitre présente les différentes méthodes utilisées dans la littérature pour approcher le problème de prévision des durées de séjour. Par la suite, la méthode choisie, celle qui se prête le mieux au contexte décrit au chapitre précédent est exposée, ainsi que les résultats obtenus.

2.2 Revue de la littérature

La problématique de la prévision de la durée de séjour post-opératoire est traitée de diverses façons dans la littérature. Différentes méthodes permettent d'estimer la distribution des durées de séjour.

On retrouve notamment les méthodes de régression classiques (distributions statistiques). Par exemple, (Marazzi et al. 1998) comparent l'efficacité de différentes distributions paramétriques (Weibull, Lognormal et Gamma) en classifiant les données par pays et par DRG (*Diagnosis Related Groups*). Les DRGs regroupent les patients en fonction de la Classification Internationale des Maladies (CIM) et permettent de créer des groupes homogènes au niveau des ressources utilisées (Canadian Institute for Health Information 2004). La conclusion des travaux est que le choix des distributions dépend grandement du pays et du DRG d'où proviennent les données. De leur côté, (Lee, Ng, et Yau 2001) ajustent la distribution des durées de séjours en obstétrique à l'aide d'une combinaison de distributions Gamma, tandis que (Hellervik et Rodgers 2007) modélisent les temps de séjours pour l'ensemble des diagnostics à partir d'une loi de puissance.

Pour prédire les durées de séjour de patients de plus de 65 ans ayant subi un accident vasculaire cérébral, (Vasilakis et Marshall 2005) comparent différentes méthodes statistiques (analyse de survie, distributions exponentielles mixtes, distributions phase-type) à des méthodes de modélisation décisionnelle (modélisation compartimentale et simulation). En comparant les différentes méthodes en termes de faisabilité et de pertinence générale, il est constaté que chaque méthode possède des forces et des faiblesses. Par exemple, l'analyse de survie est une technique classique, bien connue et largement utilisée (Liu 2012), elle est donc disponible dans la plupart des logiciels statistiques commerciaux comme SPSS et SAS. D'un autre côté, son utilisation ajoute des hypothèses aux modèles et s'il y a un grand nombre de covariables, cela peut rapidement complexifier l'étude.

Les modèles compartimentaux permettent de représenter la durée de séjour d'une façon intuitive et facilement interprétable. Par contre, ces modèles ne permettent pas de fonctionner en temps continu.

L'approche par simulation, quant à elle, a comme avantage d'être très flexible et de pouvoir capter la variabilité des paramètres d'entrées en plus de permettre l'introduction de contraintes de capacité à différentes étapes du processus. De telles précisions ne vont toutefois pas sans une augmentation non-négligeable du temps et des ressources nécessaires pour bâtir le modèle.

Enfin, les modèles basés sur les chaînes de Markov, aussi appelés distribution phase-type, permettent d'obtenir de bons résultats (Faddy, Graves, et Pettitt 2009). En plus de permettre de représenter la durée de séjour de façon mathématique, elle permet aussi une représentation logique puisqu'elle consiste en une suite de phases qui peuvent, selon les choix effectués, représenter différents états du patient ou du processus. La difficulté de cette méthode se situe au niveau de l'ajustement de la distribution. En effet, dépendamment du nombre de phases, la quantité de paramètres à estimer augmente considérablement. Par ailleurs, grâce à sa grande versatilité, il s'agit de l'une des méthodes les plus utilisées pour modéliser la durée de séjour hospitalière ((Fackrell 2009), (Kapadia et al. 2000), (Marshall, Mcclean, et Millard 2004), (Gillespie et al. 2011), (Payne, Marshall, et Cairns 2012) et c'est la méthode qui a été préconisée dans notre contexte.

Toutefois, en étudiant les données de plus près, il est aussi possible d'isoler différents facteurs pouvant affecter la durée de séjour d'un patient. De façon intuitive, il est possible de penser que, par exemple, l'âge du patient et le type de chirurgie constituent des facteurs de première importance. Selon (Hall 2013), la question clé se rapporte principalement à choisir les distributions de probabilité les plus appropriées en fonction des données connues sur la condition du patient et des traitements, dans le but de rendre ces distributions les plus précises possible. L'identification plus formelle et la classification de ces facteurs permet d'envisager un raffinement du modèle de prédiction. Les travaux de (Marshall et al. 2002) et (Marshall, Burns, et Shaw 2007) utilisent les réseaux bayésiens pour créer un réseau de causalité entre différentes variables qui permettent ensuite de conditionner les distributions phase-type dans le but de repérer les patients les plus à risque de dépasser les durées prévues par le modèle.

Quant à eux, (Harper, Knight, et Marshall 2012), utilisent les arbres de classification et de régression pour prévoir les cas avec complications et les cas simples en fonction de différents facteurs. Une fois cette distinction effectuée, deux distributions phase-type sont modélisées pour estimer les durées de séjour : l'une pour les cas simples et l'autre pour les cas avec complications, sans toutefois que les résultats soient intégrés à la modélisation des durées de séjour.

2.3 Modélisation

Dans le but de diminuer la variabilité et de permettre une estimation plus juste des durées de séjour, il importe d'identifier les facteurs propres à chaque patient qui peuvent affecter leur séjour d'hospitalisation. Par la suite, il sera possible de former des groupes plus homogènes de patients en fonction des facteurs identifiés. Différentes méthodes peuvent être utilisées pour catégoriser les patients. Les travaux de (Harper 2005) comparent quatre algorithmes de classification spécifiquement utilisés pour l'aide à la décision dans le domaine de la santé. On y compare l'analyse discriminante, les modèles de régression, les arbres de régression (CART) et les réseaux de neurones, tant au niveau de la précision, des temps de calcul, de la compréhensibilité des résultats que l'accessibilité d'utilisation des algorithmes pour les professionnels du milieu de la santé, moins familiers avec les notions statistiques. Les résultats montrent qu'il n'existe pas un *meilleur* outil de classification, tout dépend en fait du type de données à analyser et des objectifs de la classification.

Dans le cas présent, la méthode des arbres de classification et de régression (CART) (Breiman et al. 1984), (Loh 2011) est favorisée.

À l'aide du logiciel TANAGRA (Rakatomalala 2005) et d'une année d'historique sur les durées de séjour en orthopédie fournie par notre établissement hospitaliers partenaire, il est possible d'obtenir un arbre séparant les données selon les facteurs ayant le plus gros impact sur la durée de séjour.

Par la suite, pour chacun des regroupements, la fonction distribution de la durée de séjour est estimée à l'aide des distributions phase-type, modèle basé sur les chaînes de Markov. Pour

estimer les paramètres du modèle, l'algorithme d'Espérance-Maximisation (EM) sera utilisé (Asmussen, Nerman, et Olsson 1996).

Une fois les paramètres du modèle estimés, il sera finalement possible de générer aléatoirement des durées de séjour et de comparer les résultats ainsi obtenus aux données historiques d'une deuxième année, permettant de vérifier la validité du modèle de prédiction des durées de séjour.

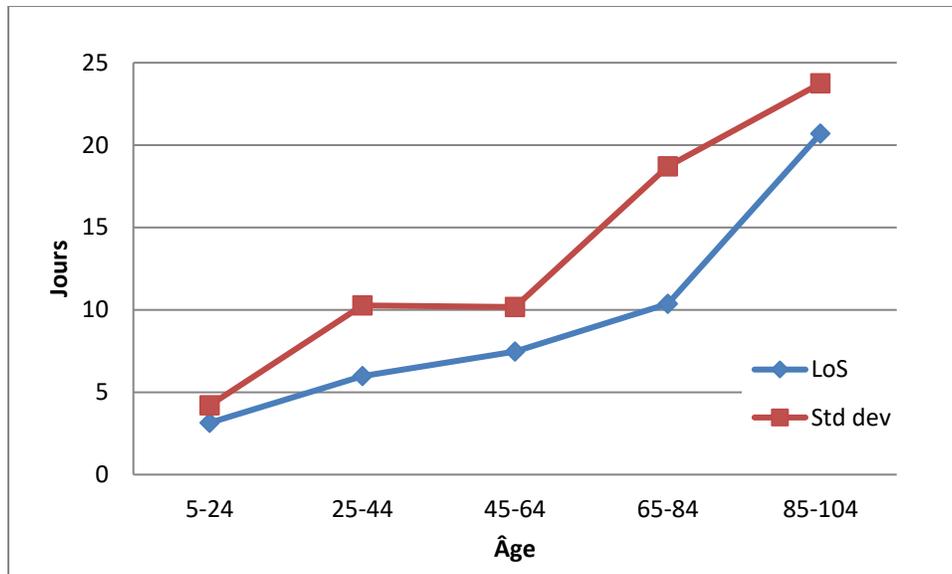
Le tableau 3 résume les étapes de développement du modèle.

1	Création de l'arbre de régression à partir des données de la première année et choix des facteurs principaux.
2	Regroupement des données de la première année en fonction des nœuds terminaux (feuilles) de l'arbre.
3	Estimation des paramètres de la distribution phase-type pour chaque feuille.
4	Génération d'un jeu de données aléatoires à partir des distributions obtenues au point 3.
5	Regroupement des données de la deuxième année en fonction de l'arbre obtenu en 1.
6	Comparaison des données générées en 4 avec les données historiques d'une seconde année.

Tableau 3: Étapes de modélisation de la durée de séjour

2.3.1 La méthode des arbres de régression

Différents facteurs peuvent influencer sur la durée de séjour des patients. L'âge du patient, par exemple, est un facteur important. Le graphique 4 présente la durée moyenne du séjour et l'écart type en fonction de l'âge du patient pour les chirurgies de remplacement de la hanche pour l'année 2009-2010. Il est possible de constater dans cet exemple une augmentation significative de la durée moyenne du séjour et de l'écart type lorsque l'âge des patients augmente.



Graphique 4 : Durée moyenne de séjour (LoS) et écart-type (Std dev) en fonction de l'âge des patients

Les données disponibles pour notre étude et qui peuvent être considérées comme des facteurs ayant un impact sur la durée du séjour sont :

- Le chirurgien,
- La date de sortie de l'hôpital (jour, mois),
- Le nombre de jours de séjour,
- La date de l'intervention (jour, mois),
- L'âge du patient,
- Le sexe du patient,
- Le territoire de provenance,
- La catégorie d'intervention,
- La sous-catégorie d'intervention.

Pour prendre ces facteurs en compte dans le modèle, la méthode des arbres de classification et de régression, *Classification And Regression Tree* (CART) (Breiman et al. 1984) est considérée. CART est une méthode de classification qui utilise l'historique des données pour construire un arbre de classification. L'algorithme effectue la recherche, pour tous les

facteurs possibles et toutes les valeurs possibles, afin de trouver la meilleure partition, celle qui sépare les données avec le maximum d'homogénéité dans chacun des groupes selon une cible choisie par l'utilisateur. La cible dans le cas présent est l'écart-type de la durée de séjour. C'est cette donnée qui permet de regrouper les patients selon les différents facteurs pouvant affecter la durée de séjour.

Le processus est ensuite répété pour chacun des fragments de données résultants (nœuds). La méthode nécessite certaines entrées de l'utilisateur, qui comprennent la taille minimum d'un nœud pour autoriser une séparation, la taille minimum de chaque nœud terminal, le nombre maximum de nœuds terminaux et la profondeur maximal de l'arbre.

Lorsqu'un arbre satisfaisant est obtenu, en termes de taille et d'homogénéité, chaque nœud terminal représente un sous-groupe avec un ensemble spécifique de caractéristiques. En utilisant le logiciel TANAGRA et plusieurs combinaisons de paramètres, tout en s'assurant d'avoir un minimum de 30 cas dans chaque catégorie, il s'avère que peu importe le choix des paramètres, un facteur s'impose pour permettre la meilleure séparation des données : l'âge du patient. L'arbre obtenu est présenté à la figure 7.

