

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

PLANIFICATION DES CALENDRIERS DES RENDEZ-VOUS DES PATIENTS EN
CHIMIOTHÉRAPIE ET DU NIVEAU DES RESSOURCES INFIRMIÈRES

MENEL BENZAID
DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(MATHÉMATIQUES APPLIQUÉES)
DÉCEMBRE 2017

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

PLANIFICATION DES CALENDRIERS DES RENDEZ-VOUS DES PATIENTS EN
CHIMIOTHÉRAPIE ET DU NIVEAU DES RESSOURCES INFIRMIÈRES

présenté par : BENZAID Menel

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

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

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

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

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

M. AUGUSTO Vincent, Doctorat HDR, membre

DÉDICACE

*Quand il n'y a pas de solutions,
il n'y pas de problèmes.*

REMERCIEMENTS

Je souhaite d'abord, remercier ma directrice de recherche Mme Nadia Lahrichi pour ce beau projet. Sans ton soutien et ta motivation, je n'aurais jamais réussi. Je tiens également à remercier mon codirecteur, M. Louis-Martin Rousseau pour ses bonnes questions ainsi que pour sa critique constructive.

Mes remerciements vont aussi aux membres du personnel de la clinique d'oncologie de l'hôpital Notre-Dame. Je vous remercie pour votre temps, vos explications et votre bonne humeur.

Je suis reconnaissante envers mes sœurs et mes parents qui m'ont fourni un soutien moral et émotionnel. Je suis également reconnaissante envers les membres de ma famille de choix et mes amis que j'ai grandement négligé, mais qui m'ont toujours soutenus en cours de route.

Et finalement, mais non le moindre, je remercie mes amis du CIRRELT, du GERAD et de POLY. C'était un plaisir de partager cette aventure avec vous.

Merci pour vos encouragements!

RÉSUMÉ

Les problèmes de planification et de confection des horaires en chimiothérapie étaient anciennement résolus à l'aide de gabarits. La formalisation mathématique du problème est relativement nouvelle. Elle consiste à résoudre dans un premier temps le problème de confection des calendriers des rendez-vous des patients pour ensuite utiliser la solution comme donnée d'entrée afin de résoudre le problème d'affectation patients-infirmier. Le problème général sélectionne en première phase les patients en considérant la capacité de la clinique, il permet également d'estimer le besoin en ressources. La seconde phase consiste à résoudre le problème d'ordonnancement quotidien en affectant les patients aux infirmiers.

Le modèle développé dans le cadre de ce projet est une extension du travail de [1] qui affecte des rendez-vous aux traitements des nouveaux patients sans perturber les décisions précédentes. La première phase est modifiée de manière à résoudre le problème de planification et à répondre à une partie des questions opérationnelles; elle attribue non seulement la date, mais également l'heure de début des rendez-vous. Le début des traitements sont fixés à la même heure d'une fois à l'autre pour chaque patient. La première phase considère en plus de la charge horaire, la charge quotidienne ainsi que la lourdeur des patients. L'objectif de cette phase consiste à maximiser le nombre de rendez-vous planifiés en prenant en compte leur niveau de priorité des patients, la capacité des ressources humaines à absorber la charge et la capacité horaire des ressources matériels (chaises/lits). Cette phase, permet donc de planifier en amont le besoin en infirmiers et à prévoir le nombre de ressources supplémentaires nécessaire afin de couvrir la demande assignée à la liste d'attente. La liste d'attente agit tel une ressource tampon pour le problème de planification. Cette modélisation permet de mieux contrôler la quantité de travail affectée à une journée. De plus, la surestimation de la charge peut être considérée tel un avantage, étant donné qu'elle permet de pallier aux annulations de rendez-vous. En chimiothérapie, les patients doivent faire une prise de sang et/ou consulter leur oncologue avant chaque administration de traitement, suite à ces visites, leurs rendez-vous peuvent soit être annulés, reportés ou remplacés par un autre protocole médical. Le taux d'annulation varie de 4% à 20% avec une moyenne de 13%. La deuxième phase du modèle résout le problème d'ordonnancement quotidien pour la liste finale des patients et des infirmiers. Durant cette phase, la charge est distribuée équitablement avec comme but de minimiser l'écart à la charge maximale.

Nous avons testé le modèle proposé à l'aide de 10 instances générées à partir des données collecter auprès de la clinique d'oncologie du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM). La clinique accueille en moyenne 70 ± 12 patients par jour, ceci correspond à

246±24 heures de traitements. Le CHUM emploie 19 infirmiers, l'infirmière en charge assigne généralement entre 8 et 12 infirmiers à la zone d'infusion. Les autres membres du personnel sont assignés à différentes zones telle que le centre de support pour la chimiothérapie à domicile. L'infirmière en charge réaffecte les postes aux infirmiers, au courant de la journée en fonction de la charge de travail.

L'optimisation permet de mieux gérer l'utilisation des ressources infirmières. Le modèle permet d'améliorer le ratio de productivité des infirmiers de 3% à 23% selon le scénario testé. En effet, au total, trois règles d'ordonnancement sont évaluées pour la deuxième phase : (1) interdiction de modifier l'heure de début des rendez-vous (3% de potentiel d'amélioration), (2) perturbation partielle de l'heure du début (8% de potentiel d'amélioration) et (3) perturbation totale (23% de potentiel d'amélioration). La résolution du modèle mathématique permet également aux patients de voir leur cas géré dans de meilleur délai, ainsi le nombre total moyen de patients en retard diminue de 9,9 à 5,5 pour l'ensemble de la période de planification.

ABSTRACT

Planning and scheduling problems in chemotherapy were formerly solved using templates. The mathematical formalization of the problem is relatively new; it consists of first solving the planning problem and then using the solution as input to address the daily patients-nurses assignment problem. The model was proposed initially by Turkcan et al. [1] to assign a date to new patients' treatments without changing past decisions. The general problem selects in the first phase the patients by considering the capacity of the clinic. The second phase assigns patients to nurses. The model developed as part of this project is an extension of [1] work. The first phase is modified to solve the planning problem and to answer some of the operational questions; it attributes the date and the starting time of patients' treatments. The starting time of each treatment is fixed at the same time from one appointment to the next. The procedure considers in addition to the hourly workload, the daily workload as well as the heaviness of the patients. The objective of this phase is to maximize the number of patients by taking into account their priority level, the capacity of the medical staff to absorb the workload and the hourly capacity of the material resources (chairs/beds). This phase, therefore, makes it possible to plan the need for nurses upstream and to plan the number of additional resources needed to cover the demand assigned to the waiting list. The second phase of the model solves the problem of daily patients-nurse assignment for the final list of patients. The workload is distributed with the aim to minimize the level of resources needed. Thus, the originality of this project lies in the representation of a waiting list that acts as a buffer. This modelization allows controlling the amount of work assigned to a day. Moreover, the overestimation of the workload can be considered as an advantage, since it makes it possible to compensate for cancellations. The cancellation rate varies from 4% to 20% with an average of 13%. Optimization allows patients to see their case managed in a shorter period depending on their state of health. For example, the total average of patients starting their treatments late decreases from 9,9 to 5,5. The clinic also has the potential to reduce inefficiencies due to poor planning; the model can improve the productivity ratio from 3 % to 23 % depending on the scenario tested. Indeed, in total, three scheduling rules are evaluated for the second phase: (1) prohibition the change of starting time (3% improvement), (2) partial shuffling of the starting time (8 %) and (3) total shuffling (23%). The resolution of the mathematical model thus improves the process of patients' allocation and the clinical productivity ratio.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
TABLE DES MATIÈRES	viii
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xii
LISTE DES ANNEXES	xiii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Vue d'ensemble	4
2.1.1 Flux de patients dans les centres de chimiothérapie	4
2.2 La confection des calendriers des horaires des patients en chimiothérapie	9
2.3 Résolution du problème d'affectation quotidien patient-infirmier	10
2.3.1 Utilisation des ressources	10
2.3.2 Temps d'attente en clinique	11
2.3.3 Continuité des soins	11
CHAPITRE 3 ARTICLE 1 : CHEMOTHERAPY APPOINTMENT SCHEDULING AND DAILY OUTPATIENT–NURSE ASSIGNMENT	13
3.1 Abstract	13
3.2 Introduction	13
3.3 Related Work on Chemotherapy Appointment Scheduling	15
3.3.1 Next-Day Chemotherapy	15
3.3.2 Same-Day Chemotherapy	16

