

Modèle Robuste pour l'Optimisation du Processus Opératoire dans les établissements de soin privés

Aissaoui Omrane Najla^{1,2}, Khlif Hachicha Hajer¹, Zeghal Mansour Farah¹

¹ UR-OASIS, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, Université de Tunis El Manar, BP 37, Le Belvédère, 1002, Tunis, Tunisie ;

² Ecole Nationale d'Ingénieurs de Carthage, Université de Carthage, 45 Rue des Entrepreneurs, 2035, Tunis, Tunisie.

Auteur correspondant :

Nom : **Aissaoui Omrane**

Prénom : **Najla**

Institution: UR-OASIS, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, Université de Tunis El Manar.

Adresse: BP 37, Le Belvédère, 1002, Tunis, Tunisie.

Tel :+ 216 55 330 690

Mail : najla.aissaoui.omrane@gmail.com

Résumé : Dans ce travail, nous nous intéressons à l'optimisation du processus opératoire des établissements de soins privés dans un contexte incertain. Etant donné un ensemble d'opérations chirurgicales à réaliser, le problème consiste à ordonnancer les activités nécessaires depuis l'admission des patients jusqu'à leur sortie en tenant compte des disponibilités des chirurgiens, des lits d'hospitalisation, des salles opératoires et des lits de réveil. Notre objectif est de construire de façon proactive un programme opératoire peu sensible aux aléas relatifs aux durées des différentes activités ainsi qu'à la disponibilité des ressources. Nous proposons ainsi un programme linéaire en nombre mixtes qui maximise la robustesse du programme opératoire en insérant judicieusement des marges horaires. Les résultats préliminaires des tests réalisés sur des instances réelles prouvent l'efficacité de ce modèle en termes de temps de résolution et de performance des solutions.

Mots-clés : Planification des systèmes de santé, Processus opératoire, Ordonnancement robuste.

Riassunto : In questo lavoro, siamo interessati a ottimizzare il processo chirurgico nelle cliniche private in un contesto incerto. Il problema consiste nel programmare le attività necessarie dal ricovero alla dimissione del paziente, tenendo conto della disponibilità di chirurghi, letti d'ospedale, sale operatorie e letti di ricovero. Il nostro obiettivo è quello di costruire proattivamente un programma operatorio poco sensibile ai rischi legati alla durata delle diverse attività ma anche alla disponibilità delle risorse. Proponiamo quindi un programma lineare in numeri misti che massimizzi la robustezza del programma operatorio inserendo giudiziosamente i margini orari. I risultati preliminari dei test effettuati su casi reali dimostrano l'efficacia di questo modello in termini di tempi di risoluzione e prestazioni delle soluzioni.

Parole-chiavi: Pianificazione dei sistemi sanitari, Processo chirurgico, Pianificazione robusta.

1 Introduction

Evoluant dans un environnement fortement concurrentiel, les établissements de soins privés sont amenés à améliorer constamment leurs performances afin de satisfaire au mieux leurs clients et assurer leur pérennité. Ceci passe inévitablement par une exploitation optimale des ressources ainsi qu'une meilleure coordination des diverses activités. Ainsi, durant ces dernières années, praticiens et chercheurs se sont

fortement intéressés au bloc opératoire vu qu'il constitue l'installation la plus couteuse et la plus productive dans un établissement de soins (Macario *et al.*, 1997). Toutefois, la littérature abondante qui en découle concerne le secteur public et se focalise sur la gestion du bloc opératoire dans un environnement certain sans tenir compte de la disponibilité du reste des ressources du processus opératoire ni des aléas qui peuvent survenir (variabilité de la demande, des durées des activités de soins, de disponibilité des ressources...). Or, toute perturbation peut se propager et affecter le bon déroulement du programme opératoire. Les activités de la totalité du processus peuvent être retardées, des interventions peuvent même être reportées ou annulées. Vu leurs spécificités, les établissements de soins privés sont encore plus sensibles à ces perturbations. En effet, contrairement au secteur public où les chirurgiens sont affectés aux structures hospitalières, dans le secteur privé, les chirurgiens sont de libre pratique et peuvent référer leurs patients électifs à plusieurs établissements de soins privés. Il est donc important de construire des solutions capables de faire face aux perturbations, limitant ainsi leur impact non seulement sur les revenus de l'établissement mais aussi sur la satisfaction à la fois des chirurgiens et des patients. C'est dans ce contexte que nous nous intéressons à l'optimisation du processus opératoire dans un contexte incertain. Il s'agit d'ordonnancer ses activités en tenant compte de façon proactive des éventuels aléas.