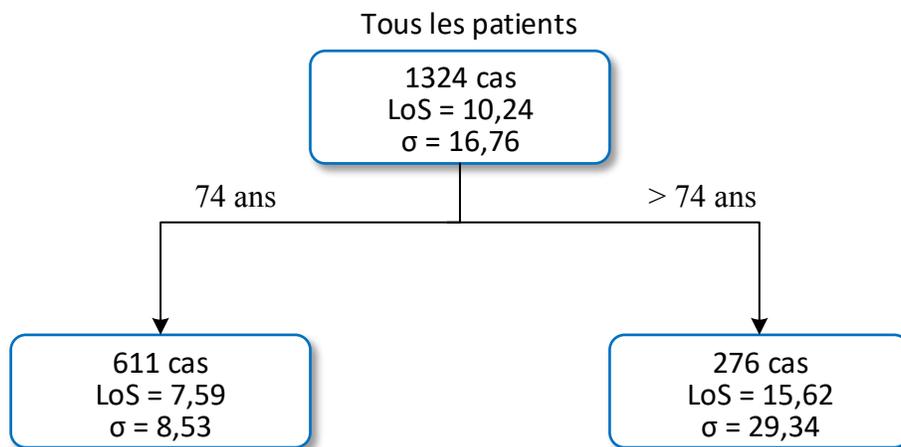


Figure 7: Arbre obtenu avec Tanagra

Il est maintenant possible d'estimer une distribution pour la durée de séjour des patients de chacun de ces sous-groupes.

2.3.2 Les distributions phase-type Coxiennes

Les distributions phase-type sont décrites par (Neuts 1981) comme étant le temps d'absorption d'une chaîne de Markov en temps continu, où il n'y a qu'un seul état absorbant et où le processus stochastique débute dans un état transitoire.

De leur côté, les distributions phase-type coxiennes sont un cas particulier où le processus passe par tous les états transitoires dans un ordre prédéterminé. Comme le montre l'exemple à la figure 8, chacun des états transitoires peut mener à l'état transitoire suivant avec une probabilité λ , ou à l'état absorbant avec une probabilité μ .

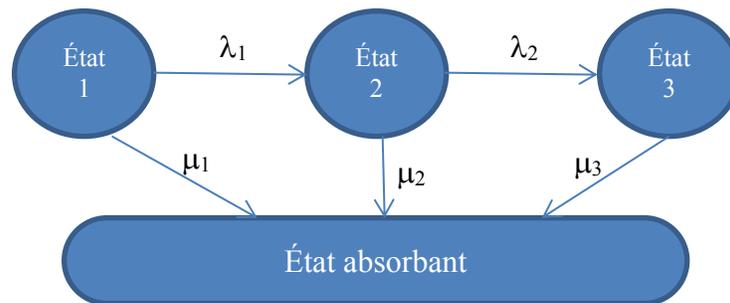


Figure 8: Exemple de distribution phase-type coxiennne d'ordre 3.

La densité de probabilité de cette fonction est la suivante : $f(t) = p \exp\{Qt\} q$. Où p est un vecteur représentant la probabilité que le processus commence à chacun des états transitoires. L'ordre de la distribution sera déterminé par le nombre d'états transitoires. Dans l'exemple de la distribution phase-type coxiennne d'ordre 3, $p = (1 \ 0 \ 0)$.

Q est, quant à elle, la matrice de probabilité
$$\begin{pmatrix} -(\lambda_1 + \mu_1) & \lambda_1 & 0 \\ 0 & -(\lambda_2 + \mu_2) & \lambda_2 \\ 0 & 0 & -\mu_3 \end{pmatrix}$$

et $q = (\mu_1 \ \mu_2 \ \mu_3)^T$

Le cas spécifique des distributions coxiennes est intuitivement adapté à l'étude de la durée de séjour des patients hospitalisés. En effet, les patients progressent dans leurs processus de

soins, de la prise en charge, à la chirurgie, à la réadaptation, à la sortie de l'hôpital, par exemple, et d'une manière générale, sans retour en arrière. Le fait de ne pas autoriser les retours en arrière ou les changements d'états non-successifs permet une réduction importante du nombre de paramètres à estimer, réduisant considérablement les temps de calculs.

Toutefois, dans le cadre de cette étude, nous n'assignerons pas d'étapes précises du cheminement du patient à chacun des états transitoires du modèle. Les états transitoires seront plutôt virtuels, sans signification spécifique, mais permettront une plus grande flexibilité, en ajoutant des paramètres, afin d'estimer la distribution avec plus de précision.

Il existe trois principales méthodes pour ajuster la distribution phase-type (ainsi que la distribution phase-type Coxienne) aux données (Marshall et Zenga 2012) :

1. Méthode du maximum de vraisemblance

L'objectif de cette méthode est de maximiser la fonction de vraisemblance, (*likelihood* en anglais). Différents algorithmes ont été développés pour ce faire. Entre autres, l'algorithme de Nelder-Mead peut être utilisé dans Matlab. Un autre programme disponible en langage C : EMpht.c (Olsson 1998) utilise l'algorithme d'espérance-maximisation, en anglais *expectation-maximisation* (EM algorithm) pour estimer les paramètres des différentes phases. C'est le programme qui a été utilisé dans le cadre de la modélisation.

2. Méthode des moments

Cette méthode est comparée par (Lang et Arthur 1996) avec la méthode du maximum de vraisemblance. Ils concluent que les approximations satisfaisantes recueillies avec cette méthode sont obtenues beaucoup plus chèrement que les résultats équivalents obtenus avec le maximum de vraisemblance.

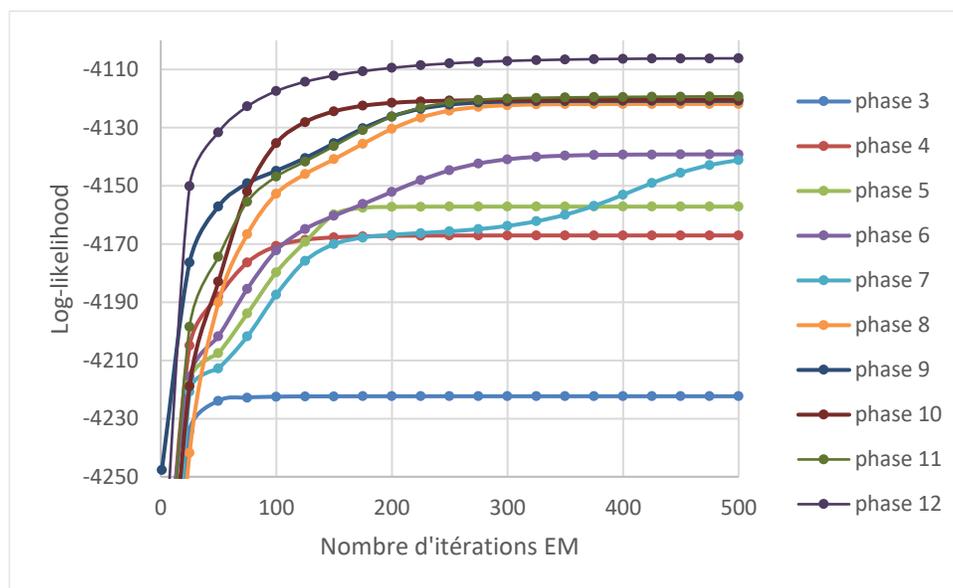
3. Méthode des moindres carrées

L'algorithme le plus utilisé dans cette catégorie est l'algorithme Quasi-Newton disponible dans Matlab.

2.3.3 Expérimentation

Le programme EMpht.c permet d'estimer les éléments q et Q , les paramètres de la distribution phase-type, pour un ordre choisi par l'utilisateur en utilisant la méthode du maximum de vraisemblance (Borman 2009). Les données empiriques dont on souhaite estimer la distribution sont fournies comme entrée du programme. Des valeurs initiales pour chacun des paramètres à estimer doivent aussi être fournies en entrée. Elles peuvent être proposées directement par l'utilisateur, ou encore générées aléatoirement par le système. Le programme produit ensuite une séquence de paramètres estimés. Chacun de ces estimés correspond à une itération de l'algorithme EM, qui implique que le coefficient de vraisemblance augmente à chaque itération. La séquence d'estimés converge vers un point stationnaire de vraisemblance si le nombre d'itérations est suffisant.

L'évolution du maximum de vraisemblance en fonction du nombre d'itérations est présentée dans le graphique 5 pour les distributions phase-type d'ordre 3 à 12.



Graphique 5 : Évolution du log-likelihood en fonction du nombre d'itérations pour chaque phase

2.3.3.1 Solution initiale

Il n'y a pas de garanti d'atteinte de l'optimalité. L'algorithme peut tout aussi bien être bloqué dans un maximum local insignifiant ou un point de selle. Il est donc nécessaire de faire

l'exercice d'estimation plusieurs fois avec différents paramètres initiaux. Dans le cas présent, six solutions initiales sont générées aléatoirement pour chaque ordre de la distribution phase-type évaluée. La solution initiale qui permet d'obtenir le meilleur coefficient de vraisemblance est retenue pour chaque ordre.

Prenons l'exemple où une distribution d'ordre 6 est estimée. Les six solutions initiales générées aléatoirement sont présentées dans le tableau 4.

	Q						q
1	-0,255752	0,157298	0	0	0	0	0,098454
	0	-0,147544	0,109955	0	0	0	0,037588
	0	0	-0,155609	0,134486	0	0	0,021123
	0	0	0	-0,199765	0,068461	0	0,131304
	0	0	0	0	0,215246	0,051332	0,163915
	0	0	0	0	0	-0,0402	0,040200
2	-160198	0,021433	0	0	0	0	0,138765
	0	-0,15051	0,039611	0	0	0	0,110899
	0	0	-0,122045	0,033608	0	0	0,088437
	0	0	0	-0,219746	0,161977	0	0,057769
	0	0	0	0	-0,206937	0,06894	0,137996
	0	0	0	0	0	-0,114095	0,114095
3	-0,230548	0,101011	0	0	0	0	0,129537
	0	-0,296733	0,124737	0	0	0	0,171995
	0	0	-0,069938	0,047541	0	0	0,022397
	0	0	0	-0,241385	0,171486	0	0,069899
	0	0	0	0	-0,252991	0,090554	0,162437
	0	0	0	0	0	-0,04064	0,040640
4	-0,166251	0,059447	0	0	0	0	0,106804
	0	-0,258664	0,098235	0	0	0	0,160429
	0	0	-0,044594	0,025872	0	0	0,018721
	0	0	0	-0,287803	0,158826	0	0,128977
	0	0	0	0	-0,238209	0,114245	0,123963
	0	0	0	0	0	-0,118275	0,118275
5	-0,241709	0,106649	0	0	0	0	0,135060
	0	-0,303165	0,135969	0	0	0	0,167196
	0	0	-0,133586	0,01989	0	0	0,113696
	0	0	0	-0,17558	0,128638	0	0,046942
	0	0	0	0	-0,262254	0,101431	0,160824
	0	0	0	0	0	-0,173473	0,173473
6	-0,187191	0,094329	0	0	0	0	0,092861
	0	-0,285102	0,127289	0	0	0	0,157812
	0	0	-0,21662	0,14745	0	0	0,069170
	0	0	0	-0,242468	0,120318	0	0,122151
	0	0	0	0	-0,196924	0,157503	0,039421
	0	0	0	0	0	-0,028539	0,028539

Tableau 4 : Six solutions initiales générées aléatoirement pour l'estimation des paramètres de la distribution phase-type d'ordre 6

Les résultats en terme maximum de vraisemblance au bout de 500 itérations sont présentés dans le tableau 5. Il est possible d'y constater trois résultats différents, dépendamment de la solution initiale.

Solution initiale	Coefficient de vraisemblance
1	-4139,19
2	-4216,46
3	-4216,48
4	-4221,97
5	-4216,46
6	-4139,19

Tableau 5 : Valeur du coefficient de vraisemblance après 500 itérations en fonction des solutions initiales pour l'estimation des paramètres de la distribution phase-type d'ordre 6

Il est aussi à noter qu'il est possible d'obtenir différentes combinaisons de paramètres représentant la même distribution (O'Kinneide 1989).

Pour conclure l'exemple, le tableau 6 présente les paramètres estimés de la distribution phase-type d'ordre 6 qui donne le meilleur coefficient de vraisemblance après les 500 itérations.