3.4	Methodology and Mathematical Formulation	16
3.4.1	Appointment Scheduling Problem	18
3.4.2	Nurse Planning Problem	20
3.4.3	Daily Patient–Nurse Assignment Problem	23
3.5	Algorithms	23
3.5.1	Offline	23
3.5.2	First Come First Served	24
3.5.3	Proposed Online Approach	25
3.6	Experimentation	26
3.6.1	Tradeoff between delay and number of nurses	28
3.6.2	Tradeoff between flexible starting time and productivity	28
3.6.3	Computational Time	29
3.7	Insights and Recommendations	30
3.8	Conclusions	31
3.9	Appendices	31
3.9.1	Linearization of the formulation	31
3.9.2	Formulation of offline model	32
3.9.3	Measure of workload (G_i^p, W_i^p)	33
3.9.4	Simulation model of cancellations and absences	34
3.9.5	Patients Flow	37
	CHAPITRE 4 DISCUSSION GÉNÉRALE	38
4.1	Liste d’attente	38
4.2	La charge de travail	39
4.3	Remaniement de l’heure de début	39
	CHAPITRE 5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	41
	RÉFÉRENCES	43
	ANNEXES	46

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Ressources nécessaires selon la section du processus [2]	7
Tableau 2.2	Avantages et inconvénients des stratégies : (1) Chimiothérapie, même jour (2) Chimiothérapie, jour suivant	8
Tableau 2.3	Principaux indicateurs de performance [3]	9
Table 3.1	Impact of fixed starting interval on number of nurses	28
Table 3.2	Number of days late and number of patients with late first appointment	29
Table 3.3	Total average daily workload assigned to the waiting list	29
Table 3.4	Online scheduling compared to the theoretically optimal offline solution and the current scheduling practice. Ratios indicate the average treatment hours for one hour of nursing time. Higher ratios indicate higher productivity.	30
Table 3.5	Value of parameters used for experiments	30
Table 3.6	Computational Time	30
Table 3.7	Hourly workload associated with each type of task, G_i^p	34
Table 3.8	Daily workload associated with each type of task, W_i^p	34
Tableau A.1	Échelle de classification de la charge horaire en fonction du type du patient	46
Tableau A.2	Échelle de classification de la charge horaire en fonction du type du patient	46
Tableau A.3	Ensemble des règles à respecter lors de l'assignation patient-infirmier	47
Tableau B.1	Exemples de protocoles médicaux [4]	48
Tableau C.1	Classification des niveaux de complexité [5]	49
Tableau D.1	Distributions utilisées dans le modèle de simulation	50
Tableau D.2	Temps d'attente maximal ainsi que le temps supplémentaire observés pour chaque algorithme testé	51

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Parcours typiques d'une clinique de chimiothérapie	5
Figure 3.1	Outline of two-stage procedure.	17
Figure 3.2	Distribution of prescribed starting intervals	27
Figure 3.3	Simulation of patient cancellations	35
Figure 3.4	Simulation of Absences	35
Figure 3.5	Steps That Lead to Appointments: Tasks Completed and Decisions Made Before Administering Chemotherapy Treatments	37

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

PNE	Programmation en nombres entiers
CHUM	Centre Hospitalier de l'Université de Montréal
MSSS	Ministère de la santé et des services sociaux
CICL	Centre intégré de cancérologie de Laval

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A	PARAMÈTRES DE LA CHARGE DE TRAVAIL	46
ANNEXE B	PROCOLES MÉDICALS	48
ANNEXE C	ÉCHELLE DE LA COMPLEXITÉ	49
ANNEXE D	OUTIL DE SIMULATION- ÉVALUATION DE LA PERFORMANCE QUOTIDIENNE	50

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Ce projet de recherche est motivé par une question qui a été soulevée au moment de la fusion des centres de traitement en chimiothérapie de l'Hôpital Notre-Dame et de l'Hôpital Saint-Luc. Au moment de l'entente, il a été convenu que les centres de chimiothérapie de l'Hôpital Notre-Dame et de l'Hôpital Saint-Luc fermeront pour se voir remplacer par la clinique dans le nouveau Centre hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM). Les membres de l'équipe managériale craignent que cette fusion ait des répercussions négatives sur les indicateurs de performance de la clinique (indicateurs de santé et de coûts) [6]. Les indicateurs de performance et par conséquent la satisfaction des patients ainsi que celle du personnel sont fortement influencés par les pratiques de confection des horaires de rendez-vous. La communauté scientifique a démontré que les opérations peuvent être améliorées lorsque la disponibilité et la capacité des ressources sont prises en compte, au moment de la planification des rendez-vous par les agents administratifs chargés de la confection des calendriers des horaires des patients.

Le problème de la planification des rendez-vous de chimiothérapie et d'affectation aux membres du personnel infirmier consiste à générer un calendrier de rendez-vous ainsi qu'à prédire le besoin en ressources infirmières afin de répondre à la demande. Dans les pratiques actuelles, la planification des rendez-vous se fait de manière ad hoc selon l'expérience de l'agent administratif et selon les préférences du patient. Le centre dispose d'un quota quotidien sur le nombre de patients. Ce dernier a été mis en place par l'infirmière en charge, il correspond à une moyenne observée. Le nombre de patients qui débutent leur rendez-vous à la même heure est également restreint par le nombre d'infirmiers disponibles. Un infirmier peut accueillir un patient par créneau horaire (1 créneau équivaut à 30 minutes). De prime abord, la tâche peut sembler simple. Cependant, le problème ne se limite pas à assigner des rendez-vous en respectant un quota quotidien. La liste des règles est longue et donc le problème s'apparente à la construction d'un géant casse-tête .

Le problème est particulièrement complexe, car en plus de l'aspect aléatoire de la demande future, le nombre de traitements, la durée des rendez-vous ainsi que le besoin en ressources diffèrent d'un cas à l'autre. Au CHUM, les plages horaires sont attribuées selon le principe du premier arrivé premier servi. Le nombre de créneaux assigné à chaque rendez-vous varie de 1 à 16 alors que le besoin en ressources infirmières d'un patient peut représenter de 10 à 100% de la charge quotidienne. Ceci peut sembler banal. Cependant, ces caractéristiques rendent l'ordonnancement des tâches difficile. Dans le cadre de l'étude, allouer des rendez-vous aux patients les uns à la suite des autres peut causer des inefficacités. Chaque décision a le potentiel de générer une surcharge ou une sous-utilisation des ressources.

Le second élément qui complexifie le problème provient de la nature répétitive des rendez-vous. En effet, les protocoles médicaux prescrits par les oncologistes sont composés d'un ensemble de traitements, dénommé cycle. Un cycle est caractérisé par sa durée en jours, son nombre de traitements, le nombre de jours de repos entre chaque traitement et sa fréquence de répétition. L'irrégularité des protocoles, la fréquence de répétition ainsi que le grand nombre de types de cycles compliquent énormément la problématique. En fait, lorsque l'agent administratif attribue une date de début, celui-ci doit s'assurer que l'ensemble des rendez-vous subséquents surviendront un jour de semaine (clinique fermée durant la fin de semaine). En plus, il doit valider que la quantité de ressources est suffisante pour traiter le patient.

Finalement, établir le bon niveau de ressources est en soi un domaine d'étude. Dans le cadre de cette étude, l'objectif est de développer un outil qui aide à prédire le niveau de ressources nécessaires. Afin de quantifier le besoin, il faut le mesurer. Encore une fois, la tâche semble triviale, cependant la mesure de la charge de travail dans le domaine de la santé est difficile. Au CHUM, la charge est mesurée en fonction de la complexité d'un cas et du nombre de patients attribué à l'infirmier. La clinique dispose également d'un large ensemble de règles que les agents administratifs doivent suivre lors de l'assignation patient-infirmier. Tenir compte de l'ensemble des contraintes est une tâche difficile pour un humain, car elle requiert l'analyse de plus d'une dizaine de facteurs pour un ensemble de 12 à 14 infirmiers simultanément.

Pour abrégé, l'affectation de chaque nouvelle demande requiert une analyse poussée de la situation présente et de la situation future. Afin de résoudre la problématique exposée ci-haut, nous proposons une méthode de planification des rendez-vous qui prend à la fois en compte le besoin en personnel infirmier et les délais prescrits sur le début des traitements. La méthode en deux phases est inspirée du modèle de Turkcan et al. [1]. La première phase attribue aux patients un calendrier de rendez-vous tout en respectant l'échelle de priorité du cas, le quota quotidien sur le mix de patients, les contraintes découlant du protocole médical prescrit ainsi que les contraintes de capacité horaire (chaises, lits, infirmiers). De plus, cette phase permet de mesurer le niveau de personnel nécessaire afin de répondre à la demande quotidienne. La deuxième phase du modèle résout le problème d'affectation quotidien patient-infirmier avec l'objectif de minimiser le nombre d'infirmiers requis.