Dans la littérature, la plupart des travaux portant sur l'ordonnancement des blocs opératoires dans un contexte incertain proposent des modèles d'optimisation stochastique. Denton *et al.* (2007) ont enrichi le modèle présenté initialement par Denton et Gupta (2003) en proposant un programme linéaire stochastique considérant l'incertitude liée aux durées des interventions. L'objectif est de minimiser la somme pondérée des retards, des temps d'attentes et les temps non exploités. Min et Yih (2010) ont présenté un programme linéaire en nombres mixtes stochastique en tenant compte de l'incertitude des durées des opérations et de la disponibilité des lits de soins intensifs. L'objectif est de minimiser le coût total en incluant le coût des heures supplémentaires. Gauthier et Legrain (2015) ont opté pour la programmation par contraintes stochastique. L'objectif est de minimiser le coût total de l'ordonnancement du bloc opératoire en tenant compte des incertitudes relatives aux durées des opérations. Bai *et al.* (2016) proposent un modèle d'optimisation stochastique qui minimise les coûts relatifs aux heures de travail supplémentaires ainsi qu'aux temps d'attentes et d'inactivités. Les auteurs considèrent dans leur modèle la capacité de l'unité de soins intensifs en tenant compte de l'incertitude de ses durées de séjour et de la variabilité des durées opératoires au bloc. L'incertitude a également été modélisée dans la littérature par des variables floues. Souki (2011) propose ainsi des heuristiques et des métaheuristiques pour résoudre le problème d'ordonnancement des blocs opératoires en tenant compte des incertitudes liées aux durées des opérations et du réveil. Bien que très utile en absence de suffisamment de données pour prévoir les incertitudes (Denton *et al.*, 2010) l'optimisation robuste a été très peu utilisée. A notre connaissance, seul Saadouli *et al.* (2014) ont proposé une approche robuste qui tient compte des éventuelles perturbations futures. Les auteurs ont modélisé le problème de planification des interventions chirurgicales à réaliser comme un problème de sac à dos. Ils ont proposé ensuite un programme linéaire en nombres mixtes pour l'ordonnancement des interventions sélectionnées en ajoutant des marges horaires aux durées opératoires pour faire face à leur variabilité.

Dans ce travail nous étudions un problème d'ordonnancement robuste des activités du processus opératoire d'un établissement de soins privé. Notre contribution se situe sur les niveaux suivants :

- Contrairement à ce qui a été publié jusqu'à présent, nous considérons la disponibilité des salles opératoires, des lits de réveil et des chambres d'hospitalisation ainsi que les variabilités des dates de début et des durées des activités associées.
- Etant donné un ensemble d'opérations chirurgicales à réaliser par un ensemble de chirurgiens, nous proposons un programme linéaire en nombres mixtes qui permet d'ordonnancer toutes les activités du processus opératoire en insérant judicieusement des marges horaires. Celles-ci permettent d'absorber les retards ce qui limite l'impact des perturbations et rend le programme opératoire plus robuste.
- La fonction objectif proposée consiste à maximiser une mesure de la robustesse du programme opératoire tout en maîtrisant l'augmentation du délai moyen de séjour des patients ainsi que le nombre de nuitées.

- Nous présentons une simulation du type Monté Carlo afin d'évaluer le comportement des solutions générées par notre modèle et fixer les paramètres de la fonction objectif.

La suite de l'article est structurée comme suit :

La section 2 sera consacrée à la présentation du problème traité. Dans la section 3, nous présenterons une formulation basée sur un modèle d'affectation. La section 4 sera consacrée à la présentation des résultats expérimentaux. Enfin, nous clôturons le présent article par une conclusion et quelques perspectives de recherche.