μ_1	0,053279	λ_1	0,863494
μ_2	0	λ_2	0,505152
μ_3	0,000015	λ_3	0,50724
μ_4	0,441354	λ_4	0,081337
μ_5	0,000575	λ_5	0,367795
μ_6	0,045351		

Tableau 6 : Paramètres de la distribution phase-type d'ordre 6 qui permet d'obtenir le meilleur coefficient de vraisemblance

2.3.3.2 Choix de l'ordre des distributions phase-type

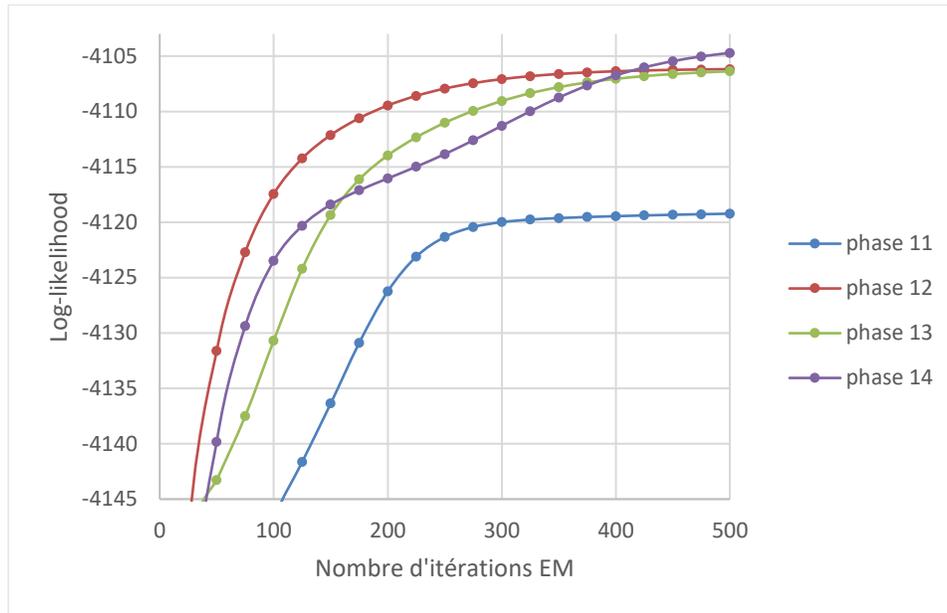
Le problème du choix du nombre de phases, ou ordre de la distribution, se pose. Plus grand est l'ordre de la distribution, plus le coefficient de vraisemblance sera grand. Cette précision est par contre obtenue au prix d'une augmentation très rapide du nombre de paramètres à estimer. Pour une distribution d'ordre n , $(2n-1)$ paramètres devront être estimés. Ainsi, avec

une distribution d'ordre 3, cinq paramètres seront à estimer, tandis que pour une distribution d'ordre 13, vingt-cinq paramètres devront être estimés. Plus l'ordre de la distribution est grand, plus le coefficient de vraisemblance sera amélioré, mais au détriment du temps de calcul causé par l'ajout de paramètres à estimer. Puisque le coefficient de vraisemblance progresse beaucoup dans les premières phases et tant à progresser moins rapidement après l'ajout de quelques phases, il importe de déterminer le nombre de phases pour lequel le coefficient de vraisemblance est le plus satisfaisant en fonction du nombre de calculs à effectuer. Pour ce faire, une méthode de vraisemblance pénalisée (Rydén 1997), le critère d'information bayésien, *bayesian information criterion* (BIC) (Schwarz 1978), est utilisé.

$$BIC = -2 \cdot \text{loglikelihood} + (\log N) \cdot d$$

Où loglikelihood est le coefficient de vraisemblance, N, le nombre d'observations et d, le nombre de paramètres à estimer. Le BIC permet de tenir compte du coefficient de vraisemblance et le pénalise en fonction de la complexité du modèle. Pour choisir le nombre de phases idéal d'un modèle spécifique, il s'agit de calculer le BIC pour chaque ordre. Lorsqu'il n'y a plus d'amélioration du résultat, c'est le nombre de phases qu'il faut choisir (Hastie, Tibshirani, et Friedman 2008).

On choisit de se limiter à 12 phases car, comme il est possible de le constater sur le graphique 6, en plus des temps de calculs plus long lors de l'estimation des paramètres des ordres supérieurs à 12, le maximum de vraisemblance converge moins rapidement vers une valeur stable et il faut donc augmenter le nombre d'itérations pour obtenir un résultat.



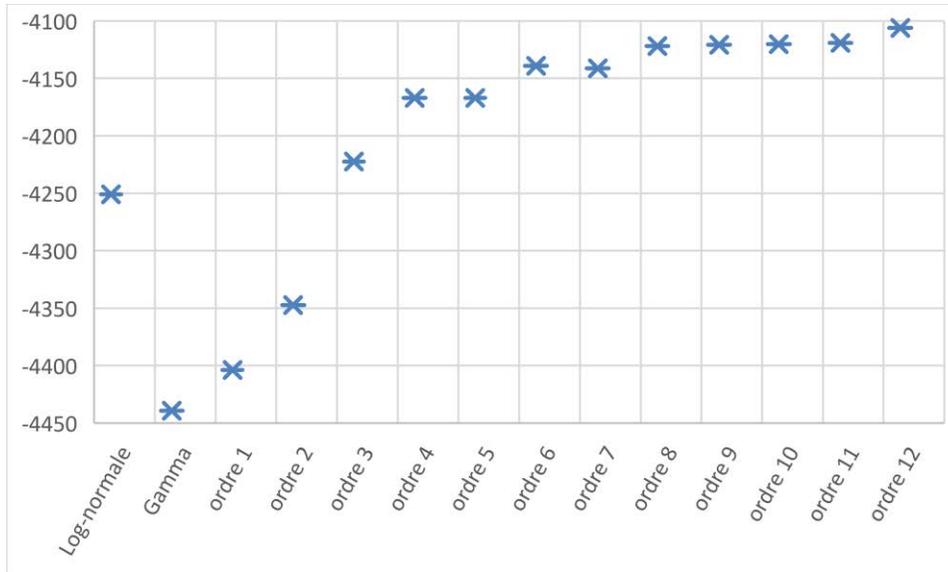
Graphique 6 : Évolution du log-likelihood en fonction du nombre d'itérations pour les distributions d'ordre 11 à 14

Les paramètres pour les distributions phase-type d'ordre 1 à 12 sont estimés avec le programme EMpht.c. Le tableau 7 présente les résultats au niveau des coefficients de vraisemblance obtenus ainsi que le BIC pour chaque ordre de la distribution. En complément, deux autres lois statistiques relativement courantes pour ce type de données (Fackrell 2009) ont été étudiées pour fin de comparaison avec les distributions phase-type. Les paramètres des lois gamma et log-normale ont été estimés à l'aide du package MASS dans le logiciel R.

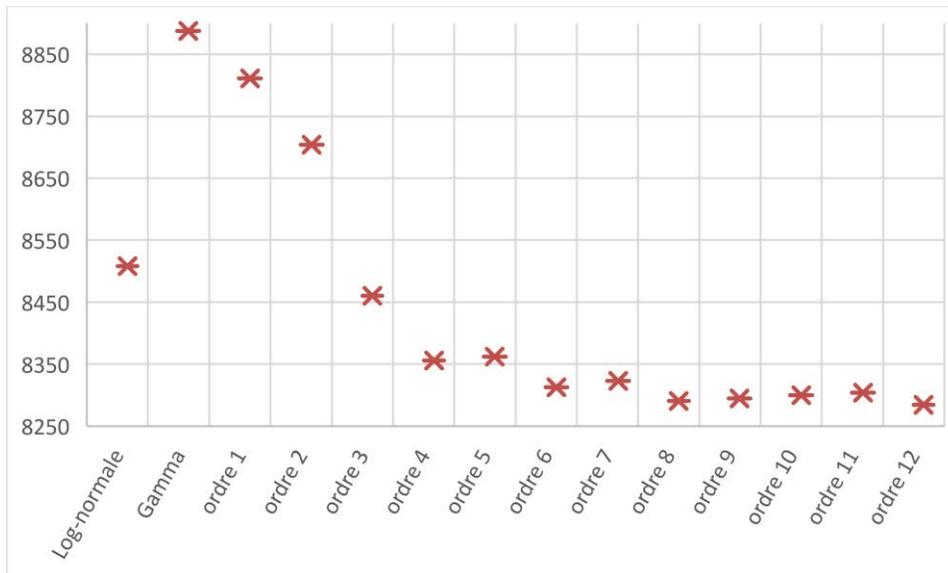
Distribution	d	Coef de vraisemblance	BIC
Log-normale	2	-4250,89	8508,02
Gamma	3	-4439,21	8887,79
Ordre 1	1	-4403,85	8810,82
Ordre 2	3	-4347,40	8704,17
Ordre 3	5	-4222,33	8460,27
Ordre 4	7	-4167,06	8355,98
Ordre 5	9	-4167,05	8362,20
Ordre 6	11	-4139,19	8312,71
Ordre 7	13	-4141,18	8322,94
Ordre 8	15	-4121,86	8290,55
Ordre 9	17	-4120,82	8294,72
Ordre 10	19	-4120,32	8299,95
Ordre 11	21	-4119,23	8304,02
Ordre 12	23	-4106,18	8284,16

Tableau 7 : Comparaison de la vraisemblance et du BIC pour différentes distributions.

Le graphique 7 présente de façon visuelle l'évolution du coefficient de vraisemblance en fonction de l'ordre de la distribution phase-type. Il présente aussi les résultats pour les lois gamma et log-normale. Il est possible de constater que les distributions phase-type donnent de meilleures estimations que les lois gamma et log-normale dès l'ordre 3. De plus, on peut constater que le coefficient progresse beaucoup plus lentement à partir de l'ordre 6. Au niveau du BIC, présenté dans le graphique 8, les mêmes constatations s'appliquent; les lois gamma et log-normale sont largement surpassées par les distributions phase-type et l'ordre 6 permet le meilleur compromis entre effort de calcul et précision de l'ajustement.



Graphique 7 : Coefficient de vraisemblance (loglikelihood)



Graphique 8 : Bayesian information criterion (BIC)

Les graphiques suivants présentent les données expérimentales (ligne pleine) avec la distribution phase-type d'ordre 6 dont les paramètres estimés ont été présentés dans le tableau 6 (ligne pointillée).

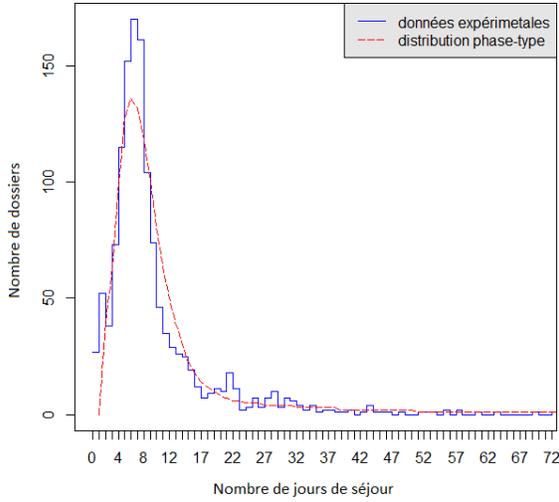


Figure 5 : fonction de densité

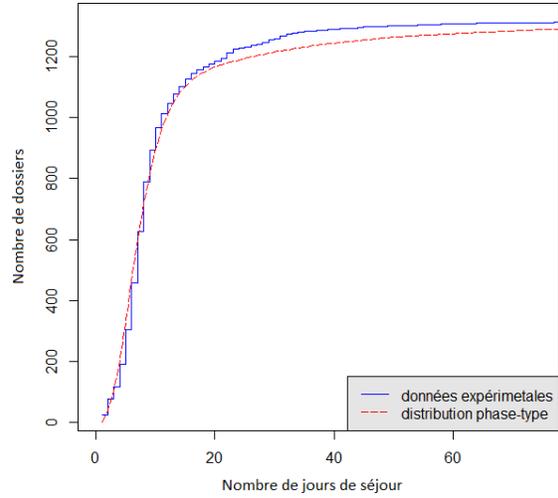


Figure 6 : fonction de répartition

2.3.3.3 Validation

Les paramètres de la distribution sont estimés à partir d'une première année de données. Par la suite, la série de données provenant d'une deuxième année d'historique est utilisée pour valider le modèle. On introduit les mesures d'erreurs suivantes : l'erreur moyenne absolue (*mean absolute error*, MAE) et l'erreur moyenne relative (*mean relative error*, MRE) (Yang et al. 2010).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |DS \text{ prédite}_i - DS \text{ vraie}_i|}{n}$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{DS \text{ prédite}_i - DS \text{ vraie}_i}{DS \text{ vraie}_i} \right|}{n}$$

Où la DS est la durée de séjour. Ainsi, la $DS_{\text{prédite}}$ correspond à une durée de séjour générée aléatoirement selon la distribution phase-type dont les paramètres ont été estimés précédemment et la DS_{vraie} correspond aux cas réels de la deuxième année auxquels on compare la distribution. Ainsi, pour chaque cas i de la deuxième année, une durée de séjour est générée ($DS_{\text{prédite}}$) et comparée à la durée réelle de séjour (DS_{vraie}) pour les n cas de l'année.