Les résultats obtenus démontrent la pertinence d'un modèle mathématique. En effet, ce dernier permet d'améliorer le ratio de productivité des infirmiers, en plus de diminuer le nombre de patients débutant leurs traitements en retard par rapport à l'intervalle prescrit. L'objectif de ce projet est d'une part d'évaluer l'impact de la modélisation d'une liste d'attente de différentes règles de gestions sur les indicateurs de performance de la clinique. Nous comparons la charge attribuée à la liste d'attente, le ratio de productivité ainsi que le retard cumulé avant un premier rendez-vous.

Le travail effectué dans le cadre de cette étude est présenté dans cet ouvrage sous la forme d'un mémoire de maîtrise avec article. Le chapitre 2 dépeint l'ensemble des études qui portent sur le sujet de la planification des rendez-vous en chimiothérapie et des ressources. Le chapitre 3 constitue le cœur du projet. L'article présenté décrit la problématique, la méthode, les résultats ainsi que les conclusions tirées durant la réalisation de cette étude. Finalement, les chapitres 4 et 5 exposent respectivement les principaux apprentissages ainsi que les conclusions faites au cours ce projet de recherche.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

La résolution de problème découlant du secteur de la santé à l'aide de modèles mathématiques est une pratique répandue. Le domaine de la chimiothérapie ne fait pas exception. Étant donné que l'objectif de ce projet vise à développer un modèle mathématique capable de résoudre le problème de planification des rendez-vous ainsi que le problème d'affectation quotidien patients-infirmier dans un centre de chimiothérapie, le présent chapitre met l'accent sur les algorithmes d'optimisation exacts. En premier lieu, nous résumons à la section 2.1 les aspects liés aux flux de patients dans les centres de chimiothérapie. La section 2.2 récapitule l'ensemble des études qui portent sur la planification des rendez-vous. Finalement, la section 2.3 résume les méthodes utilisées afin de résoudre le problème d'affectation quotidien.

2.1 Vue d'ensemble

2.1.1 Flux de patients dans les centres de chimiothérapie

Un centre de cancérologie offre généralement plusieurs services : (1) prévention, dépistage et détection (2) chimiothérapie (3) radiothérapie (4) infusion sanguine (5) éducation des patients et de la famille (6) décharge, planification de la recommandation (7) soutien nutritionnel (8) conseil collectif / individuel (9) thérapie physique / rééducation et (10) la chirurgie ambulatoire [7]. Le travail effectué dans le cadre de ce projet se concentre uniquement sur la planification des services de chimiothérapie, car en réalité la gestion des différents services se fait en silo. De plus, la modélisation d'un seul service est en soi une tâche complexe. La figure 2.1 illustre le parcours typique d'un patient le jour du rendez-vous. Ce dernier se compose de quatre blocs : (1) laboratoire (2) consultation médicale (3) pharmacie (4) zone d'infusion ou de traitement. Toutefois, la figure représente également le bloc de réception, étant donné que [8, 9] démontrent la relation entre la capacité des agents administratifs à accueillir les patients et les retards engendrés durant la journée.

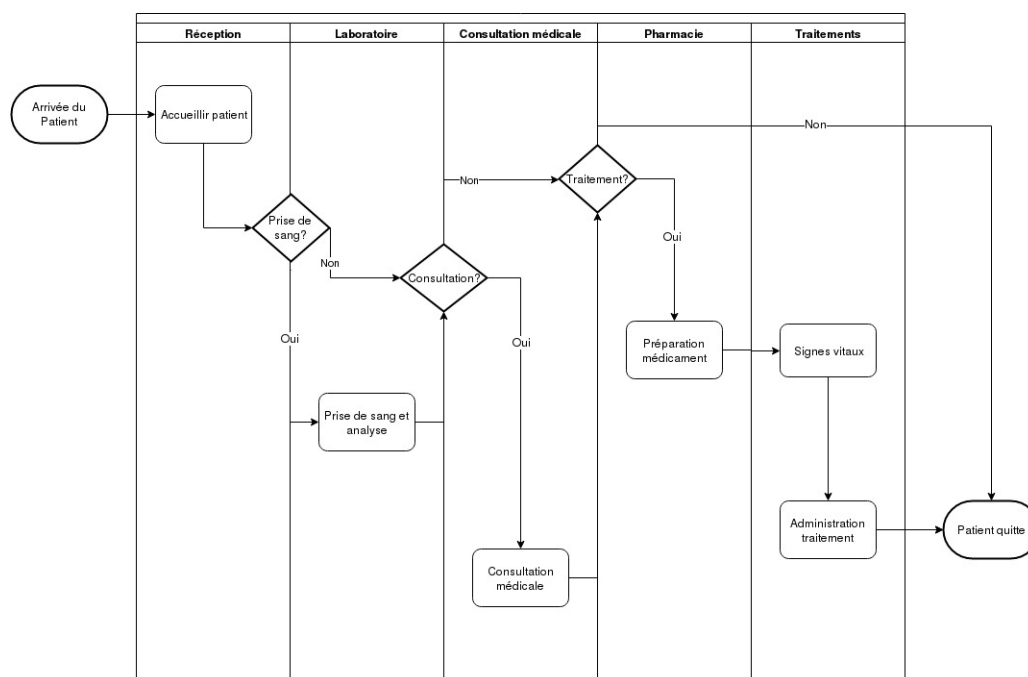


Figure 2.1 Parcours typiques d'une clinique de chimiothérapie

Selon les raisons de la visite d'un patient, ce dernier peut traverser une ou toutes les étapes du processus, Liang et al. [10] distingue trois types de patients O- consultation médicale seulement, C- administration de traitement seulement, OC- consultation médicale et administration de traitement. À cette catégorisation, [2] ajoute l'étape de prise de sang qui se produit généralement avant chaque administration de traitement. Il en résulte donc six types de patients O- consultation médicale seulement, BO- prise de sang et consultation médicale, C- administration de traitement seulement, BC- prise de sang et administration de traitement, OC- consultation médicale et administration de traitement et finalement BOC- prise de sang, consultation médicale et administration de traitement.

Ci-dessous, nous décrivons les fonctions réalisées à chaque étape du processus :

- **Réception** : Ce bloc du processus s'occupe d'accueillir les patients et à les diriger vers leur infirmier. Le personnel administratif coordonne la communication entre les différents blocs du processus ainsi que la communication avec le patient par rapport aux changements à l'horaire.
- **Laboratoire** : Les patients effectuent une prise de sang entre deux rendez-vous. Les techniciens de laboratoire sont responsables de la prise de sang ainsi que de la communication des résultats avec le CTC. La prise de sang peut se faire en laboratoire à l'hôpital, à domicile ou dans un laboratoire externe. L'infirmière en charge est responsable de vérifier les résultats communiqués afin de confirmer le rendez-vous, le reporter

ou l'annuler complètement.

- **Consultation médicale** : Le médecin a deux rôles dans le processus : (1) prescrire le protocole initial (2) analyser l'état du patient entre deux cycles. Le protocole prescrit constitue en un ensemble de traitements, cycle qui s'étale sur une certaine période de temps, le tableau B.1 illustre des exemples de protocole. La consultation entre deux cycles vise à évaluer l'effet des traitements sur l'état de santé du patient. Suite à la visite, le patient peut se voir attribuer trois diagnostics : (1) le traitement continue tel que convenu (2) la prescription change (3) les traitements sont complètement annulés.
- **Pharmacie** : Ce bloc du processus est en charge de la préparation des médicaments, de les acheminer vers la station d'infusion le jour du rendez-vous et de rencontrer les patients afin d'expliquer les effets secondaires. La préparation des médicaments se fait généralement le jour du traitement, lorsque le rendez-vous du patient est confirmé. Certains CTCs préparent les médicaments à l'avance afin de diminuer le temps d'attente en clinique le jour même. Cependant, ceci nécessite un espace de stockage.
- **Traitements** : Cette étape constitue le moment de l'administration du mélange de médicaments. Lorsque le patient est reçu par son infirmier, ce dernier fait premièrement, une dernière vérification de l'état du patient. Il existe un risque minime d'annulation suite à cette vérification. Dans un second temps, le patient est installé. Durant cette étape, l'infirmier doit consacrer toute son attention, ainsi il ne peut mettre en place plus d'un patient à la fois. Finalement, la dernière tâche constitue à superviser l'administration du traitement. Encore une fois, l'infirmier doit effectuer un ensemble de tâches. Toutefois, le nombre de patients supervisés peut être supérieur à un lors de cette étape. Ce nombre varie selon l'ensemble attribué à l'infirmier. L'affectation est effectuée en fonction de la complexité des cas. L'échelle de complexité n'est pas uniforme à travers les CTCs, un exemple d'échelle est présenté au tableau C.1.