2 Présentation du problème

Les établissements de soins privés reçoivent quotidiennement des demandes d'interventions qu'ils se chargent d'ordonnancer en les affectant aux différentes ressources du processus opératoire. Chaque intervention chirurgicale est affectée au préalable à un chirurgien qui fixe le jour de sa réalisation et peut également imposer une fenêtre de temps traduisant sa disponibilité. Le problème d'ordonnancement robuste traité dans ce travail couvre les activités relatives aux trois phases du processus opératoires : la phase pré-opératoire, la phase per-opératoire et la phase post-opératoire (Pham et Klinkert, 2008 ; Xiang *et al.*, 2015). Dans ce processus, les phases pré-opératoire et post-opératoire requièrent les mêmes lits d'hospitalisation. Ces derniers sont généralement disponibles en quantités limitées impliquant la nécessité de réduire les temps improductifs et les attentes à travers la minimisation du délai de séjour moyen des patients. Quant à la phase per-opératoire, elle se réalise dans le bloc opératoire. Celui-ci est partagé par tous les services chirurgicaux et comprend des salles opératoires polyvalentes et des lits de réveil disponibles 24h par jour.

Notons qu'on distingue deux modes de prise en charge chirurgicale pour les patients électifs. La chirurgie réglée en hospitalisation complète pour laquelle les patients sont hospitalisés dans l'établissement de soins (patients à courte ou longue durée de séjour). La chirurgie ambulatoire pour laquelle les patients quittent l'établissement de soins le jour même de leur admission.

Pour avoir plus de lits d'hospitalisation disponibles au début de la journée opératoire suivante, le nombre de patients qui passent la nuit à l'établissement de soins devrait être minimisé en évitant de programmer les chirurgies ambulatoires tard dans la journée. Dans ce cadre, nous considérons qu'un patient passe la nuit dans l'établissement si ses activités de soins ne s'achèvent pas avant une heure limite donnée.

Pour limiter l'impact de la variabilité des durées des différentes activités de soins ainsi que la variabilité de leurs dates de début, nous proposons d'insérer des marges horaires entre les traitements consécutifs de chaque patient. La robustesse résultante peut se mesurer grâce à une adaptation de la fonction présentée par Aloulou *et al.* (2013) pour un problème de routage d'avion robuste. Cette mesure découle des constatations suivantes :

1. Plus la marge horaire entre deux activités augmente plus la robustesse locale qui lui correspond augmente en devenant moins sensible aux retards.

2. L'effet de la marge horaire sur la robustesse locale diminue par paliers jusqu'à s'annuler à partir d'un certain seuil. Ce seuil est appelé la marge utile maximale.

Ainsi, nous définissons la fonction $g(\cdot)$ pour mesurer la robustesse locale correspondant à une marge horaire insérée entre deux traitements consécutifs d'un même patient. Tel que le présente la Figure 1, $g(\cdot)$ est affine par morceaux avec des valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. Elle comprend deux points d'inflexions correspondant au retard moyen (τ^I) et à la marge utile maximale (τ^{II}).

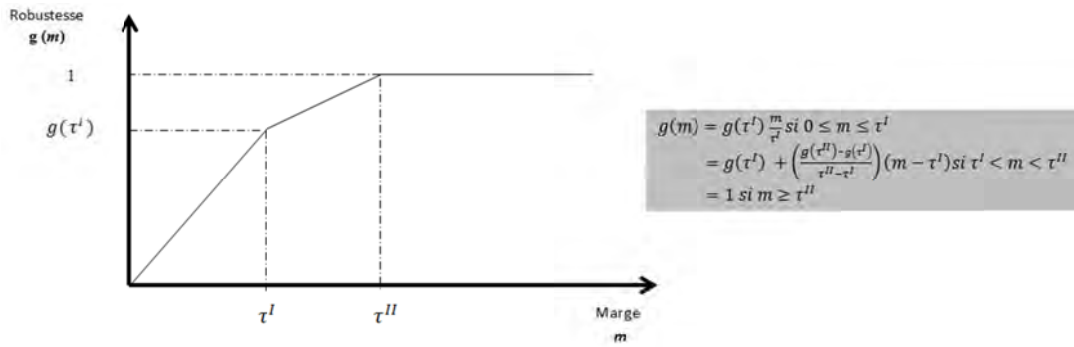


Figure 1. La fonction de mesure de robustesse

3 Modélisation du problème

Comme le présente la Figure 2, le problème étudié dans ce travail peut être modélisé comme un problème d'ordonnancement d'ateliers de type flowshop hybride à 3 étages avec contraintes de blocages (les patients bloquent les ressources jusqu'à la libération des ressources suivantes), machines dédiées (les patients sont affectés aux chirurgiens qui les ont orientés vers l'établissement de soins), recirculation (les lits d'hospitalisation sont utilisés avant et après toute intervention chirurgicale), utilisation simultanée de différentes ressources au bloc opératoire (les chirurgiens et les salles opératoires).