Le package « actuar » est utilisé dans R pour générer les données à partir des paramètres de la distribution. Avec les 1317 cas de la deuxième année (durée moyenne de séjour de 9,10 jours et un écart-type de 11,83), une MAE de 9,12 jours et une MRE de 1,63 jours sont obtenues.

2.4 Combinaison des arbres de régression avec les distributions phase-type

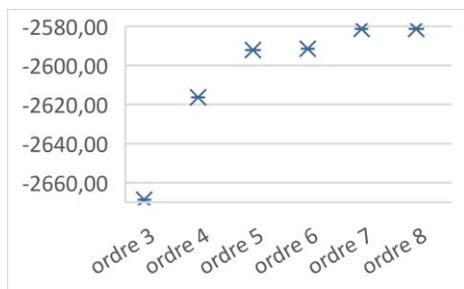
Lors d'une première étape, un arbre divisant les cas en sous-groupes en fonction d'un facteur qui influence la durée de séjour, l'âge du patient, a été créé. Par la suite, les données de durées de séjour ont été modélisées à l'aide des distributions phase-type. L'étape suivante est de combiner les deux approches. Ainsi, une distribution phase-type sera estimée pour chaque feuille de l'arbre dans le but de raffiner le modèle.

Le choix de l'ordre de la distribution pour chaque sous-groupe doit être fait à nouveau. Les lois gamma et log-normales, ainsi que les distributions phase-type d'ordre 1 et 2 ne sont pas incluses dans les résultats, étant donnée leur faible performance démontrée dans la section traitant du choix des distributions. Les tableau 8 et tableau 9, ainsi que les graphiques Graphique 9 à Graphique 12 qui suivent, montrent l'évolution du coefficient de vraisemblance et du BIC en fonction de l'ordre de la distribution. Il est possible de déterminer, à partir de ces informations, que pour la feuille 1 (≤ 74 ans), la distribution phase-type d'ordre 7 sera choisie, tandis que pour la feuille 2 (> 74 ans), c'est la distribution d'ordre 8 sera privilégiée.

Feuille 1 : ≤ 74 ans

Distribution	d	Coef de vraisemblance	BIC
Ordre 3	5	-2668,64	5352,07
Ordre 4	7	-2616,37	5253,44
Ordre 5	9	-2592,08	5210,78
Ordre 6	11	-2591,46	5215,45
Ordre 7	13	-2581,37	5201,18
Ordre 8	15	-2581,28	5206,91

Tableau 8 : Comparaison de la vraisemblance et du BIC ≤ 74 ans



Graphique 9 : évolution de la vraisemblance en fonction de l'ordre de la distribution phase-type ≤ 74 ans

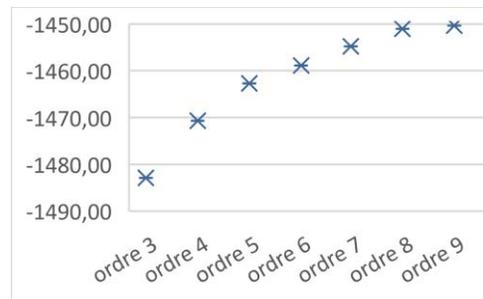


Graphique 10 : évolution du BIC en fonction de l'ordre de la distribution phase-type ≤ 74 ans

Feuille 2 : > 74 ans

Distribution	d	Coef de vraisemblance	BIC
Ordre 3	5	-1482,88	2978,87
Ordre 4	7	-1470,70	2959,75
Ordre 5	9	-1462,67	2948,94
Ordre 6	11	-1458,86	2946,55
Ordre 7	13	-1454,80	2943,68
Ordre 8	15	-1451,02	2941,35
Ordre 9	17	-1450,32	2945,20

Tableau 9 : Comparaison de la vraisemblance et du BIC >75 ans



Graphique 11 : évolution de la vraisemblance en fonction de l'ordre de la distribution phase-type >74 ans



Graphique 12 : évolution du BIC en fonction de l'ordre de la distribution phase-type >75 ans

Les paramètres estimés pour chaque feuille de l'arbre sont présentés dans le tableau 10.

Feuille 1 : ≤ 74 ans				Feuille 2 : > 74 ans			
Phase-type d'ordre 7				Phase-type d'ordre 8			
μ_1	0,079963	λ_1	0,861888	μ_1	0,024749	λ_1	0,850581
μ_2	0,000000	λ_2	0,737132	μ_2	0,000000	λ_2	0,582604
μ_3	0,000001	λ_3	0,737225	μ_3	0,000000	λ_3	0,583104
μ_4	0,011886	λ_4	0,726539	μ_4	0,000075	λ_4	0,584479
μ_5	0,728965	λ_5	0,092074	μ_5	0,409801	λ_5	0,211277
μ_6	0,000005	λ_6	0,293244	μ_6	0,000039	λ_6	0,149157
μ_7	0,059267			μ_7	0,130020	λ_7	0,019287
				μ_8	0,013705		

Tableau 10 : Paramètres des distributions estimées pour chaque feuille de l'arbre de régression

La figure 9 présente, pour chaque feuille de l'arbre, les données historiques de l'année 2010-2011 sous forme de ligne pleine ainsi que la distribution phase-type de l'ordre choisie pour chaque feuille, en pointillé.

résultats pour chacune des feuilles de l'arbre, tandis que la colonne intitulée « Arbre complet » présente les résultats combinés des deux feuilles de l'arbre.

	Toutes données Phase-type ordre 6	Arbre complet	Feuille 1 ≤ 74 ans	Feuille 2 > 74 ans
Nombre de cas	1317	1317	943	374
Moyenne durée de séjour	9,10	9,10	7,26	13,75
Écart-type durée de séjour	11,83	11,83	9,63	15,13
MAE	9,12	8,49	6,49	13,53
MRE	1,63	1,46	1,40	1,62

Tableau 11 : MAE et MRE pour les différents modèles estimés

Il est possible d'y constater qu'en regroupant les patients selon leur âge, l'estimation de la durée de séjour devient plus précise pour l'un des groupes, ce qui améliore l'erreur moyenne relative et absolue pour l'ensemble des cas.

2.5 Conclusion

Dans le présent chapitre nous nous sommes intéressés à la durée de séjour des patients qui subissent une chirurgie. L'objectif étant de prévoir cette durée de séjour dans le but de mieux planifier les activités chirurgicales, et plus spécifiquement, l'occupation des lits d'hospitalisation au sein des unités de soins post-opératoires.

Les données sur la durée de séjour des patients ayant subi une chirurgie orthopédique dans un centre hospitalier de la région de Québec sont disponibles pour deux années. La première année permet d'élaborer le modèle, tandis que la deuxième année permet de le valider.

Dans un premier temps, les facteurs pouvant affecter la durée de séjour ont été étudiés avec la méthode des arbres de régression (CART) dans le but de créer des groupes plus homogènes de durée de séjour et ainsi déterminer des facteurs pouvant affecter la durée de séjour. Cette étape a permis de séparer les patients en deux catégories : ceux de 74 ans et moins, et ceux de plus de 74 ans.

La seconde étape a consisté à estimer la distribution de la durée de séjour des patients de chaque catégorie. Les distributions phase-type ont régulièrement été utilisées à cette fin dans la littérature et permettent d'obtenir de meilleurs résultats que les lois plus classiques

(Gamma et Log-normale). Il importe de choisir l'ordre de la distribution qui permettra d'obtenir le modèle le plus près possible des données historiques, tout en tenant compte de l'apport de complexité lorsque des phases sont ajoutées. Pour ce faire, le critère d'information baysien (BIC) a été utilisé.

Lorsque l'ordre de la distribution a été choisi pour chaque sous-groupe, il a été possible vérifier que l'utilisation de l'arbre de régression permet d'obtenir un meilleur modèle en termes d'erreur absolue et relative (MAE et MRE) par rapport à la simple utilisation des distributions phase-type pour modéliser l'ensemble des données.

Il importe de mentionner que les évolutions technologiques et les changements managériaux peuvent avoir des impacts directs sur la durée de séjour postopératoire et modifier les relations entre les différents facteurs pris en compte dans ces travaux. Il est donc nécessaire de vérifier la validité et d'actualiser les paramètres utilisés de façon régulière pour assurer la justesse des résultats obtenus lorsqu'ils sont par la suite utilisés pour prendre des décisions.

3 Planification des activités chirurgicales

3.1 Introduction

Le précédent chapitre a permis de démontrer que la durée de séjour postopératoire est très variable et que certains facteurs connus a priori, (comme l'âge du patient par exemple, peuvent l'affecter. Il est maintenant envisageable de tenir compte de l'occupation des lits sur les unités de soins postopératoire lors de l'étape de planification opérationnelle, c'est-à-dire sur un horizon relativement court. Il sera donc possible de déterminer quels patients seront opérés quels jours tout en s'assurant de la disponibilité au sein de l'unité de soins.

Dans un premier temps, une revue de la littérature spécifique à la planification des activités chirurgicales est présentée. La section suivante expose l'approche générale qui se décline en deux étapes, soit l'élaboration d'un modèle mathématique, suivi de la simulation. Chacune de ces étapes sera finalement détaillée dans les sections subséquentes.

3.2 Revue de la littérature

En général, comme le mentionnent plusieurs revues de littérature sur le sujet (Samudra et al. 2016), (Demeulemeester et al. 2013), (Guerriero et Guido 2011), (May et al. 2011), (Cardoen, Demeulemeester, et Beliën 2010a), la planification des activités chirurgicales est un sujet bien couvert. Au niveau opérationnel, la planification se fait couramment en deux étapes. Dans un premier temps, les patients sont sélectionnés pour subir une intervention chirurgicale au cours d'une période allant d'un jour à quelques semaines. Par la suite, les interventions chirurgicales pour chaque période sont prévues en fonction de différents objectifs.

Un modèle est proposé par (Guinet et Chaabane 2003) où la satisfaction du patient, en termes de durée du séjour avant l'intervention, et de la performance des ressources, en termes d'heures supplémentaires, sont les critères d'optimisation. Ils tiennent compte de la capacité (heures normales, heures supplémentaires maximum autorisées par la législation

du travail, disponibilité des chirurgiens et type d'équipement disponible dans chaque salle d'opération) et les fenêtres de temps (dates d'admission des patients et délais maximum à respecter) lors de la sélection des interventions. Une fois que les choix sont faits, la planification des interventions est faite pour chaque jour et chaque salle d'opération compte tenu de la synchronisation des besoins en ressources humaines et matérielles.

Une approche en quatre étapes est proposée par (Beaulieu, Gendreau, et Soriano 2012). Tout d'abord, les cas chirurgicaux sont affectés à un jour particulier de l'horizon de planification, à partir d'une valeur assignée à chaque cas, correspondant au niveau d'urgence de celui-ci. En second lieu, pour chaque jour les cas sont affectés en fonction des différentes stratégies, évaluées par simulation à l'étape trois. Enfin, lorsque nécessaire, des réaffectations sont faites en fonction des rétroactions.

De leur côté, (Agnētis et al. 2014) définissent une note basée sur la différence entre le délai maximal admissible pour une intervention et la date prévue, en plus de tenir compte de la durée de l'intervention. Ce score est utilisé pour sélectionner les interventions qui seront réalisées sur une période d'une semaine. Cette façon d'organiser la fonction objectif permet un compromis entre les interventions qui sont plus longues (et donc plus difficiles à planifier) et celles jugées plus urgentes.

Dans le but d'aider à la planification d'autant de cas que possible, (Vancroonenburg, Smet, et Berghe 2015) proposent une heuristique en deux phases qui permet de tenir compte de la disponibilité des salles d'opération et des ressources humaines et matérielles, tout en réduisant le nombre de salles d'opération qui doivent être ouvertes et en minimisant les violations de contraintes douces.

Les travaux mentionnés ci-dessus ont en commun de ne pas traiter de la disponibilité des ressources en aval. En effet, les études considérant le point de vue des unités de soins post-opératoires et leur occupation dès la phase de planification sont beaucoup plus rares (Demeulemeester et al. 2013).