La réalisation de chacune des étapes présentées nécessite une combinaison différente de ressources humaines et matérielles. Le tableau 2.1 résume les besoins en ressources de chaque bloc du processus [2].

Tableau 2.1 Ressources nécessaires selon la section du processus [2]

Ressource	Réception (R)	Laboratoire (L)	Consultation médicale (C)	Pharmacie (P)	Traitements (T)
Chaises/lits					✓
Salle de consultation		✓	✓		
Hottes				✓	
Aire d'attente	✓				
Personnel administratif	✓				
Personnel infirmier					✓
Médecins			✓		
Parmaciens				✓	✓ (nouveau patient)
Techniciens				✓	
Phlébotomiste		✓			

En fonction de la stratégie employée par le centre, les patients traversent les étapes constituant leur parcours le jour même ou en plusieurs jours. Le CHUM a choisi de diviser le parcours des patients en plusieurs jours afin d'atténuer les retards dus au séquençage [3]. Cette stratégie permet également de planifier la préparation de médicaments basée sur les résultats des tests sanguins. Cette décision a certes des avantages, elle comprend par contre également quelques désavantages. Le tableau 2.2 regroupe les avantages et inconvénients des variantes organisationnelles [2].

Tableau 2.2 Avantages et inconvénients des stratégies : (1) Chimiothérapie, même jour (2) Chimiothérapie, jour suivant

Stratégie	Avantages	Inconvénients
Chimiothérapie, même jour	<ul style="list-style-type: none"> — Patients se déplacent une fois. — Médicament préparé uniquement si patient est vu, moins de perte en médicament 	<ul style="list-style-type: none"> — Mauvaise coordination engendre de la perte de temps. — Les patients attendent la préparation des médicaments.
Chimiothérapie, jour suivant	<ul style="list-style-type: none"> — Prise de sang à domicile, patient se déplace que pour le traitement et le rendez-vous avec l'oncologue — Condition médicale du patient et capacité à recevoir le traitement sont connues. — Médicament prêt à l'arrivée du patient. — Permet d'économiser de la capacité au laboratoire de l'hôpital pour les patients hospitalisés et cas urgents. — Réduit le temps d'attente le jour de chimiothérapie. 	<ul style="list-style-type: none"> — Prise de sang en clinique, patient se déplace plusieurs fois — Aucun contrôle sur les laboratoires extérieurs, demande de la coordination afin que les résultats des tests sanguins soient transmis à temps.

Dans le domaine de la santé, les questions stratégiques sont traitées dans le cadre de recherches en santé publique [11]. Par exemple, au Québec, le MSSS recommande aux CTCs de respecter les délais suivants : (1) 90% des requêtes doivent être traitées dans les 10 jours (premier rendez-vous avec le médecin), (2) 90% des nouveaux patients doivent commencer leurs traitements dans les 28 jours suivant la visite médicale (3) le continuum de (1) et (2) ne doit pas dépasser 38 jours dans 90% des cas et (4) 100% des cas doivent être vu dans les 56

jours. Cette nouvelle politique affecte directement les opérations et par conséquent les indicateurs de performance de la clinique. Le tableau 2.3 regroupe les différents types d'indicateurs que les centres de chimiothérapie doivent surveiller. De manière globale, les politiques sont considérées telles des contraintes dures. Ainsi les décisions au niveau tactique et opérationnel visent généralement à trouver des solutions qui respectent ces contraintes.

Tableau 2.3 Principaux indicateurs de performance [3]

	Indicateurs de performance
Centrés sur les coûts et les ressources	<ol style="list-style-type: none"> 1. Utilisation des ressources (surutilisation des ressources humaines/ matérielles, sous-utilisation des ressources humaines/ matérielles, temps supplémentaire, heure de fermeture) 2. Distribution de la charge de travail
Centrés sur le patient	<ol style="list-style-type: none"> 3. Temps d'attente en clinique 4. Délai avant le premier rendez-vous 5. Continuité des soins

Le processus d'un CTC est une mine pour la recherche opérationnelle, les opportunités d'optimisation sont multiples. Dans la littérature en retrouve généralement deux types de problèmes : (1) le problème de confection des horaires des patients et (2) le problème d'ordonnancement quotidien. Les sections ci-dessous résument l'ensemble des études publiées sur le sujet.

2.2 La confection des calendriers des horaires des patients en chimiothérapie

L'ensemble des publications qui étudient le problème de confection des calendriers des horaires est mince. Le problème consiste à assigner les patients aux jours de rendez-vous en fonction du protocole médicale prescrit, i.e. en respectant le nombre de jours de repos entre les traitements. Le pionnier est Turkcan et al. [1], ces derniers ont formulé le modèle en nombre entier pour un horizon roulant. Le modèle assigne une date de rendez-vous à tous les traitements des patients sans perturber les décisions prises dans le passé. Le modèle en ligne proposé a pour objectif de minimiser le temps supplémentaire, le temps d'attente et le délai avant un premier rendez-vous. L'équipe de Condotta [12] résout le problème en ligne. Toutefois, ils utilisent une méthodologie en deux étapes qui consiste à générer des modèles

de calendrier pour un ensemble de patients virtuels, ils se servent de ces calendriers afin d'assigner des rendez-vous aux patients au fur et à mesure qu'ils arrivent. Sadki et al. [13] proposent afin de diminuer la taille du problème une stratégie d'affectation hebdomadaire. Ils modélisent le problème de manière à affecter les patients à leurs semaines de traitements dans une première phase. Dans un deuxième temps, ils attribuent une période de rendez-vous (en avant-midi ou en après-midi) de consultation médicale et/ou de traitement en fonction de la disponibilité du médecin primaire. Sadki et al. [13] visent l'équilibre de la distribution du travail entre les lits en utilisant un modèle en nombre entier.

Afin de pousser le travail effectué par [1, 13], Liang [14] propose un modèle qui planifie les horaires de traitements et de consultations médicales. Le but est de minimiser le temps d'attente en clinique. Cette modélisation se fait par l'ajout d'une contrainte de précédence entre le rendez-vous pour le traitement et la consultation médicale. Santibanez et al. [15] proposent également un modèle en nombres entiers qui assigne les patients en fonction du rendez-vous avec l'oncologue, de leurs préférences, tout en balançant la charge entre les infirmiers. Plus récemment, Wong [8] a formulé un modèle qui attribue les patients en fonction de la disponibilité de leur soignant primaire.

2.3 Résolution du problème d'affectation quotidien patient-infirmier

Le problème d'affectation patient-infirmier est plus largement couvert dans la littérature que le problème décrit à la section précédente. Nous divisons la section suivante en fonction des objectifs des études publiées sur le sujet.

2.3.1 Utilisation des ressources

Plusieurs études utilisent les outils d'optimisation exacts afin de minimiser l'heure de fermeture et le temps supplémentaire [1, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24]. Sadki et al. [17] compare une heuristique de recherche locale à un modèle de relaxation lagrangienne. Ils assignent aux patients le rendez-vous de consultation et d'administration avec l'objectif de minimiser le temps d'attente des patients et l'heure de fermeture. Turckan et al. [1] propose un modèle où ils attribuent le patient à un membre du personnel infirmier en considérant la complexité et les besoins en ressources, il résout le problème d'ordonnancement quotidien avec comme objectif de minimiser l'heure de fermeture de la clinique. Castaing et al. [25] se sert d'une méthode stochastique afin d'intégrer la variabilité de la durée, de la complexité des traitements et la probabilité d'absence. Cependant, ils résolvent le problème pour des instances de 12 patients, ce qui est très petit, car la majorité des cliniques accueillent entre 30 et 100 patients par jours.

2.3.2 Temps d'attente en clinique

Le temps d'attente est également largement étudié en littérature. Shashaani [16] propose un modèle qui complète le modèle d'ordonnancement quotidien Turkcan et al. [1]. Elle incorpore les préférences du patient, les horaires des infirmières ainsi que l'heure de fin du rendez-vous avec l'oncologue. De plus, elle considère les annulations et les ajouts de dernière minute dans son modèle. Sevinc et al. [20] a développé un modèle de sacs-à-dos multiple pour le problème hors-ligne, ils proposent ensuite deux heuristiques de capacité maximale et minimale pour résoudre le problème en ligne. Récemment, les modèles prennent en considération la variabilité de la durée des rendez-vous [14, 22, 25]. Ces modèles stochastiques sont prometteurs, toutefois, la taille des instances utilisées est petite pour répondre aux besoins des cliniques réelles.