Dans ce qui suit, nous proposons une modélisation de notre problème par un programme linéaire en nombres mixtes. Il s'agit d'une extension du modèle initialement proposé par Khlif et Zeghal (2016) pour la variante déterministe de ce problème.

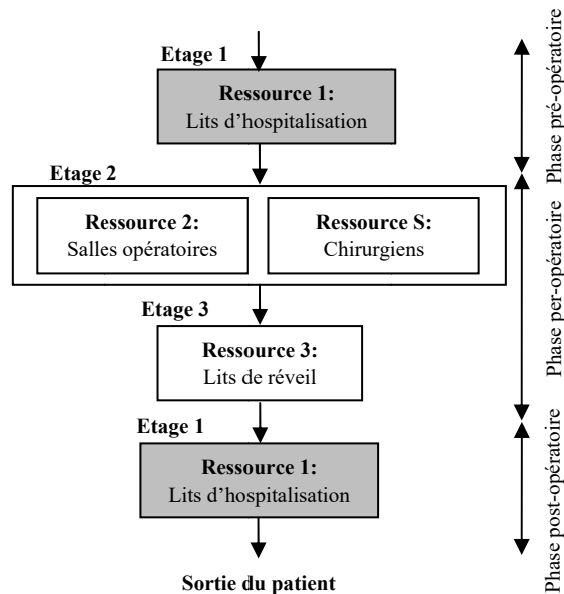


Figure 2. Processus opératoire vu comme un problème d'ordonnancement de type flow shop hybride (Khlif et Zeghal, 2016)

Ainsi, soit I l'ensemble de tous les étages du processus opératoire indexé par i et i' . Pour considérer la recirculation, nous dupliquons l'étage relatif aux lits d'hospitalisation. L'étage 1 désigne ainsi l'hospitalisation pré-opératoire et l'étage 4 désigne l'hospitalisation post-opératoire. Les étages 2 et 3 représentent respectivement les salles opératoires et les lits de réveil. Nous définissons également un étage supplémentaire (étage 5) pour les chirurgiens que nous désignons par l'ensemble S (indexé par s). Nous désignons par R_i l'ensemble des ressources disponibles de l'étage $i \in I$, indexé par l . J représente l'ensemble de patients programmés (indexé par j et k) et J_s correspond à l'ensemble de patients associés au chirurgien $s \in S$ ($J_s \subset J$). Nous désignons par J_a et J_h respectivement les ensembles des patients accueillis pour une chirurgie ambulatoire et les patients en hospitalisation complète. $Tlim_a$ et $Tlim_h$ désignent les heures au-delà desquels des nuitées sont comptabilisées pour ces deux derniers ensembles.

Nous désignons également par p_{ij} la durée de traitement du patient $j \in J$ à l'étage $i \in I$ et par $Tdeb_s$ et $Tfin_s$ respectivement la date de début au plus tôt et la date de fin au plus tard des interventions chirurgicales d'un chirurgien $s \in S$. Enfin, M désigne un grand nombre, OP^* désigne le nombre minimal de nuitées et H correspond à un seuil limitant la durée moyenne de séjour des patients. Notons à ce niveau que nous fixons OP^* au nombre optimal de nuitées que génère l'approche multi-objectif déterministe présentée dans Khelif et Zeghal (2016). De même, nous nous basons sur leur durée moyenne de séjour optimale ALS^* pour définir H .

Pour exprimer la fonction objectif de notre modèle, nous désignons d'abord par $a_{i,i+1,j}$ la marge utile relative au passage du patient $j \in J$ de l'étage $i \in \{1,2,3\}$ à l'étage suivant. La fonction $g(\cdot)$ peut être exprimée de la façon suivante :

$$g(a_{i,i+1,j}) = \alpha_{i,i+1}^I a_{i,i+1,j}^I + \alpha_{i,i+1}^{II} a_{i,i+1,j}^{II} \text{ avec :}$$

$$\alpha_{i,i+1}^I = \frac{g(\tau^I)}{\tau_{i,i+1}^I}; \alpha_{i,i+1}^{II} = \frac{(g(\tau_{i,i+1,j}^{II}) - g(\tau_{i,i+1,j}^I))}{\tau_{i,i+1,j}^{II} - \tau_{i,i+1,j}^I} \text{ et } a_{i,i+1,j} = a_{i,i+1,j}^I + a_{i,i+1,j}^{II}.$$