Toutefois, certains travaux ont abordé ce problème. En particulier, (Jebali, Hadj Alouane, et Ladet 2006) procèdent sensiblement de la même manière que (Guinet et Chaabane 2003), mais en utilisant un horizon de planification d'un jour. De cette manière, il est possible de prendre en compte les perturbations qui se produiraient dans la journée en cours

pour planifier le prochain jour. La partie de la planification du problème vise à réduire au minimum le temps d'heures supplémentaires et à prendre en compte la disponibilité des lits dans la salle de réveil.

Dans leur modèle, (Tanfani et Testi 2010) tiennent compte, lors de l'étape du choix des interventions, du temps de séjour prévu des patients afin d'ajuster les dates de sortie et ainsi minimiser l'occupation les samedis et dimanches, limitant les ressources nécessaires la fin de semaine.

Quant à eux, (Li et al. 2017) proposent un modèle pour construire la cédule opératoire (MSS) s'appuyant sur le nombre d'heures de bloc disponible pour chaque spécialité chirurgicale et visant à minimiser le nombre de patients en attente, la sous-utilisation des salles d'opération et réduire les pointes d'occupation de la mi-semaine au niveau des lits d'hospitalisation. Par contre, le modèle ne tient pas compte du niveau de priorité des patients et des délais dans la liste d'attente.

Les travaux qui s'intéressent spécifiquement à la capacité post-opératoire, quant à eux, sont généralement réalisés dans le but dimensionner ou de gérer la capacité à un point de vue plus stratégique ou tactique. Dans cette catégorie, on retrouve entre autres (Beliën et Demeulemeester 2007) et (Andersen, Nielsen, et Reinhardt 2017).

3.3 Approche

L'objectif de cette partie est de limiter le placement de patients dans d'autres unités de soins ou le report de leur chirurgie à cause du manque de disponibilité de lits en prenant la durée de séjour en considération dans le processus de planification. Étant donné que chaque spécialité dispose d'un service avec un certain nombre de lits réservés et de temps de bloc opératoire alloué, il est raisonnable de considérer chaque spécialité individuellement. La chirurgie orthopédique est choisie pour cette étude en raison, entre autres, de la croissance de la demande provoquée par le vieillissement de la population.

Comme présentée à la figure 10, la méthodologie proposée fonctionne en deux étapes : d'abord, un modèle mathématique utilise un ensemble de données en entrée pour déterminer le calendrier de la salle d'opération (ou cédule opératoire) qui permettra le

nombre maximal de chirurgies, compte tenu de la capacité d'accueil limitée au niveau de l'unité de soins. Le modèle produira en sorti un couplage patient-jour qui sera l'entrée d'un modèle de simulation. Celui-ci permettra de mesurer la qualité de la solution en utilisant des données réelles.

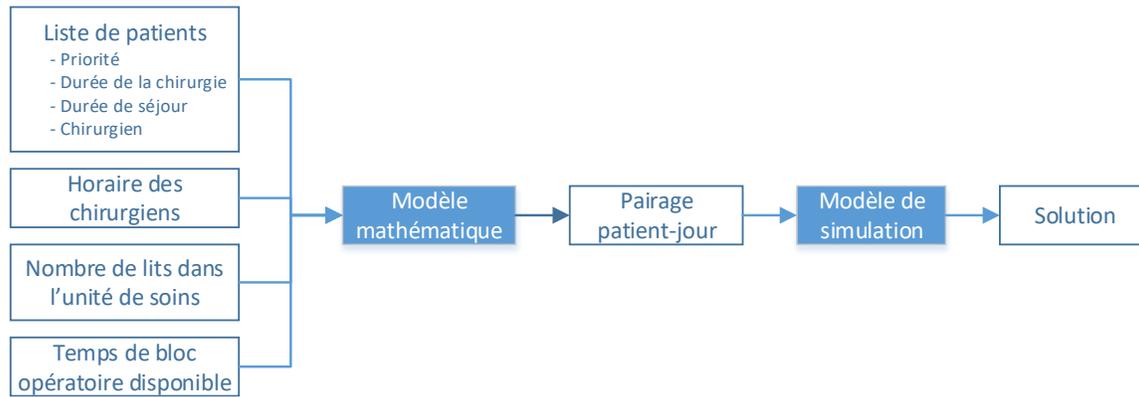


Figure 10 : Méthodologie de planification des activités chirurgicales

3.4 Modèle mathématique

3.4.1 Méthodologie

Tout d'abord, un modèle mathématique est utilisé pour construire le programme chirurgical. Lors de cette étape, la durée de séjour des patients n'est généralement pas connue. Les résultats présentés au chapitre précédent montrent que les patients peuvent être regroupés en deux catégories en fonction de leur âge, principal facteur affectant leur durée du séjour post-opératoire. L'une des catégories regroupe les patients plus jeunes qui, typiquement, ont une durée de séjour plus courte à l'hôpital, avec une plus petite variabilité, et l'autre catégorie regroupe les patients plus âgés, qui restent plus longtemps avec une plus grande variabilité. De plus, il importe de tenir compte des patients de type ambulatoire, qui subissent leur intervention et rentrent chez eux dans la même journée. Ces patients utilisent le temps et les ressources du bloc opératoire sans bloquer de lit sur l'unité de soins par la suite.

Chaque chirurgien a un horaire de bloc opératoire qui lui est attribué et un bassin de patients en attente de chirurgie. L'objectif est de construire un programme chirurgical au niveau opérationnel (quel patient?, quel jour?), en respectant le calendrier des chirurgiens et en s'assurant de la disponibilité d'un lit sur l'unité de soins post-opératoires pour chaque patient subissant une intervention qui nécessite un séjour.

Pour ce faire, un modèle de programmation linéaire est développé. Il est défini comme suit :

J	Chirurgien
K	Jour
I _j	Cas (patient) du chirurgien j
d _i	Durée de l'intervention du cas i
c _{ik}	Valeur du cas i si opéré le jour k
s _i	Durée de séjour du cas i
L	Temps de bloc disponible par jour
P	Nombre de lits dans l'unité de soins

Tableau 12: nomenclature

Variable de décision : $x_{ik} = 1$ si le patient i est opéré le jour k , 0 si non.

Maximiser

$$\sum_{i \in I} \sum_{k \in K} c_{ik} x_{ik} \quad (1)$$

Sujet à :

$$\sum_{k \in K} x_{ik} \leq 1, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (2)$$

$$\sum_{i \in I_j} d_i x_{ik} \leq L_{jk}, \forall j \in J, \forall k \in K \quad (3)$$

$$y_{ik} = \sum_{k'=\max\{1, k-s_i+1\}}^k x_{ik'}, \forall i \in I, \forall k \in K \quad (4)$$

$$\sum_{i \in I} y_{ik} \leq P, \forall k \in K \quad (5)$$

La fonction objectif (1) est de maximiser la valeur totale des cas choisis sur l'horizon de planification. La valeur c_{ik} d'un cas i est décidée par le chirurgien en fonction du niveau d'urgence du cas et du temps d'attente du patient avant l'intervention.

La variable de décision x_{ij} est égale à 1 si le cas i est choisi pour être traité le jour k , 0 sinon.

La contrainte (2) permet de s'assurer que chaque opération i est effectuée, au plus, une seule fois tandis que la contrainte (3) assure que le temps de bloc disponible dans une journée L ne soit pas dépassé. La contrainte (4) définit une autre variable de décision, y_{ik} , égale à 1 si le patient i est toujours à l'hôpital le jour k , 0 sinon. Cette nouvelle variable permet (5) de ne pas admettre plus de patients que de lits disponibles P dans l'unité de soins pour chaque jour k de l'horizon de planification.

Les données d'entrée pour le modèle sont l'horizon de planification en jours, le nombre d'heures d'ouverture chaque jour pour les salles d'opération, le nombre de lits disponibles sur l'unité de soins et les chirurgiens. Nous devons également fournir au modèle la liste d'attente des cas, sur laquelle sera basée la construction du calendrier. Ainsi, pour chaque cas, nous aurons un numéro d'identification, un chirurgien traitant, la durée de la chirurgie en heures, la durée du séjour en jours et un niveau de priorité. L'horaire de travail pour chaque chirurgien est également fourni pour l'horizon de planification (1 si le chirurgien a accès une salle d'opération le jour k , 0 sinon).

En sortie, le modèle produira un couplage patient-jour, qui indiquera quel jour de l'horizon de planification chaque patient choisi sera traité, en respectant le calendrier de travail des chirurgiens, le nombre d'heures disponibles pour chaque salle d'opération et le nombre de lits disponibles dans l'unité de soins.

On assume que les autres ressources nécessaires (main d'œuvre, équipement spécialisé, etc.) sont disponibles en quantité suffisante lorsque nécessaire. Cette assumption est faite car lors de la planification des activités chirurgicales électives, dans un cadre où il est souhaité d'utiliser au maximum les salles d'opération, le temps des chirurgiens et les lits d'hospitalisation sur les unités de soins, ces ressources complémentaires ne devraient pas être limitatives.

Les patients dans la liste d'attente qui ne sont pas choisis pour l'horizon de planification en cours demeureront dans la liste d'attente et une priorité plus grande pourra leur être accordée, priorisant leur placement dans le prochain horizon de planification.

3.4.2 Application

Le modèle implémenté dans Cplex, prend, en entrée, des données basées sur l'historique : une liste de 50 patients, avec une durée de séjour fixe dépendamment du type de patient; chirurgie d'un jour, cours séjour, long séjour. Chaque type de patients est représenté en proportion de l'historique. Ainsi, les chirurgies d'un jour correspondent à 16% des cas, les patients de 74 ans et moins représentent 64% des cas, alors que les patients âgés de plus de 74 ans constituent 20 % des cas.

Chaque patient est aussi associé à l'un des 8 chirurgiens et le calendrier des chirurgiens est connu (quels jours de l'horizon chacun dispose d'une salle d'opération). Étant donnée la variabilité de la durée du séjour, un horizon de 21 jours est utilisé pour s'assurer un mode permanent. Le modèle est défini pour un service de 13 lits.

La durée de l'opération et son incertitude n'entrent pas dans le cadre de cette étude puisqu'on considère que ce sont les lits d'hospitalisation qui posent un problème de disponibilité. Par ailleurs, il faut tout de même estimer une durée d'opération pour établir un horaire de chirurgie réaliste. Pour ce faire, le nombre moyen de patients qu'un chirurgien traitera dans une journée est utilisé. À partir cette information, sans connaître la durée de la chirurgie ni sa variabilité, on pose l'hypothèse d'une durée moyenne d'intervention.

Avec ces paramètres, un pairage patient-jour est obtenu et 38 cas sont prévus à l'horaire.

Certains cas ne seront pas sélectionnés pour l'horizon de planification en cours. Ils seront donc laissés dans la liste d'attente, disponible pour le prochain horizon. Comme ils attendent plus longtemps, il est possible d'augmenter leur niveau de priorité afin qu'ils aient plus de chances d'être sélectionné dans le prochain horizon de planification.

3.5 Modèle de simulation

3.5.1 Méthodologie

Pour valider le calendrier obtenu, un outil de simulation a été développé en utilisant le logiciel Arena. Chaque patient est associé à son chirurgien respectif, son temps de d'opération et sa durée du séjour prévue. Pour la simulation, la durée du séjour est considérée comme stochastique. Cela signifie que pour chaque patient, en fonction de sa catégorie (chirurgie d'un jour, court séjour ou long séjour), une durée de séjour est générée d'une façon aléatoire suivant les distributions estimées au chapitre précédent à l'aide des distributions phase-type de l'ordre approprié.

Comme le montre la figure 11, l'arrivée du patient se déroule selon le calendrier proposé par le modèle mathématique. Le patient passe ensuite par la salle d'opération où le chirurgien performe la chirurgie pendant la durée prédéfinie de l'intervention et passe par la salle de réveil. Enfin, le patient est envoyé à l'unité de soins s'il y a un lit disponible. S'il n'y a pas de lit disponible mais qu'une place se libèrera plus tard dans la journée, le patient attendra en salle de réveil jusqu'à ce que la place soit disponible. D'autre part, puisque les durées de séjour ont une variabilité assez grande, il est possible qu'aucun lit ne se libère pendant la journée, auquel cas le patient sera dirigé vers une autre unité de soins.