2.3.3 Continuité des soins

Deux projets de recherche incorporent le principe de soignant primaire. [8, 21] assignent tous deux un calendrier de traitements en fonction de la disponibilité du soignant primaire du patient, l'objectif est de maximiser la continuité des soins. Liang et al. [21] propose une formule pour calculer l'utilisation réelle des membres du personnel infirmier qui permet de considérer le niveau de compétence et le niveau de complexité pris en charge par ces derniers. Enfin de cette revue, nous pouvons conclure que le problème de planification des rendez-vous et des ressources en chimiothérapie est un sujet en essor. Dû à l'augmentation des coûts, plusieurs cliniques cherchent à optimiser leurs opérations. Dans le cadre de cette revue, nous avons résumé les travaux qui portent sur la planification et qui ainsi répondent aux questions opérationnelles du problème (générer des calendriers de rendez-vous, attribution des patients aux membres du personnel infirmier, etc). Nous observons également dans cette revue, l'essor des modèles stochastiques qui tentent de modéliser les durées variables des traitements, la variabilité dans la complexité ainsi que la variabilité dans la disponibilité des ressources.

En conclusion, nous notons que peu d'études tentent de résoudre le problème de confection des horaires et d'affectation quotidiens. En effet, à l'exception de [1, 12, 22], pourtant ces derniers ont démontré que la confection des calendriers des horaires a un impact direct sur le temps supplémentaire ainsi que le temps d'attente. En effet, si le nombre de patients assignés à une journée est trop important la surutilisation des ressources est inévitable, de manière opposée si ce nombre est petit, le CTC sous-utilise les ressources. Nous observons également l'importance de la modélisation de la ressource infirmière, car elle représente le goulot d'étranglement dans les opérations [26]. Nous notons que peu d'étude considère les changements de dernières minutes (annulations, absences, ajouts) ainsi que le niveau de priorité des demandes. Lors de ce projet, nous tentons donc d'intégrer ces derniers. Tous comme [1], nous résolvons le problème à l'aide d'un modèle en deux phases. Dans un premier

temps, nous résolvons le problème en ligne de confection des calendriers des rendez-vous des patients et nous planifions le besoin en ressource, dans un deuxième temps, nous résolvons le problème d'affectation patient-infirmier.

CHAPITRE 3 ARTICLE 1: CHEMOTHERAPY APPOINTMENT SCHEDULING AND DAILY OUTPATIENT–NURSE ASSIGNMENT

Authors: Menel Benzaid, Nadia Lahrichi, Louis-Martin Rousseau

Journal: Health Care Management Science

3.1 Abstract

Chemotherapy planning and patient–nurse assignment problems are complex multiobjective decision problems. Schedulers must make upstream decisions that affect daily operations. To improve productivity, we propose a two-stage procedure to schedule treatments for new patients, to plan nurse requirements, and to assign the daily patient mix to available nurses. We develop mathematical formulations, and the model uses a waiting list to take advantage of last-minute cancellations. We test the procedure on realistically sized problems to demonstrate the impact on the nurses’ productivity ratio. The first stage schedules appointments for new patients, estimates the daily requirement for nurses, and generates the waiting list for the patients. The second stage assigns patients to nurses while minimizing the number of nurses required.

Keywords: Chemotherapy, Outpatients, Nurses, Appointments, Scheduling, Daily Assignment

3.2 Introduction

Assigning appointments to chemotherapy patients is a challenging task: a collection of objective functions must be simultaneously optimized. The goals may include minimizing the number of days between the first appointment and the starting date, reducing the in-clinic waiting time, balancing workloads among nurses, and minimizing overtime. In more general terms, the decision makers try to balance care, health, and cost objectives [27]. We develop a method to balance cost and health objectives. Inefficiencies inevitably arise because of last-minute changes: cancellations lead to an underutilization of resources, whereas adds-on and nurse absences lead to overtime. It is necessary to consider these aspects when assigning appointments to patients. We were introduced to the problem by the oncology clinic of the Centre Hospitalier de l’Université de Montréal in Canada. However, our formulation is common to many cancer treatment centres (CTCs).

Chemotherapy treatments are administered according to a regimen that maximizes the effect

of the drugs on the cancer cells and minimizes the impact on healthy tissue. The limited resources (chairs, lab technicians, pharmacists, oncologists, nurses) directly impact the delay between a patient's arrival in the system and the date of his/her first chemotherapy appointment. Woodall et al. [26] developed a simulation model to show that nurse unavailability leads to inefficient patient flow; they demonstrated that only the limiting resources must be considered.

All the appointments after the first depend on the chemo-therapy regimen and resource availability. A regimen consists of a set of cycles that define chemotherapy appointments [28]. Usually rest days between appointments are fixed. Depending on the medication and the condition of the patient, appointments may be scheduled one or two days earlier or later than the recommended day; see, e.g., [15]. Only physicians can authorize such deviations [6]. They are discouraged since they lead to patient dissatisfaction and may affect health outcomes.

The length of each treatment, the acuity level, and the resources needed differ for each appointment. The duration is often based on the average of historical data for patients under the same regimen [6, 1]. Most CTCs use acuity levels to quantify case workloads. The acuity level defines the number of operations a nurse performs and the risk of complications [29]. Each patient requires at least one chair or bed, and the level of nursing depends on the regimen. Nurses can monitor multiple patients when supervising chemotherapy appointments; the number depends on the medical condition of the group of patients.

Chemotherapy appointment scheduling problems are thus complex multiobjective problems with conflicting criteria. Turkcan et al. [1] were the first to propose a mathematical formulation that uses the solution to the planning problem (which assigns dates for the treatments for new patients without changing past decisions) as an input to the daily scheduling problem (which assigns a starting time, a chair, and a nurse). Furthermore, they introduced the concept of acuity level, limiting the total daily level based on the expected number of nurses and adding a constraint in the scheduling problem to limit the hourly workload for each nurse. They demonstrated that solving the problem at a tactical and operational level smooths the distribution of the daily workload; it decreases in-clinic waiting time, overtime, and treatment delays.

The contribution of this paper is to incorporate the inherent uncertainty due to last-minute cancellations. As in [1], our first stage assigns a date and time to treatments for new patients while minimizing the number of nurses. We also introduce a waiting list for patients that might be scheduled due to last minutes cancellations. These patients are assigned to a "virtual" nurse. Our second stage solves the daily assignment problem for the final list of patients, again by minimizing the number of nurses. Moreover, we set a starting date and a

recurring appointment time for all the appointments during the first stage; this is comforting for the patients.

The paper is organized as follows. Section 3.3 presents a review of related studies, Section 3.4 gives the mathematical models for the planning and assignment problems, while Section 3.5 provides the different patient booking practice. Section 3.6 presents the evaluation of our models and algorithms, Section 3.7 discusses managerial insights, and Section 3.8 provides concluding remarks.

3.3 Related Work on Chemotherapy Appointment Scheduling

CTCs usually include several units: (1) Reception, (2) Vitals, (3) Laboratory, (4) Medical Consultation, (5) Pharmacy, and (6) Treatment Administration. Each unit requires a different combination of resources, and patients are processed by one or more units. Liang et al. [10] distinguish three patient types: medical consultation only, treatment administration only, and medical consultation with treatment administration. Lamé et al. [2] add the blood-testing step that typically occurs before each appointment, resulting in six patient types. All chemotherapy patients require a series of appointments characterized by precedence constraints and rest periods between treatments. There has been little research on the scheduling of multiple appointments over a large horizon; the focus has been on daily scheduling problems, which are reviewed in [2]. For larger horizons, there are two types of studies:

- **Next-Day Chemotherapy:** Blood tests and medical consultations are scheduled at least one day prior to the chemotherapy appointment. This helps to decrease the in-clinic waiting time and to improve the efficiency of pharmacists and nurses [3].
- **Same-day Chemotherapy:** Patients undergo all the procedures on the same day. This allows for an integrated process and reduces drug waste [30].

3.3.1 Next-Day Chemotherapy

Multi-stage methods are typically used to solve next-day chemotherapy problems. The first stage sets the date and/or time of the first appointment; the second stage solves the patient–resource assignment problem. Turckan et al. [1] were the first to formulate a two-stage model; they assign patients to a day by considering the medical protocol, acuity level, and resource requirements. They demonstrate that only limiting resources must be considered. Alvarado et al. [22] use a two-stage mean-risk stochastic programming model to set the date and time while considering the material capacity and the uncertainty related to acuity level, appointment duration, and availability of nurses. The first objective minimizes deviations from the recommended starting date, and the second minimizes scheduling conflicts. Condotta and

Shakhlevich [12] develop a multi-stage method. The first stage assigns starting dates using multiday templates; the second stage assigns patients to nurses using intraday templates; and the third stage reassigns patients to reduce schedule conflicts. The templates are generated by solving an integer programming model for a set of artificial patients.