Pour modéliser le problème, nous avons défini les variables de décision suivantes :

- w_{ijl} vaut 1 si la ressource $l \in R_i$ est affectée au patient $j \in J$ à l'étage $i \in I$, 0 sinon.
- $y_{jk}^{ii'}$ vaut 1 si le patient $k \in J$ est traité à l'étage i' après le patient $j \in J$ à l'étage i et 0 sinon pour $(i,i') \in \{(1,1),(2,2),(3,3),(4,4),(5,5),(1,4), (4,1)\}$.
- T_{ij} correspond à l'heure de début de traitement du patient $j \in J$ à l'étage $i \in I$.
- d_{ij} correspond à la durée de blocage du patient $j \in J$ à l'étage $i \in I$.
- N_j vaut 1 si le patient $j \in J$ passe la nuit à l'établissement de soins, 0 sinon.
- $a_{i,i+1,j}^I, a_{i,i+1,j}^{II}$ correspondent aux marges utiles entre les deux traitements consécutifs du patient $j \in J$ aux étages i et $i+1, i \in \{1,2,3\}$.

Le programme linéaire en nombres mixtes proposé (R_MILP) peut donc s'écrire comme suit :

$$\text{Max } Z = \sum_{j \in J} \alpha_{12j}^I a_{12j}^I + \alpha_{12j}^{II} a_{12j}^{II} + \alpha_{23j}^I a_{23j}^I + \alpha_{23j}^{II} a_{23j}^{II} + \alpha_{34j}^I a_{34j}^I + \alpha_{34j}^{II} a_{34j}^{II} \quad (1)$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{l \in R_i} w_{ijl} = 1, \quad \forall i \in I \setminus \{5\}, j \in J, \quad (2)$$

$$w_{5js} = 1, \quad \forall s \in S, j \in J_s, \quad (3)$$

$$T_{2j} - T_{1j} = p_{1j} + d_{1j}, \quad \forall j \in J, \quad (4)$$

$$T_{3j} - T_{2j} = p_{2j} + d_{2j}, \quad \forall j \in J, \quad (5)$$

$$T_{4j} - T_{3j} = p_{3j} + d_{3j}, \quad \forall j \in J, \quad (6)$$

$$T_{2j} = T_{5j}, \quad \forall j \in J, \quad (7)$$

$$T_{ik} \geq T_{ij} + p_{ij} + d_{ij} - M(1 - y_{jk}^{ii}) - M(1 - w_{ijl}) - M(1 - w_{ikl}), \quad \forall i \in I \setminus \{5\}, l \in R_i, j \in J, k \in J, j \neq k, \quad (8)$$

$$T_{5k} \geq T_{5j} + p_{5j} - M(1 - y_{jk}^{55}), \quad \forall s \in S, j \in J_s, k \in J_s, j \neq k, \quad (9)$$

$$T_{1k} \geq T_{4j} + p_{5j} + d_{4j} - M(1 - y_{jk}^{41}) - M(1 - w_{1kl}) - M(1 - w_{4jl}), \quad \forall l \in R_1, j \in J, k \in J, j \neq k, \quad (10)$$

$$T_{4k} \geq T_{1j} + p_{1j} + d_{1j} - M(1 - y_{jk}^{14}) - M(1 - w_{1kl}) - M(1 - w_{4jl}), \quad \forall l \in R_1, j \in J, k \in J, j \neq k, \quad (11)$$

$$y_{jk}^{ii} + y_{kj}^{ii} = 1, \quad \forall i \in I, j \in J, k \in J, j \neq k, \quad (12)$$

$$y_{jk}^{14} + y_{kj}^{41} = 1, \quad \forall j \in J, k \in J, j \neq k, \quad (13)$$

$$a_{12j}^I \leq \tau_{12j}^I, \quad \forall j \in J, (14)$$

$$a_{23j}^I \leq \tau_{23j}^I, \quad \forall j \in J, (15)$$

$$a_{34j}^I \leq \tau_{34j}^I, \quad \forall j \in J, (16)$$

$$a_{12j}^{II} \leq \tau_{12j}^{II} - \tau_{12j}^I, \quad \forall j \in J, (17)$$

$$a_{23j}^{II} \leq \tau_{23j}^{II} - \tau_{23j}^I, \quad \forall j \in J, (18)$$