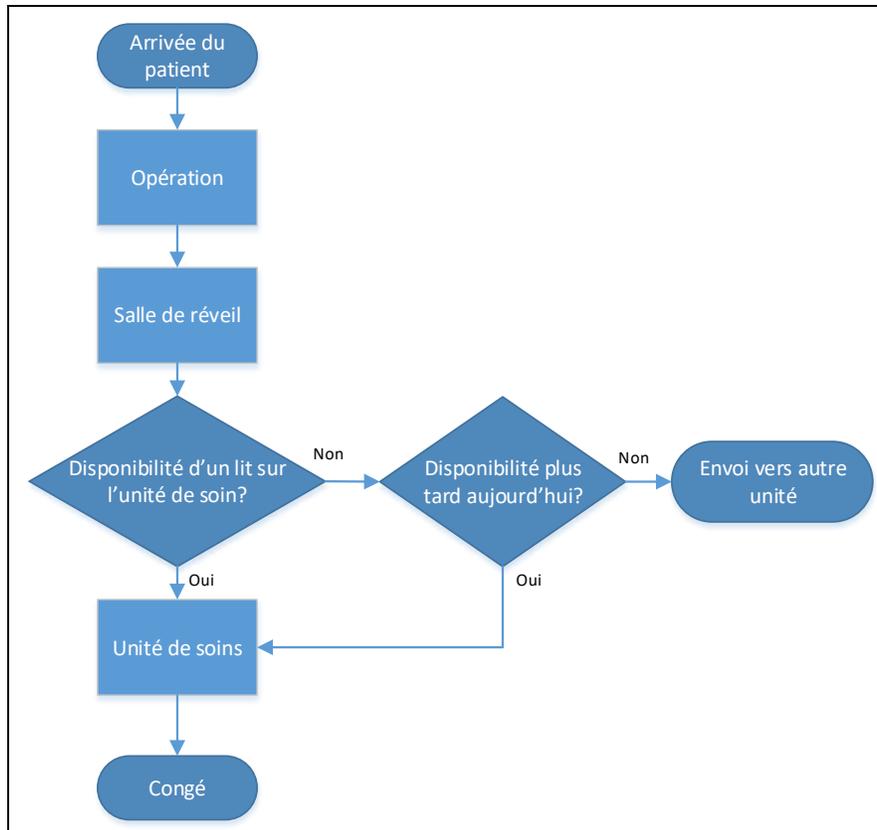


Figure 11 : Diagramme des flux de la simulation

Le modèle développé, illustré à la figure 12 pour un service de treize lits, permet de mesurer le nombre de patients hébergés sur le service au cours de l'horizon étudié.

Pour déterminer le nombre de réplifications pour la simulation, l'équation (6) est utilisée, où p représente le nombre moyen de patients non-traités et N , le nombre total de patients dans le système. Avec une erreur maximale de 2% et un intervalle de confiance de 95%, on constate que 60 réplifications sont satisfaisantes.

$$\varepsilon = Z \sqrt{\frac{p(1-p)}{N}} \leq 2\% \quad (6)$$

Les réplifications sont enchaînées l'une après l'autre en utilisant la situation finale de la précédente réplification comme situation initiale de la suivante. Ainsi, la première réplification n'est pas comptabilisée dans les résultats et sert de période transitoire pour atteindre le régime permanent.

Sur les 38 cas de la cédule obtenue avec le modèle mathématique et qui devraient être hébergés dans l'unité de soins, une moyenne de 32,93 patients y seront effectivement placés. Les 5,07 patients restants devront être placés ailleurs ou l'intervention devra être reportée à la dernière minute.

Ce constat nous amène à définir un indicateur de performance : le niveau de service (NS) présenté à l'équation (7). Il s'agit du nombre de cas planifiés par le modèle mathématique, divisé par le nombre moyen de cas qui ont pu être hébergés dans l'unité de soins car il y avait de la disponibilité, exprimé en pourcentage.

$$NS = \frac{\text{Nombre de cas planifiés}}{\text{Nombre moyen de cas traitées}} \times 100\% \quad (7)$$

Le niveau de service de la solution proposée est de 86,66%. Cet indicateur permettra d'évaluer la robustesse de notre méthode.

La forte variabilité inhérente à la durée du séjour explique ce niveau de service relativement faible. Pour mieux gérer cette variabilité et améliorer le niveau de service, il est intéressant de laisser un écart entre le nombre de lits prévus et le nombre de lits utilisés. Pour ce faire, le modèle mathématique est exécuté pour obtenir un calendrier conçu pour moins de lits que disponibles dans la réalité. Par exemple, on créera une cédule opératoire à l'aide du modèle mathématique considérant une unité de soins d'une capacité de 12 lits. Par la suite, cette cédule sera validée par simulation, mais cette fois en utilisant la vraie capacité de l'unité de soins, c'est-à-dire 13 lits. Le lit de différence entre le modèle mathématique et la

simulation peut être considéré comme un tampon permettant de diminuer le risque de ne pas avoir de lit de disponible, et permet de palier à la variabilité de la durée de séjour et d'assurer un certain niveau de service.

Si les opérations sont trop justement planifiées, le problème de manque de lits se fera plus lourdement sentir, engendrant des frustrations chez les patients. D'un autre côté, un trop grand tampon limitera l'occupation des lits dans l'unité de soins et laissera des ressources inutilisées. Il importe donc de déterminer un niveau de service désiré, qui sera appelé le seuil. La figure 13 présente l'ajout d'une boucle de retour par rapport à la méthodologie initiale présentée à la figure 10. Cette boucle permet de choisir un certain niveau de service relié à la solution proposée.

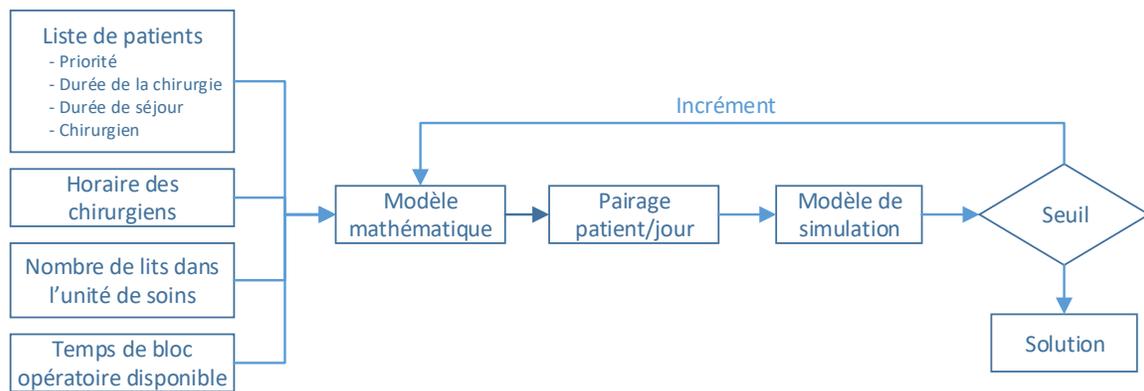


Figure 13 : Méthodologie itérative d'optimisation-simulation

Chaque fois qu'un lit est ajouté au tampon, c'est-à-dire qu'il n'est pas considéré dans la confection de la cédule par le modèle mathématique, mais fait partie du parc de ressources disponibles dans la simulation, le niveau de service est vérifié. S'il atteint le seuil décidé par la gestion, la solution est jugée satisfaisante, si non, un lit est ajouté au tampon et une nouvelle cédule est établie, jusqu'à ce que le niveau de service choisi soit atteint.

Le tableau 13 présente les résultats du modèle mathématique en termes de nombre de cas planifiés, les résultats de la simulation en termes de nombre de cas traités, ainsi que le niveau de service associés à chaque incrément au niveau du tampon. Par exemple, un tampon de 1 lit représente 8% de différence entre le modèle mathématique et la simulation. Ce lit de moins pour établir la cédule fait que 36 cas seront planifiés sur l'horizon de planification. De ces 36 cas, en moyenne 33,24 seront hospitalisés sur l'unité de soins selon la simulation, ce qui donne un niveau de service de 92,33%.

Tampon	Nb de cas planifiés	Nb moyen de cas traités	NS
0 lit (0%)	38	32,93	86,66%
1 lit (8%)	36	33,24	92,33%
2 lits (15%)	34	32,1	94,41%
3 lits (23%)	32	30,4	95,00%
4 lits (31%)	30	28,78	95,93%
5 lits (38%)	28	27,43	97,96%
6 lits (46%)	26	25,98	99,92%

Tableau 13: Résultats des simulations avec différentes tailles de tampons

Comme mentionné précédemment, l'amélioration du niveau de service ne va pas sans une contrepartie négative : l'inutilisation de ressources disponibles. Pour constater l'évolution de l'occupation des lits d'hospitalisation au sein de l'unité de soins, un autre indicateur est introduit : le taux d'occupation (TO) présenté à l'équation (8). Il s'agit du nombre total de lits dans l'unité de soins, divisé par le nombre moyen de lits occupés selon les résultats de la simulation, exprimé en pourcentage.

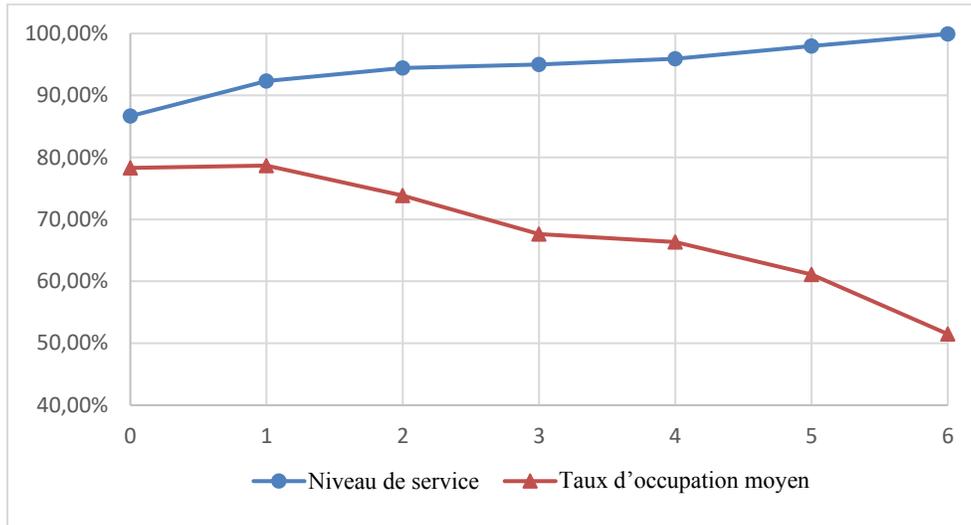
$$TO = \frac{\text{Nombre total de lits dans l'unité de soins}}{\text{Nombre moyen de lits occupés}} \times 100\% \quad (8)$$

Le tableau 14 présente, pour différentes tailles de tampons, le nombre moyen de lits utilisés selon la simulation et le taux d'occupation associé à ce nombre.

Tampon	Nb moyen de lits utilisés	TO
0 lit (0%)	10,0355	77,20%
1 lit (8%)	10,3432	79,56%
2 lits (15%)	9,6433	74,18%
3 lits (23%)	8,7897	67,61%
4 lits (31%)	8,7147	67,04%
5 lits (38%)	8,0238	61,72%
6 lits (46%)	6,7428	51,87%

Tableau 14: Taux moyen d'occupation des lits lors des simulations pour différentes tailles de tampons

Le graphique 13 permet de visualiser l'évolution du niveau de service en comparaison avec le taux d'occupation. Il est clair sur le graphique que l'ajout d'un tampon de 1 lit entre la confection de la cédule et la simulation permet une amélioration du niveau de service sans compromis au niveau du taux d'occupation.



Graphique 13: Niveau de service et taux d'occupation en fonction du tampon

Finalement, la productivité est définie par l'équation (9). Elle représente le nombre de cas traités, divisé par le nombre de lits disponibles dans l'unité de soins. Cette mesure permet de comparer les résultats de notre méthode de planification avec la situation réelle actuelle et d'apprécier les possibilités d'amélioration du système.

$$Productivité = \frac{Nb \text{ cas traités}}{Nb \text{ de lits total dans l'unité de soin}} \quad (9)$$

Le tableau 15 présente les données historiques en termes de nombre de cas traités pour l'année, séparée en 17 horizons de planification de 21 jours ainsi que la productivité qui y est associée, sachant que l'unité réelle comporte 33 lits. La variation du nombre de cas traités qui est observée entre les périodes est expliquée, entre autres, par la saisonnalité. Les chirurgiens traitent moins de cas pendant les périodes de vacances, ce qui affecte la productivité.