Only two studies solve the problem in a single stage. Gocgun and Puterman [31] use a Markov decision process, minimizing the cost of deviating from the specified date. They propose an approximate dynamic programming approach and a heuristic to test different scheduling policies such as allocating patients to the earliest date. Finally, Wong [8] allows deviation from the medical protocol but tries to maximize adherence to it by minimizing the completion date of all the appointments and by minimizing the number of times a patient is not assigned to his/her primary nurse.

3.3.2 Same-Day Chemotherapy

CTCs offer more than one service (medical consultation, blood testing, etc.), but mathematical formulations that take into account multiple CTC services are uncommon. Sadki et al. published two papers that consider joint medical and chemotherapy appointments: [13] sets the appointment period and the doctor’s schedule with the goal of balancing the workload among beds, and [17] allocates medical and chemotherapy appointments with the aim of controlling the workload over the planning horizon. Finally, Liang et al. [10] solve a similar problem and generates templates for doctor and chemotherapy appointments that can be used to allocate appointments to incoming patients.

3.4 Methodology and Mathematical Formulation

We solve the planning and daily patient–nurse assignment problems. We first consider tactical and preliminary operational questions (see Figure 3.1: Tactical Level). The model sets a date and time for treatments for new patients without changing past decisions (B_i^s ; S_i^s). It maximizes the number of patients starting their treatments in the planning horizon. The solution is used as input to the planning problem, which assigns patients to a temporary nurse or to the waiting list. The goal is to predict the staffing level required, allowing the administrative staff to prepare the weekly schedule.

In the second stage, we solve the daily patient–nurse assignment problem. Between two treatments, patients complete a blood test to determine if the next appointment can go ahead. After each cycle, patients typically consult with an oncologist to follow the progress of the treatment. Four outcomes are possible: treatment continues as arranged; the next appointment is canceled and reported; a new prescription is prepared; or treatment is ceased. Last-minute changes are a result of this distinctive characteristic of chemotherapy. The

second stage assigns the final list of patients to the nurses while minimizing the number required (see Figure 3.1: Operational Level).

The planning horizon is $|J|$ days, and each day is divided into $|H|$ time slots. In the first stage, for each new request $r \in R$, we define the set of treatments ($i \in I^r$), the length (D_i^r), the acuity level (C_i^r), the hourly workload (G_i^r), the daily workload (W_i^r), the list of characteristics (P_{ai}^r), the starting interval $[a^r; b^r]$, and the priority level (e^r). The CTC has limited resources. The bottleneck is the number of nurses (T_j), which varies during the day (Q_{jh}) because of break periods. The number of chairs/beds is also limited, and pharmacists are required to meet with all new patients to go over their medications. Therefore, the clinic can book a maximum of M_{new} , $new \subset A$, patients per day. Figure 3.1 provides an overview of the two-stage procedure.

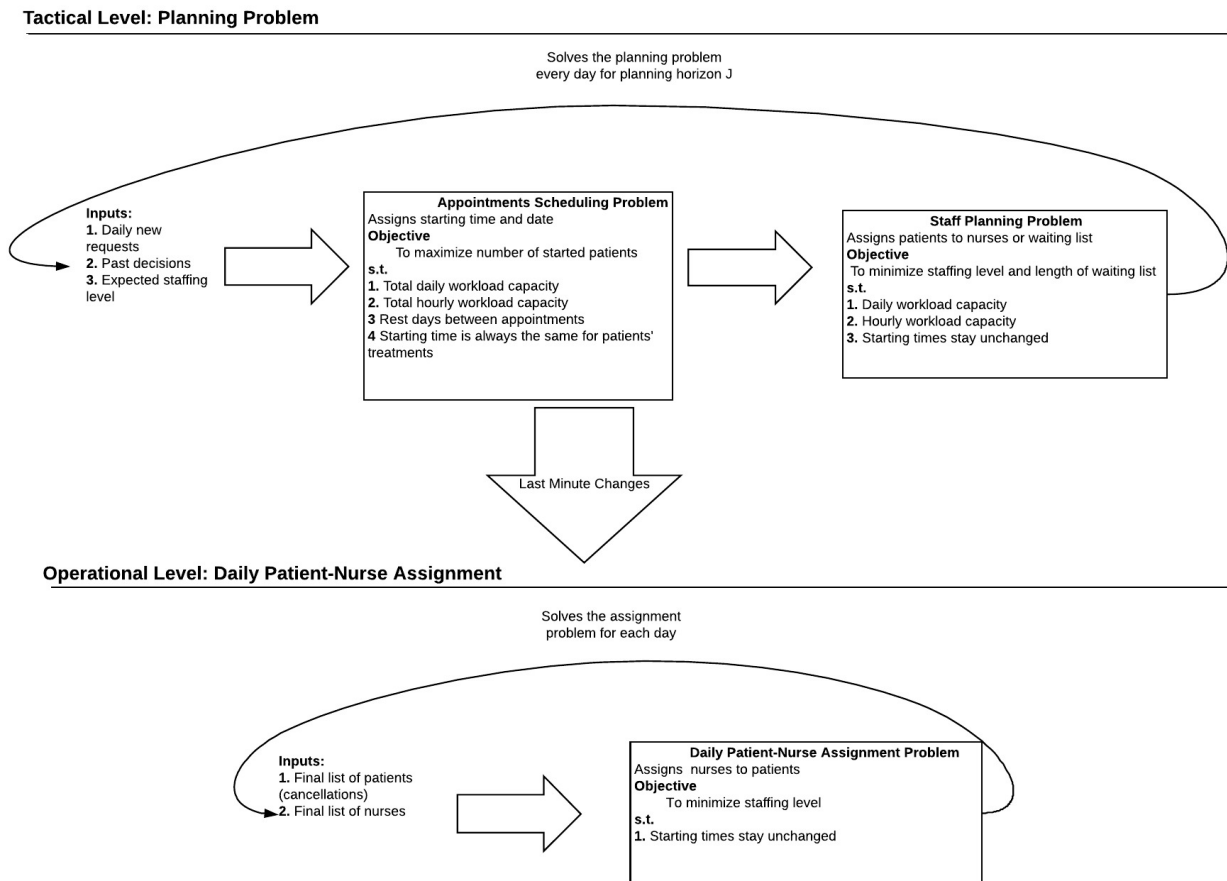


Figure 3.1 Outline of two-stage procedure.

3.4.1 Appointment Scheduling Problem

The following is our formulation of the treatment scheduling problem. There are two types of appointments: S is the set of already-scheduled requests, and R is the set of new requests. The duration, acuity level, and resources needed are assumed to be known.

Parameters

J : Planning horizon (days)

H : Number of time slots per day

L : Set of material resources (chairs and beds)

S : Set of already-scheduled requests

R : Set of new requests

P : Set of all patients, $\{S \cup R\}$

A : List of patient characteristics

V_l : Number of available chairs and beds per day

I^p : Set of tasks for patient $p \in P$

$a_{(i+1),i}^p$: Rest days between two consecutive appointments $i \in I^p$

D_i^p : Duration of appointment $i \in I^p$

C_i^p : Acuity level of appointment $i \in I^p$

L_{li}^p : Number of chairs/beds needed for appointment $i \in I^p$

G_i^p : Hourly workload of appointment $i \in I^p$

W_i^p : Daily workload of appointment $i \in I^p$

S_i^s : Starting time of appointment $i \in I^s$

B_i^s : Scheduled date of appointment $i \in I^s$

e^r : Priority level of patient $r \in R$

$[a^r; b^r]$: Prescribed starting interval (days) for patient $r \in R$

P_{ai}^p : 1 if task $i \in I^p$ has characteristic a ; 0 otherwise

M_a : Daily upper bound on the number of treatments with characteristic $a \in A$

T_j : Expected number of nurses per day

Q_{jh} : Expected number of nurses per day and time slot

N : Maximum hourly workload per nurse per time slot

W : Maximum daily workload per nurse per day

Variables

x_{ij}^p : 1 if appointment $i \in I^p$ is scheduled on day j ; 0 otherwise

y_i^p : 1 if appointment $i \in I^p$ is accomplished during planning horizon; 0 otherwise

u_{ijh}^p : 1 if appointment $i \in I^p$ is scheduled to start in time slot h on day j ; 0 otherwise