$$a_{34j}^{II} \leq \tau_{34j}^{II} - \tau_{34j}^I, \quad \forall j \in J, (19)$$

$$a_{12j}^I + a_{12j}^{II} \leq d_{1j}, \quad \forall j \in J, (20)$$

$$a_{23j}^I + a_{23j}^{II} \leq d_{2j}, \quad \forall j \in J, (21)$$

$$a_{34j}^I + a_{34j}^{II} \leq d_{3j}, \quad \forall j \in J, (22)$$

$$T_{5j} + p_{5j} \leq Tfin_s, \quad \forall s \in S, \forall j \in J_s, (23)$$

$$T_{5j} \geq Tdeb_s, \quad \forall s \in S, \forall j \in J_s, (24)$$

$$T_{4j} \leq 1440, \quad \forall j \in J, (25)$$

$$T_{4j} + p_{4j} \leq N_j \times M + Tlim_a, \quad \forall j \in J_a, (26)$$

$$T_{4j} + p_{4j} \leq N_j \times M + Tlim_h, \quad \forall j \in J_h, (27)$$

$$\sum_{j \in J} N_j = OP^*, \quad (28)$$

$$\sum_{j \in J} \frac{1}{|J|} (T_{4j} - T_{1j} + p_{4j}) \leq H, \quad (29)$$

$$T_{ij} \geq 0, \quad \forall i \in I, j \in J, (30)$$

$$d_{ij} \geq 0, \quad \forall i \in I, j \in J, (31)$$

$$w_{ijl} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, j \in J, l \in R_i, (32)$$

$$y_{jk}^{i'i} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, i' \in I, j \in J, k \in J, (33)$$

$$N_j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J, (34)$$

$$a_{12j}^I, a_{23j}^I, a_{34j}^I, a_{12j}^{II}, a_{23j}^{II}, a_{34j}^{II} \geq 0, \quad \forall j \in J. (35)$$

La fonction objectif (1) maximise la robustesse globale. Les contraintes (2) assurent qu'aux étages 1, 2, 3 et 4, chaque patient est affecté à exactement une seule ressource. Les contraintes (3) imposent l'affectation de chaque patient au chirurgien correspondant. Les contraintes (4)-(6) assurent la cohérence entre les dates de début des activités de soins d'un même patient en passant d'un étage à l'autre tout en considérant la contrainte de blocage. Les contraintes (7) imposent la synchronisation des activités des chirurgiens et de la salle opératoire pour la réalisation des interventions chirurgicales. Les contraintes (8)-(11) assurent la succession des dates de début des traitements des patients chaque étage. Pour chaque paire de patients (j,k) , les contraintes (12)-(13) expriment qu'à chaque étage, soit le patient j précède le patient k soit l'inverse. Les contraintes (14)-(22) définissent les marges horaires utiles entre les activités de soins des patients. Les contraintes (23) et (24) traduisent les disponibilités des chirurgiens. Les contraintes (25) imposent la réalisation de toutes les interventions chirurgicales sur une journée de 24 heures (1440 minutes). Les contraintes (26) portent sur les patients accueillis pour une chirurgie ambulatoire en imposant leur sortie avant $Tlim_a$ ou en comptabilisant une nuitée. Les contraintes (27) traitent les patients en hospitalisation complète de la même manière. La contrainte (28) fixe le nombre total de nuitées à sa valeur minimal OP^* . La contrainte (29) limite l'augmentation de la durée moyenne de séjour des patients en lui imposant un seuil H . Les contraintes (30)-(35) sont des contraintes d'intégrité et de signe sur les variables.

4 Etude expérimentale

Pour valider notre approche, nous avons développé un programme en langage C en utilisant le solveur Cplex 12.2. Tous les tests ont été réalisés sur un ordinateur Intel PC (R) Xeon (R) de 8 Go de RAM avec un processeur 3.30 GHz CPU. L'étude expérimentale porte sur les six instances réelles, initialement

présentées dans Khelif et Zeghal (2016). Les caractéristiques de ces instances sont présentées dans le Tableau 1. Nous avons ensuite réalisé une simulation de type Monte-Carlo afin de fixer les paramètres de la fonction $g(\cdot)$ et évaluer la robustesse des solutions que nous générons.