Horizon de planification	Nb de cas traités	Productivité
1	52	1,58
2	51	1,55
3	46	1,39
4	58	1,76
5	30	0,91
6	19	0,58
7	26	0,79
8	32	0,97
9	34	1,03
10	38	1,15
11	46	1,39
12	68	2,06
13	58	1,76
14	25	0,76
15	65	1,97
16	55	1,67
17	54	1,64
Moyenne	44,53	1,35

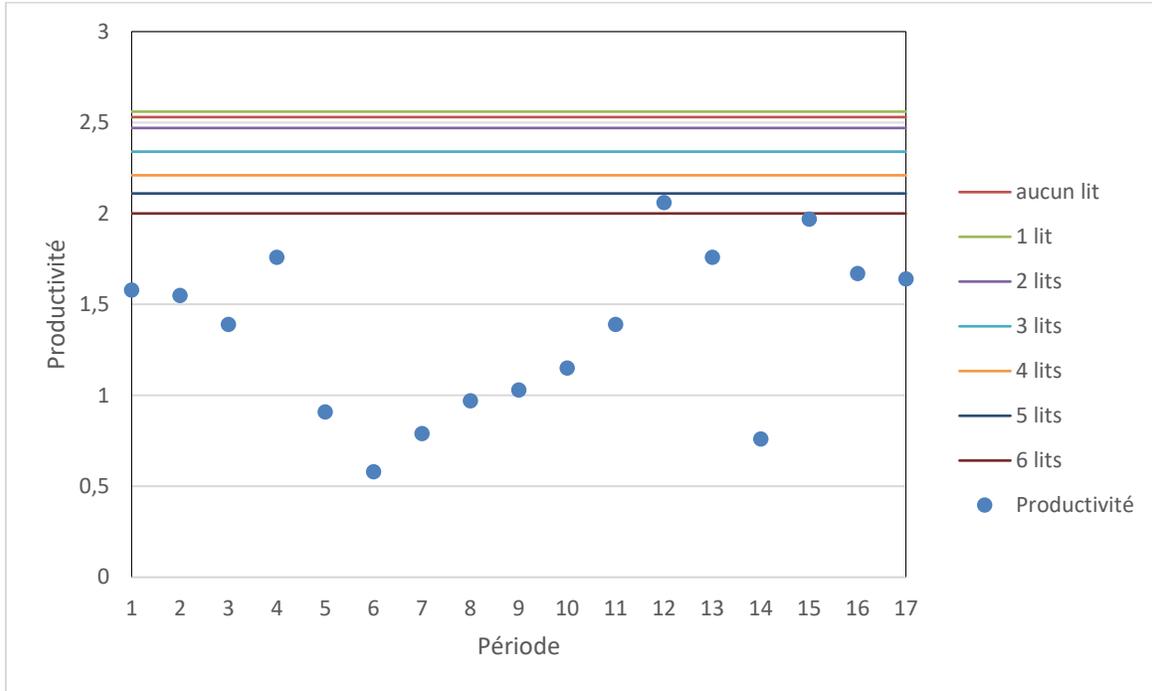
Tableau 15: Nombre de cas traités et la productivité associée pour chaque horizon de planification (données historiques)

Étant donné que l'expérimentation est basée sur une unité de soins de 13 lits, le tableau suivant présente les résultats en termes de cas traités et la productivité associée pour notre model.

Tampon	Moyenne du nombre de cas traités	Productivité
0 lit (0%)	32,93	2,53
1 lit (8%)	33,24	2,56
2 lits (15%)	32,10	2,47
3 lits (23%)	30,40	2,34
4 lits (31%)	28,78	2,21
5 lits (38%)	27,43	2,11
6 lits (46%)	25,98	2,00

Tableau 16: nombre moyen de cas traités et la productivité associée

Le graphique 14 présente de manière visuelle la différence de productivité entre la situation historique et la solution proposée. Il est possible de constater que même les périodes affichants la meilleure productivité sont surpassées par la méthode proposée.



Graphique 14 : Productivité des différentes solutions (0 à 6 lits) par rapport à la situation réelle

3.6 Conclusion

Dans un contexte où la disponibilité des lits dans les unités de soins postopératoires est un problème et les patients voient leur chirurgie annulée ou reportée en raison de ce manque de ressources, nous proposons un modèle où la durée du séjour et de sa variabilité est prise en compte dès la phase de planification des activités chirurgicales.

Tout d'abord, un modèle mathématique est utilisé pour maximiser l'occupation des lits dans les unités de soins. Lors de cette étape, trois différents types de patients sont pris en compte, chaque type ayant une durée de séjour moyenne et un écart-type différent, basés sur les résultats du précédent chapitre. Un calendrier précisant la date de chirurgie de chaque patient choisi sur l'horizon de planification est ensuite obtenu, respectant le temps de bloc opératoire accordé à chaque chirurgien. Ce calendrier est finalement utilisé comme entrée

d'un modèle de simulation, permettant de valider la robustesse de la solution en utilisant la durée aléatoire de séjour tirée de la distribution pour chaque catégorie de patient.

Les conclusions qui peuvent être tirées de ce travail se situent à deux niveaux. Premièrement, en développant quelques indicateurs de performance spécifiques au problème étudié, il a été possible de constater l'amélioration qu'apporte la solution proposée par rapport à la situation actuelle en termes de nombre de patients traités. Deuxièmement, les résultats montrent clairement qu'une planification un peu moins serrée, en réservant un lit pour palier à la variabilité de la durée de séjour, permet d'améliorer le niveau de service de l'unité de soins sans compromis sur le taux d'occupation.

Pour cette étape de l'étude, nous avons assumé la disponibilité des ressources humaines et de l'équipement. Le problème est uniquement considéré du point de vue électif, puisque les cas urgents sont traités dans une salle d'opération dédiée. Enfin, la variabilité de la durée de l'intervention est négligée. Tous ces facteurs font partie des considérations futures afin d'élargir ce travail et de l'amener encore près de la réalité et de son applicabilité.

Conclusion générale

La thèse présentée ici se découpe en trois parties. Dans un premier temps, le fonctionnement actuel du système de santé québécois est présenté d'une façon générale et plusieurs aspects de son fonctionnement sont précisés et détaillés pour bien comprendre la problématique étudiée. Cette étude du contexte spécifique et de sa complexité menant à la problématique étudiée constitue la première contribution, sur laquelle s'appuient les chapitres subséquents. En effet, la compréhension approfondie du fonctionnement actuel du système est absolument nécessaire à la pose d'un diagnostic éclairé qui mènera à la proposition de solutions réalistes et applicables.

Plus précisément, on évolue dans un contexte hautement complexe où la prise de décisions quant à la planification des activités chirurgicales n'est pas formalisée. Les décideurs tentent de respecter l'ensemble des paramètres de façon intuitive, sans outil d'aide à la décision éprouvé. Il est normal dans ce contexte que certains aspects soient laissés pour compte. Par exemple, si la disponibilité des ressources en aval n'est pas connue lors de la planification des chirurgies, il peut en découler des blocages qui perturberont l'ensemble de la trajectoire et auront des répercussions sur les autres activités planifiées. Sachant que la durée d'utilisation des ressources postopératoires (durée de séjour) est hautement variable, il n'est pas approprié d'utiliser simplement une moyenne pour en tenir compte lors de la planification.

Par conséquent, la deuxième partie de cette thèse étudie la durée de séjour des patients après une chirurgie ainsi que les facteurs qui peuvent l'affecter, de façon à prévoir cette durée de façon plus précise lors de l'étape de planification. Les patients sont regroupés en fonctions de différents facteurs qui peuvent affecter leur durée de séjour dans le but de resserrer la variabilité au sein de chacun des groupes. Par la suite, pour chacun de ces groupes plus homogènes, la durée de séjour est modélisée en utilisant un modèle basé sur les chaînes de Markov, les distributions phase-type, qui permet d'obtenir de meilleurs résultats que les distributions classiques (lognormal, gamma, weibull...). En plus du modèle à proprement parler, cette étude a permis, d'une façon générale, d'acquérir une meilleure connaissance des durées de séjour, de leur variabilité et des facteurs qui peuvent

l'affecter. Ce chapitre fait l'objet d'un article en cours de rédaction qui sera soumis au journal *Healthcare Management Science* au cours des prochains mois.

La dernière section de la thèse a permis d'intégrer ces prévisions de durée de séjour lors de l'étape de planification des activités chirurgicales. C'est-à-dire que la planification est effectuée en fonction de la disponibilité prévue des ressources, dans le but de niveler l'utilisation de ces ressources et d'éviter les refoulements en aval, causant des annulations et des reports de chirurgies. Pour ce faire, dans un premier temps, un modèle de programmation linéaire a été développé. Il prend en compte la liste de patients en attente pour chaque chirurgien. À chaque patient est associé un chirurgien, une priorité, une durée d'utilisation de la salle de chirurgie et une durée de séjour postopératoire. Le modèle établit une cédule opératoire (couplage patient-jour) qui tient compte du calendrier des chirurgiens, du nombre de lits au sein de l'unité de soins et du temps de bloc opératoire disponible. La cédule est ensuite validée par simulation afin de vérifier le taux d'occupation des lits d'hospitalisation. À cette étape, le modèle de prévision des durées de séjour établi au chapitre deux est utilisé pour générer de façon aléatoire les durées de séjours des patients et constater la performance de la cédule; combien de patients n'auront pas de lit disponible au sein de l'unité de soins à leur sortie de la salle de réveil. Finalement, un retour vers la cédule par incréments a permis d'obtenir différentes solutions en fonction du taux d'occupation et du niveau de service désiré. Cette dernière partie offre la possibilité d'étudier différents scénarios et leurs conséquences sur le système et permet donc de prendre des décisions éclairées. Ce chapitre fait l'objet d'un article en cours de rédaction qui sera soumis *International Journal of Production Research* au cours des prochains mois.

En définitive, chacune des contributions a permis d'aboutir à un outil qui, non seulement mène à la construction d'une cédule opératoire permettant de traiter plus de patients, mais aussi qui oriente les preneurs de décisions pour faire des choix éclairés quant à l'utilisation des ressources peropératoires et postopératoires.

Bien que constituant une belle avancée, il serait irréaliste de considérer que les contributions apportées dans cette thèse soient une finalité en soi. Elles constituent certes un outil à part entière qui peut dès à présent être utilisé pour avoir une vision plus avisée lors de la planification des activités chirurgicales, il reste tout de même plusieurs

hypothèses qui mériteraient approfondissement et qui seront traités dans les travaux futurs. Par exemple, la planification est réalisée pour les cas électifs, supposant que les cas urgents sont traités dans des salles de chirurgies dédiées, n'affectant pas la cédule établie. Bien que cette hypothèse soit valide au niveau de la disponibilité des salles d'opération, les lits au sein des unités de soins sont mutualisés. L'hypothèse de travail est que certains lits sont réservés pour les urgences, correspondant aux données historiques. Ces lits ne sont simplement pas inclus dans la simulation. Cependant, la simulation gagnerait en authenticité si tous les lits de l'unités étaient représentés, ainsi que les arrivées électives et urgentes, au lieu de simuler simplement la proportion de cas électifs et les lits qui y sont associés.

Un second aspect important constitue l'intégration totale du parcours patient. Dans le cadre de la problématique étudiée, nous nous en sommes tenus au parcours du patient dans l'établissement hospitalier. Par ailleurs, l'un des enjeux régulièrement rencontrés suite à une chirurgie est la destination du patient à sa sortie de l'hôpital et sa disponibilité. En coordonnant les besoins avec les ressources externes à l'hôpital (centre de réadaptation, centre de soins longue durée, aide à domicile, etc.), la planification en serait d'autant plus solide et tous les paramètres, fautes d'être pleinement contrôlés, pourraient à tout le moins être connus et pris en considération.