Objective Function

$$\max \sum_{r \in R} \sum_{i \in I^r} \left(e^r y_1^r + \sum_{j \in J} \frac{1}{j} x_{ij}^r \right) \quad (3.1)$$

s.t.

$$x_{ij}^s = 1 \quad \forall i \in I^s, \forall s \in S, j = B_i^s \quad (3.2)$$

$$u_{ijh}^s = 1 \quad \forall i \in I^s, \forall s \in S, j = B_i^s, h = S_i^s \quad (3.3)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{h' = \max(1, h+1-D_i^p)}^{\min(h, H+1-D_i^p)} L_{il}^p u_{ijh'}^p \leq V_l \quad \forall l \in L, \forall j \in J, \forall h \in H \quad (3.4)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{h' = \max(1, h+1-D_i^p)}^{\min(h, H+1-D_i^p)} G_i^p u_{ijh'}^p \leq N Q_{jh} \quad \forall j \in J, \forall h \in H \quad (3.5)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} u_{ijh}^p \leq Q_{jh} \quad \forall j \in J, \forall h \in H \quad (3.6)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} P_{ai}^p x_{ij}^p \leq M_a \quad \forall a \in A, \forall j \in J, \forall h \in H \quad (3.7)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} W_i^p x_{ij}^p \leq W T_j \quad \forall j \in J \quad (3.8)$$

$$\sum_{j \in J} \sum_{h \in H} h u_{ijh}^p + D_i \leq |H| \quad \forall i \in I^p, \forall p \in P \quad (3.9)$$

$$y_1^r a^r \leq \sum_j j x_{1j}^r \leq y_1^r b^r \quad \forall r \in R \quad (3.10)$$

$$y_i^p \leq y_{(i-1)}^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.11)$$

$$y_i^p \left(\sum_{j \in J} j x_{ij}^p - \sum_{j \in J} j x_{(i-1)j}^p \right) = y_i^p a_{(i-1)i}^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.12)$$

$$y_i^p \left(\sum_{h \in H} h \sum_{j \in J} u_{ijh}^p - \sum_{h \in H} h \sum_{j \in J} u_{(i-1)jh}^p \right) = 0 \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.13)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij}^p = y_i^p \quad \forall i \in I^p, \forall p \in P \quad (3.14)$$

$$\sum_{j \in J} \sum_{h \in H} j u_{ijh}^p = \sum_{j \in J} j x_{ij}^p \quad \forall i \in I^p, \forall p \in P \quad (3.15)$$

$$x_{ij}^p, y_i^p, u_{ijh}^p \in \{0, 1\} \quad (3.16)$$

The objective maximizes the total number of scheduled appointments. The first term e^r is the

priority level of new requests. The second term sums the number of scheduled appointments for each patient $r \in R$. The term $\frac{1}{j}$ discriminates between requests with the same importance, and the same number of treatments. It also ensures that appointments are assigned as soon as possible. The model allocates appointments to new patients without changing past decisions (3.2), (3.3). Constraint (3.4) limits the maximum number of chairs and beds occupied in each time slot. Constraint (3.5) limits the appointments per time slot by summing over the nursing care (G_i^P) required. Nurses are permitted to set up one patient per time slot (3.6), so the number of appointments started in a time slot is bounded by the expected number of nurses Q_{jh} . Appointments must be finished before closing time (3.9). We limit the number of treatments depending on their characteristics (3.7). Finally, Constraint (3.8) limits the daily workload. The acuity level is a good representation of the workload, but it does not consider the type of treatment or the fact that two regimens can have the same acuity level but different daily workloads. We developed a weight table based on the CTC scheduling rules to better estimate the workload (see Appendix 3.9.3). The requirements of the prescribed regimen are guaranteed by Constraints (3.10) to (3.13). Constraint (3.10) ensures that the first appointment for all new requests $r \in R$ starts in the recommended interval $[a^r; b^r]$. Constraint (3.12) ensures that precedence rules and rest days between consecutive tasks are satisfied, and Constraint (3.13) ensures that a patient's appointments occur at the same time. The linearization of (3.12) and (3.13) is presented in Appendix 3.9.1. Finally, the links between x_{ij}^p and y_i^p and between x_{ij}^p and u_{ijh}^p are imposed by constraints (3.14) and (3.15).

3.4.2 Nurse Planning Problem

The following formulation assigns appointments to nurses, minimizing the number of nurses without exceeding the nurse capacities. The excess workload is assigned to the virtual nurse ,waiting list. The variable $z_{fh}^k \in \{0, 1\}$ determines whether or not appointment k is started by nurse f in time slot h . The set of appointments K to be assigned on day j and their times H^k are determined by the previous model.

Parameters H : Number of time slots

F : Set of available nurses on day j , $f = \{1 \dots virtual\}$

K : Set of appointments to be completed on day j

S^k : Starting time of appointment k

C^k : Acuity level of appointment k

D^k : Duration of appointment k

G^k : Hourly capacity needed to complete appointment k

W^k : Daily capacity needed to complete appointment k

N : Maximum level of workload per nurse per time slot

W: Maximum level of workload per nurse per day

P_a^k : 1 if appointment k has characteristic a ; 0 otherwise

M_{af} : Maximum number of appointments with characteristic a nurse $f \in F \setminus \{virtual\}$ can handle.

Variables z_{fh}^k : 1 if appointment k is assigned to nurse f at time h ; 0 otherwise

v_f : 1 if nurse f is assigned; 0 otherwise

w_{fh} 1 if nurse f is on break in time slot h ; 0 otherwise

τ_f : Integer variable: number of tasks handled, $\{0 \dots E\}$

σ_f : Integer variable: first overflow level, $\{0 \dots B\}$

ι_f : Integer variable: second overflow level, $\{0 \dots C\}$

The objective function minimizes the number of nurses, the number of extra patients assigned to each nurse which correspond to the different level of overflow (E,B,C), and the number of patients assigned to the virtual nurse ($\alpha < \beta < \gamma < \eta < \epsilon$).

Constraints (3.18) and (3.19) ensure that decisions made by the scheduling problem are unchanged, that each task is assigned, and that nurses set up at most one patient per time slot. Constraints (3.21), and (3.22) ensure that the patient mix is satisfied. Constraints (3.23) and (3.24) control the maximum hourly workload and the daily workload.

A nurse is entitled to a one-hour lunch break starting at 11 a.m., 12 p.m., or 1 p.m. The working hours are divided into 30-minute time slots, so 11 a.m. corresponds to the seventh period, 12 p.m. to the eighth, and so on. The number of nurses on break at the same time is one third of the total number of nurses present. When nurses are on break, their patients are attended to by other medical staff. Constraints (3.28) to (3.33) ensure that these restrictions are satisfied. Moreover, a nurse on break is unable to set up a patient (Constraint (3.34)). Finally, to break the symmetry of the model due to the equivalence between nurses, we add Constraint (3.25).

Objective Function

$$\min \sum_{f \in F \setminus \{virtual\}} \eta v_f + \alpha \tau_f + \beta \sigma_f + \gamma \iota_f + \epsilon \sum_{k \in K} \sum_{h \in H} z_{(virtual)h}^k \quad (3.17)$$

s.t.

$$\sum_{f \in F} z_{fh}^k = 1 \quad \forall k \in K, h = H^k \quad (3.18)$$

$$\sum_{k \in K} z_{fh}^k \leq 1 \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall h \in H \quad (3.19)$$

$$\sum_{h \in H} z_{fh}^k \leq v_f \quad \forall k \in K, \forall f \in F \quad (3.20)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{h \in H} z_{fh}^k = \tau_f + \sigma_f + \iota_f \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\} \quad (3.21)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{h \in H} P_a^k z_{fh}^k \leq M_{af} \quad \forall a \in A, \forall f \in F \setminus \{virtual\} \quad (3.22)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{h' = \max(1, h+1-D^k)}^{\min(h, H+1-D^k)} G^k z_{fh'}^k \leq N \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall h \in h, \forall j \in J \quad (3.23)$$

$$\sum_k \sum_h W^k z_{fh}^k \leq W \quad \forall a \in A, \forall f \in F \setminus \{virtual\} \quad (3.24)$$

$$v_{f+1} \leq v_f \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\} \quad (3.25)$$

$$z_{fh}^k, v_f, w_{fh} \in \{0, 1\} \quad (3.26)$$

$$\tau_f, \sigma_f, \iota_f \in \mathbb{N} \quad (3.27)$$

Distribution of Lunch Breaks

$$w_{fh} + w_{f(h+2)} + w_{f(h+4)} = v_f \quad h = 7, \forall f \in F \setminus \{virtual\} \quad (3.28)$$

$$w_{fh} + w_{f(h+2)} + w_{f(h+4)} = v_f \quad h = 8, \forall f \in F \setminus \{virtual\} \quad (3.29)$$

$$\begin{aligned} & hw_{fh} + (h+2)w_{f(h+2)} + (h+4)w_{f(h+4)} \leq \\ & (h+1)w_{f(h+1)} + (h+3)w_{f(h+3)} + (h+5)w_{f(h+5)} \\ & h = 7, \forall f \in F \setminus \{virtual\} \end{aligned} \quad (3.30)$$

$$\begin{aligned} 0 \leq w_{f(h-1)} - w_{fh} + w_{f(h+1)} \leq 1 \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \quad h \in H \\ 0 \leq hw_{fh} + (h+1)w_{f(h+1)} \leq 1 \end{aligned} \quad (3.31)$$

$$\forall f \in F \setminus \{virtual\}, \quad h \in H \quad (3.32)$$

$$\sum_{f \in F} w_{fh} \leq \frac{1}{3} \sum_{f \in F \setminus \{virtual\}} v_f \quad \forall h = \{7, 9, 11\} \quad (3.33)$$

$$w_{fh} + z_{fh}^k \leq 1 \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\} \forall k \in K, \forall h = \{7, 8, 9, 10, 11, 12\} \quad (3.34)$$