Tableau 1. Caractéristiques des instances

Inst	Nombre de patients	Nombre de chirurgiens	Nombre de salles opératoires	Nombre de lits de réveil	Nombre de lits d'hospitalisation
I1	20	10	4	4	20
I2	20	13			
I3	23	12			
I4	23	10			
I5	25	13			
I6	29	13			

Nous avons limité la détérioration de la durée moyenne de séjour optimale de Khelif et Zeghal (2016) par 30 minutes en fixant : $H = ALS^* + 30$ minutes. Quant aux paramètres de la fonction $g(\cdot)$, nous avons défini 5 paramétrages possibles en se basant sur l'historique de la clinique (Tableau 2).

Tableau 2. Paramètres de la fonction $g(\cdot)$

	$\tau^I(\text{min})$		$\tau^{II}(\text{min})$		$g(\tau^I)$
	Patients en ambulatoires et à courte durée de séjour	Patients à longue durée de séjour	Patients en ambulatoires et à courte durée de séjour	Patients à longue durée de séjour	
R1-MILP	15	30	30	60	0,5
R2-MILP	15	30	30	60	0,7
R3-MILP	25	40	40	70	0,7
R4-MILP	15	30	30	60	0,8
R5-MILP	25	40	40	70	0,8

Tableau 3 présente les résultats de la résolution du modèle R_MILP. Il indique, pour chaque instance et chaque paramétrage, le temps de calcul nécessaire en secondes pour résoudre le modèle. Les résultats obtenus ont permis de valider l'approche proposée. Les 5 versions du modèle R-MILP ont résolu à optimalité la totalité des instances. Toutefois, les versions R5-MILP et R2-MILP ainsi que R4-MILP présentent globalement les temps de calcul les plus réduits.

Tableau 3. Résultats de la résolution des instances

Inst	CPU _{R1-MILP} (s)	CPU _{R2-MILP} (s)	CPU _{R3-MILP} (s)	CPU _{R4-MILP} (s)	CPU _{R5-MILP} (s)
I1	10,34	16,72	4,73	10,70	9,25
I2	22,02	22,80	9,04	6,66	11,07
I3	65,83	11,83	9,58	19,09	19,48
I4	11,76	25,93	18,07	7,56	20,01
I5	21,42	79,90	13,79	12,99	51,13
I6	335,94	90,50	325,05	233,02	129,14
Moyenne	77,88	41,28	63,37	48,33	40,01

La dernière étape de notre étude expérimentale est une simulation de type Monté Carlo. Elle consiste à comparer le comportement des solutions des différentes variantes du modèle R-MILP par rapport aux solutions déterministes du modèle MILP (proposé par Khelif et Zeghal, 2016) en présence de perturbations. Pour ce faire, nous avons défini, pour chaque instance, 5 scénarios de perturbations où 15% des activités de soins sont retardées selon des valeurs générées par la loi Log-normale Tronquée. Chaque scénario est une combinaison de 6 types de perturbations appliquées à : la date de fin de l'hospitalisation préopératoire, la date de fin de l'intervention, la date de fin de réveil, la date de fin de l'hospitalisation postopératoire, la date de début de séjour et la date de début de l'intervention chirurgicale. La réparation du programme opératoire traite ensuite les perturbations une par une dans l'ordre de leur apparition. Il s'agit de réoptimiser le programme opératoire en minimisant la déviation des dates de début des activités de soins restantes par rapport aux valeurs initialement programmées afin de maximiser la stabilité du programme opératoire. A l'issue de cette étape, nous avons analysé l'impact des perturbations sur chaque solution en déterminant la valeur moyenne de l'amélioration de la stabilité des solutions réparées des modèles R_MILP par rapport à

la stabilité des solutions déterministes réparées (STAB_AME (%)) ainsi que le pourcentage d'activités retardées de plus que 15 minutes par rapport au nombre total d'activités.

Tableau 4. Evaluation de la performance des solutions

Inst	STAB_AME (%)					Activités retardées de plus de 15 min (%)					
	R1_MILP	R2_MILP	R3_MILP	R4_MILP	R5_MILP	MILP	R1_MILP	R2_MILP	R3_MILP	R4_MILP	R5_MILP
I1	37	46	51	68	68	23	18	15	17	4	21
I2	39	65	55	4	5	21	11	11	3	10	13
I3	68	1	51	59	59	20	12	15	27	19	13
I4	54	60	65	20	20	20	12	12	18	12	12
I5	81	78	84	75	75	28	13	16	16	20	17
I6	67	66	76	84	84	22	16	16	19	2	15
Moyenne	58	53	64	51	57	22	14	14	16	11	15

Les résultats du tableau 4 prouvent que les solutions de R_MILP se comportent mieux que les solutions déterministes face aux perturbations. En effet, toutes les solutions générées par le modèle R-MILP sont plus stables avec une amélioration allant de 51 à 64%. De même, les pourcentages de leurs activités retardées sont plus réduits. Les résultats révèlent également que les différentes variantes du modèle R_MILP sont équivalentes par rapport à la stabilité et au nombre d'activités retardées.