Bibliographie

- Abdelrasol, Zakaria, Nermine Harraz, et Amr Eltawil. 2014. « Operating Room Scheduling Problems: A Survey and a Proposed Solution Framework ». Dans *Transactions on Engineering Technologies: Special Issue of the World Congress on Engineering and Computer Science 2013*, Springer, 717-31.
- Agnetis, Alessandro et al. 2014. « A decomposition approach for the combined master surgical schedule and surgical case assignment problems ». *Health Care Management Science* 17(1): 49-59.
- Andersen, Anders Reenberg, Bo Friis Nielsen, et Line Blander Reinhardt. 2017. « Optimization of hospital ward resources with patient relocation using Markov chain modeling ». *European Journal of Operational Research* 260(3): 1152-63. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221717300619>.
- Anthony, Robert N. 1965. *Planning and control systems : a framework for analysis*. Boston: Division of Research, Graduate School of Business Administration, Harvard University. <http://ariane.ulaval.ca/cgi-bin/recherche.cgi?qu=01-1872694>.
- Asmussen, Søren, Olle Nerman, et Marita Olsson. 1996. « Fitting Phase-type Distributions via the EM Algorithm ». *Scandinavian Journal of Statistics* 23(4): 419-41.
- Beaulieu, Isabelle, Michel Gendreau, et Patrick Soriano. 2012. « Operating rooms scheduling under uncertainty ». Dans *Advanced Decision Making Methods Applied to Health Care*, éd. Elena Tànfani et Angela Testi. Milano: Springer Milan, 13-32. http://dx.doi.org/10.1007/978-88-470-2321-5_2.
- Beliën, Jeroen, et Erik Demeulemeester. 2007. « Building cyclic master surgery schedules with leveled resulting bed occupancy ». *European Journal of Operational Research* 176(2): 1185-1204. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221705006946>.
- Blake, John T. 2011. « Capacity Planning in Operating Rooms ». Dans *Handbook of Healthcare Delivery Systems*, éd. Yuehwern Yih.
- Borman, Sean. 2009. *The Expectation Maximization Algorithm: A short tutorial*.
- Bowers, John. 2013. « Balancing operating theatre and bed capacity in a cardiothoracic centre ». *Health Care Management Science* 16(3): 236-44.
- Breiman, Leo, Jerome H. Friedman, Richard A. Olshen, et Charles J. Stone. 1984. *Classification and regression trees*. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
- Cai, Xiaoqiang Q, Xianyi Wu, et Xian Zhou. 2014. *Optimal Stochastic Scheduling*. Springer US.
- Canadian Institute for Health Information. 2004. *Acute Care Grouping Methodologies : From Diagnosis Related Groups to Case Mix Groups Redevelopment*. Ottawa.
- Cardoen, Brecht, Erik Demeulemeester, et Jeroen Beliën. 2010a. « Operating room planning and scheduling : A literature review ». *European Journal of Operational Research* 201(3): 921-32. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2009.04.011>.

- Cardoen, Brecht, Erik Demeulemeester, et Jeroen Beliën. 2010b. « Operating Room Planning and Scheduling Problems : a Classification Scheme ». *International Journal of Health Management and Information* 1(1): 71-83.
- Demeulemeester, Erik, Jeroen Beliën, Brecht Cardoen, et Michael Samudra. 2013. « Operating Room Planning and Scheduling ». Dans *Handbook of Healthcare Operations Management*, éd. Brian T. Denton. , 1-18. <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4614-5885-2>.
- Denton, Brian T., Andrew J. Miller, Hari J. Balasubramanian, et Todd R. Huschka. 2010. « Optimal Allocation of Surgery Blocks to Operating Rooms Under Uncertainty ». *Operations Research* 58(September 2015): 802-16.
- Eldabi, Tillal. 2009. « Implementation issues of modeling healthcare problems: Misconceptions and lessons ». Dans *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference*, éd. M. D. Rosetti et al. IEEE, 1831-39.
- Fackrell, Mark. 2009. « Modelling healthcare systems with phase-type distributions ». *Health Care Management Science* 12(1): 11-26.
- Faddy, Malcolm, Nicholas Graves, et Anthony Pettitt. 2009. « Modeling Length of Stay in Hospital and Other Right Skewed Data: Comparison of Phase-Type, Gamma and Log-Normal Distributions ». *Value in Health* 12(2): 309-14. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1098301510607097>.
- Gillespie, Jennifer et al. 2011. « Costing hospital resources for stroke patients using phase-type models ». *Health Care Management Science* 14(3): 279-91. <http://dx.doi.org/10.1007/s10729-011-9170-y>.
- Green, Linda. 2013. « Queuing Analysis in Health Care ». Dans *Patient Flow: Reducing Delay in Healthcare Delivery*, éd. Randolph Hall. New-York: Springer, 361-84. <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4614-9512-3>.
- Griffin, Paul M et al. 2016. *Healthcare Systems Engineering*. John Wiley & Sons Inc.
- Guerriero, Francesca, et Rosita Guido. 2011. « Operational research in the management of the operating theatre : a survey ». : 89-114.
- Guinet, Alain, et Sondes Chaabane. 2003. « Operating theatre planning ». *International Journal of Production Economics* 85(1): 69-81.
- Hall, Randolph. 2013. « Bed Assignment and Bed Management ». Dans *Handbook of Healthcare System Scheduling*, éd. Randolph Hall. Boston, MA: Springer US, 177-200. http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4614-1734-7_8.
- Hans, Erwin W., Mark van Houdenhoven, et Peter J H Hulshof. 2011. *A Framework for Health Care Planning and Control*. Enschede.
- Harini, S., M. Subbiah, et M. R. Srinivasan. 2018. « Fitting length of stay in hospitals using transformed distributions ». *Communications in Statistics: Case Studies, Data Analysis and Applications* 4(1): 1-8. <https://doi.org/10.1080/23737484.2018.1445979>.
- Harper, Paul R. 2005. « A review and comparison of classification algorithms for medical

- decision making ». *Health Policy* 71(3): 315-31.
- Harper, Paul R, Vincent A Knight, et Adele H Marshall. 2012. « Discrete Conditional Phase-type models utilising classification trees: Application to modelling health service capacities ». *European Journal of Operational Research* 219(3): 522-30.
- Hastie, Trevor, Robert Tibshirani, et Jerome Friedman. 2008. *The Elements of Statistical Learning*. Stanford, California: Springer Series in Statistics.
- Hellervik, A., et G. J. Rodgers. 2007. « A power law distribution in patients' lengths of stay in hospital ». *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 379(1): 235-40.
- Hulshof, Peter J H et al. 2012. « Taxonomic classification of planning decisions in health care: a structured review of the state of the art in OR/MS ». *Health Systems* 1(2): 129-75. <http://link.springer.com/10.1057/hs.2012.18>.
- Jebali, Aïda, Atidel B. Hadj Alouane, et Pierre Ladet. 2006. « Operating rooms scheduling ». *International Journal of Production Economics* 99(1-2): 52-62.
- Kapadia, Asha Seth et al. 2000. « Predicting duration of stay in a pediatric intensive care unit : A Markovian approach ». *European Journal of Operational Research* 124: 353-59.
- Lang, Andreas, et Jeffrey L. Arthur. 1996. « Parameter Approximation for Phase-Type Distributions ». Dans *Matrix-Analytic Methods in Stochastic Models*, éd. S. R. Chakravarthy et A. S. Alfa.
- Lee, AH, ASK Ng, et KKW Yau. 2001. « Determinants of maternity length of stay: a gamma mixture risk-adjusted model ». *Health care management science* 4(4): 249-55. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11718457><http://link.springer.com/article/10.1023/A:1011810326113>.
- Li, Xiangyong, N Rafaliya, M Fazle Baki, et Ben A Chaouch. 2017. « Scheduling elective surgeries: the tradeoff among bed capacity, waiting patients and operating room utilization using goal programming ». *Health Care Management Science* 20(1): 33-54. <http://dx.doi.org/10.1007/s10729-015-9334-2>.
- Liu, Xian. 2012. *Wiley Survival Analysis: Models and Applications*.
- Loh, Wei-yin. 2011. « Classification and regression trees ». *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery* 1(February): 14-23.
- Ma, Guoxuan, et Erik Demeulemeester. 2010. « Assessing the performance of hospital capacity planning through simulation analysis ». *Katholieke Universiteit Leuven*: 0-25. <http://ssrn.com/abstract=1749312>.
- Marazzi, Alfio, Fred Paccaud, Christiane Ruffieux, et Claire Beguin. 1998. « Fitting the distributions of length of stay by parametric models ». *Medical care* 36(6): 915-297. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9630132>.
- Marcon, Eric, Alain Guinet, et Christian Tahon. 2008. *Gestion et performance des systèmes hospitaliers*. Lavoisier. Paris: Hermes Science.
- Marshall, Adele H, Louise Burns, et Barry Shaw. 2007. « Patient Activity in Hospital using

- Discrete Conditional Phase-type (DC-Ph) Models ». Dans *Recent advances in stochastic modeling and data analysis*, éd. Christos H Skiadas. , 154-61.
- Marshall, Adele H, Sally I Mcclean, et Peter H Millard. 2004. « Addressing Bed Costs for the Elderly : A New Methodology for Modelling Patient Outcomes and Length of Stay ». *Health Care Management Science* 7: 27-33.
- Marshall, Adele H, Sally Mcclean, C M Shapcott, et Peter H Millard. 2002. « Modelling Patient Duration of Stay to Facilitate Resource Management of Geriatric Hospitals ». *Health Care Management Science* 5: 313-19.
- Marshall, Adele H, et Mariangela Zenga. 2012. « Experimenting with the Coxian Phase-Type Distribution to Uncover Suitable Fits ». *Methodology and Computing in Applied Probability* 14(1): 71-86.
- May, Jerrold H., William E. Spangler, David P. Strum, et Luis G. Vargas. 2011. « The surgical scheduling problem: Current research and future opportunities ». *Production and Operations Management* 20(3): 392-405.
- Neuts, Marcel F. 1981. *Matrix-geometric solutions in stochastic models: an algorithmic approach*. John Hopki. Baltimore.
- O’Cinneide, Colm Art. 1989. « On non-uniqueness of representations of phase-type distributions ». *Communications in Statistics. Stochastic Models* 5(2): 247-59.
- OECD, Eurostat, et World Health Organization. 2017. OECD Publishing *A System of Health Accounts 2011: Revised edition*. Paris. <http://www.who.int/healthaccounts/methodology/sha2011.pdf>.
- Olsson, Marita. 1998. « The EMpht-programme ». Department of Mathematics, Chalmers University of Technology, and Göteborg University.
- Payne, Kieran, Adele H Marshall, et Karen J Cairns. 2012. « Investigating the efficiency of fitting Coxian phase-type distributions to health care data ». *IMA Journal of Management Mathematics* 23(2): 1-13.
- Rakatomalala, Ricco. 2005. « TANAGRA : une plate-forme d ’ expérimentation pour la fouille de données ». *MODULAD* 32: 70-85.
- Rydén, Tobias. 1997. « Estimating the order of continuous phase-type distributions and Markov-modulated poisson processes ». *Communications in Statistics. Part C: Stochastic Models* 13(3): 417-33.
- Samudra, Michael et al. 2016. « Scheduling operating rooms: achievements, challenges and pitfalls. » *Journal of Scheduling* 19(5): 493-525.
- Schwarz, Gideon. 1978. « Estimating the Dimension of a Model ». *The Annals of Statistics* 6(2): 461-64.
- Sutherland, Jason M., et R. Trafford Crump. 2013. « Alternative level of care: Canada’s hospital beds, the evidence and options ». *Healthcare Policy* 9(1): 26-34.
- Tancrez, Jean-Sébastien, Benoît Roland, Jean-Philippe Cordier, et Fouad Riane. 2009. « How Stochasticity and Emergencies Disrupt the Surgical Schedule ». Dans *Intelligent Patient Management*, éd. Sally McClean, Peter Millard, Elia El-Darzi, et

Chris Nugent. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 221-39.
https://doi.org/10.1007/978-3-642-00179-6_14.

Tanfani, Elena, et Angela Testi. 2010. « A pre-assignment heuristic algorithm for the Master Surgical Schedule Problem (MSSP) ». : 105-19.

Vancroonenburg, Wim, Pieter Smet, et Greet Vanden Berghe. 2015. « A two-phase heuristic approach to multi-day surgical case scheduling considering generalized resource constraints ». *Operations Research for Health Care* 7: 27-39.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211692314200622>.

Vasilakis, Christos, et Adele H Marshall. 2005. « Modelling nationwide hospital length of stay : opening the black box ». *Journal of operational research society* 56: 862-69.

Yang, Chin-sheng, Chih-ping Wei, Chi-chuan Yuan, et Jen-yu Schoung. 2010. « Predicting the length of hospital stay of burn patients : Comparisons of prediction accuracy among different clinical stages ». *Decision Support Systems* 50(1): 325-35.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2010.09.001>.