Conclusion

Ce travail a porté sur l'ordonnancement des activités du processus opératoire des établissements de soins privés dans un contexte incertain. Nous avons proposé un modèle robuste où des marges horaires ont été judicieusement distribuées entre les différentes activités en maximisant une adaptation d'une mesure de robustesse présentée dans la littérature. Des tests ont été conduits sur 6 instances réelles. Les résultats obtenus permettent de valider la démarche proposée. La formulation a été résolue dans des temps raisonnables en utilisant le solveur Cplex 12.2. Les simulations ont également prouvé l'aptitude des marges horaires à absorber les retards et à limiter leur impact sur les patients et les chirurgiens. Les tests ont également prouvé que les solutions générées se comportent mieux que les solutions déterministes face aux retards qui peuvent survenir.

Ces résultats nous encouragent à enrichir notre étude par d'autres testes sur des instances de grande taille en analysant d'autres indicateurs (la dégradation des durée de séjours, etc.). D'autres pistes peuvent être aussi explorées comme perspectives telle que la considération des activités non programmées et le développement d'approches permettant de rétablir rapidement les programmes opératoire en temps réel.

Remerciement

Ces travaux de recherche et d'innovation sont effectués dans le cadre d'une thèse MOBIDOC financée par l'Union Européenne et *Clinique Ennasr* dans le cadre du programme PASRI.

Références

- Aloulou, M.A, Haouari.M. , Zeghal Mansour, F. (2013). A model for enhancing robustness of aircraft and passenger connections. *Transportation Research, Part C* 32, 48--60.
- Bai, J., Fugener, A., Schoenfelder, J., and Brunner, J.O. (2016). Operations research in intensive care unit management: a literature review. *Health Care Management Science*, 1--24.
- Denton, B. T., Gupta, D. (2003). A sequential bounding approach for optimal appointment scheduling. *IIE Transactions*, 35(11), 1003 -1016.

- Denton, B.T., Viapiano, J., Vogl, A. (2007). Optimization of surgery sequencing and scheduling decisions under uncertainty. *Health Care Management Science*, 10, 13-24.
- Denton, B. T., Miller, A. J., Balasubramanian, H. J., Huschka, T. R. (2010). Optimal Allocation of Surgery Blocks to Operating Rooms Under Uncertainty. *Operations Research*, 58, 802-816.
- Gauthier, J.B., Legrain, A. (2015). Operating room management under uncertainty. *Constraints*, 21(4), 577-596.
- Khlif, Hachicha., H., Zeghal Mansour, F. (2016) Two-MILP models for scheduling elective surgeries within a private healthcare facility. *Health Care Management Science*. DOI 10.1007/s10729-016-9390-2.
- Macario A, Vitez T S, Dunn B, Mc Donald T et Brown B (1997) Hospital costs and severity of illness in three types of elective surgery, *Anesthesiology*. 86, 92-100.
- Min, D., Yih, Y.(2010). Scheduling elective surgery under uncertainty and downstream capacity constraints. *European Journal of Operational Research*, 206, 642-652.
- Pham, D-N., Klinkert, A. (2008). Surgical case scheduling as a generalized job shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 185(3),1011--1025.
- Saadouli, H., Jerbi, B., Dammak, A., Masmoudi, L., Bouaziz, A. (2014). A stochastic optimization and simulation approach for scheduling operating rooms and recovery beds in an orthopaedic surgery department. *Computers & Industrial Engineering*, 80, 72-79.
- Souki, M. (2011). Operating theatre scheduling with fuzzy durations. *Journal of Applied Operational Research*, 3(3), 177-191.
- Xiang, W.,Yin, J., Lim,G. (2015). A short-term operating room surgery scheduling problem integrating multiple nurses roster constraints. *Artificial Intelligence in Medecine*, 63(2), 91--106.