3.4.3 Daily Patient–Nurse Assignment Problem

The model solves the daily–assignment problem for the final set of patients and nurses. It uses as input the solution given by the first phase as described in figure 3.1. The mathematical model is similar to the planning problem, but we modify the objective function (3.35) and the set of nurses. First, we delete the virtual nurse. Second, we use the value of v_f as an input to select the set of working nurses, F . Finally, we modify constraints (3.23) and (3.24). We increased the terms Ψ and χ iteratively until a feasible solution was found.

Objective Function

$$\min \sum_{f \in F} v_f \quad (3.35)$$

s.t.

$$\sum_{k \in K} \sum_{h' = \max(1, h+1-D^k)}^{\min(h, H+1-D^k)} G^k z_{fh'}^k \leq \Psi N \quad \forall f \in F, \forall h \in h, \forall j \in J \quad (3.36)$$

$$\sum_k \sum_h W_k z_{fh}^k \leq \chi W \quad \forall a \in A, \forall f \in F \quad (3.37)$$

$$z_{fh}^k, v_f, w_{fh} \in \{0, 1\} \quad (3.38)$$

$$\tau_f, \sigma_f, \iota_f \in \mathbb{N} \quad (3.39)$$

3.5 Algorithms

In this section we introduce an online booking algorithm that allows to schedule patients as they arrive at the CTC. We also introduce an offline algorithm that will allow us to evaluate the quality of our online booking strategy. We finally present a first-come-first-served (FCFS) algorithm inspired by the current practice.

3.5.1 Offline

The offline model is an assignment problem. The variable x_{ifjh}^p assigns each treatment ($i \in I^p$) of patient $p \in P$ to nurse $f \in F$, day $j \in PP$, and time $h \in H$. The set of patients (P) is known. The horizon is PP days, which corresponds to the simulation period. The model minimizes the number of nurses and the number of patients assigned to the virtual nurse (Constraint (3.44)). The constraints are as for the scheduling problem (3.4.1) and the planning problem (3.4.2); the formulation varies slightly. Constraints (3.45) and (3.46) ensure that the clinic’s capacity is not exceeded. Constraints (3.47) to (3.50) enforce the nurse capacities. Constraints (3.51), (3.51), and (3.52) enforce the requirements resulting from the type of regimen. Constraints (3.53) to (3.59) ensure that each nurse has a lunch break starting

at 11 a.m., 12 p.m., or 1 p.m. (See Appendix 3.9.2 for the complete formulation.) Algorithm 1 finds the optimal solution for the offline formulation.

Algorithm 1 : Offline Algorithm

```

1 P = Generate Patients mix
2 Solve offline problem (3.5.1)
3 Simulate cancellations and absences (3.9.4)
4 Classify appointment  $i \in I^p$  by date  $j \in PP$ 
5 for  $j \in PP$  do
6   | Solve The Daily patient–nurse assignment problem (3.4.3)
7 end for

```

3.5.2 First Come First Served

The FCFS algorithm is inspired by the current situation at the CTC, where schedulers assign appointments to patients as they arrive. The patient is assigned to the first available slot, and all his/her appointments are at the same time. To decide if a time slot is available, the schedulers consider the following:

1. **Chair/Bed Capacity:** the number of chairs and beds occupied in each time slot must not exceed the number available.
2. **Number of Patients:** this is limited by the average specified by the CTC.
3. **Pharmacist Capacity:** the number of new patients must not exceed the daily limit of the pharmacists.

At this stage, the schedulers do not consider the patient mix because of a lack of information. The exact number of nurses available is not yet known. Moreover, it is not efficient to assign patients to nurses without knowing the final mix (cancellations and absences). The schedulers assign the patients to nurses at least 24 hours before the appointment day. They make last-

minute adjustments in the morning in an attempt to minimize the number of nurses required.

Algorithm 2 : FCFS Algorithm

```

1 P = Generate Patients mix
2 Patients.list = Sort patients according to starting date  $a^p$ 
3 while Patients.list.empty() do
4   p = Patients.dequeue()
5   Assign the first date j and start time h for patient p such that:
      1. Chairs/Beds Capacity
      2. Number of Patients
      3. Pharmacist's Capacity
6 end while
7 Classify  $i \in I^p$  by date j
8 Simulate cancellations and absence (3.9.4)
9 for  $j \in PP$  do
10  K.list = Sort patients according to starting time h
11  while K.empty() do
12    k = K.list.dequeue()
13    Assign appointment k to nurse f such as:
        1. Number of patients per nurse is not exceeded
        2. Mix of patients is respected
14  end while
15 end for

```

3.5.3 Proposed Online Approach

We use the online algorithm to measure how our approach performs. We test two options:

1. **Flexible starting delay:** Given a fixed number of nurses and patients, we relax constraint (3.10) and allow patients to have their first appointment after the last day of the prescribed interval (b^r).
2. **Flexible number of nurses:** Given a fixed set of patients, we ensure that all patients have their first appointment within the prescribed interval $[a^r, b^r]$. If necessary, we increase the number of nurses (T_j) until a feasible solution is reached.

For each of these options, we consider the following:

1. **No Adjustment:** The appointment time is fixed by the scheduling problem (3.4.1) and remains the same for all subsequent appointments.

2. **Partial Adjustment:** The appointment time is fixed by the scheduling problem. We allow the model to change this time for up to 10 patients within a two-hour time window (Constraint (3.18) is relaxed for these patients) when we solve the planning problem (3.4.2).
3. **Complete Adjustment:** The appointment time is fixed by the planning problem; Constraint (3.18) is relaxed.

Algorithm 3 solves (3.4.1) followed by (3.4.2) and then simulates cancellations and absences. The final step reassigns patients using (3.4.3).

Algorithm 3 : Online Algorithm

```

1 P = Generate Patients mix
2 Classify patient according to earliest starting day  $a^r$ 
3 for  $j \in PP$  do
4   | Initialize  $J$ ,  $R$  = patients starting date  $a^r = j$ ,  $S$  = already scheduled patient
5   | solve the Appointments Scheduling Problem (3.4.3)
6 end for
7 Classify appointment  $i \in I^p$  by date  $j \in PP$ 
8 for  $j \in PP$  do
9   | Solve Nurses' Planning Problem (3.4.2)
10 end for
11 Simulate Cancellations and Abse (3.9.4)
12 Classify appointment  $i^p$  by date  $j \in PP$ 
13 for  $j \in PP$  do
14   | Solve the Daily patient–nurse assignment problem (3.4.3)
15 end for

```

3.6 Experimentation

Our goal is to gain insight into how to handle the inherent uncertainty resulting from last-minute cancellations. To achieve this, we compare our online algorithm to the offline algorithm and the FCFS.

We experiment with 10 instances inspired by a real clinic. An average of 15 new requests arrive per day. Patients arrive with a prescribed regimen and a starting interval. The four most common patterns are: (1) every 21 days (38%), (2) every 7 days (19%), (3) every 14 days (13%), and (4) every 28 days (6%). In total, there are 44 patterns. The treatments of each pattern are characterized by a duration and an acuity level, e.g., a 21-day pattern has 18 combinations of duration/acuity level: (1,1);(1,2);(2,1);(2,2);(3,1);(3,2);(3,3);...;(8,4). In

theory, patients are booked for their first appointment within 10 working days. Figure 3.2 illustrates the distribution of patients as a function of their starting intervals.

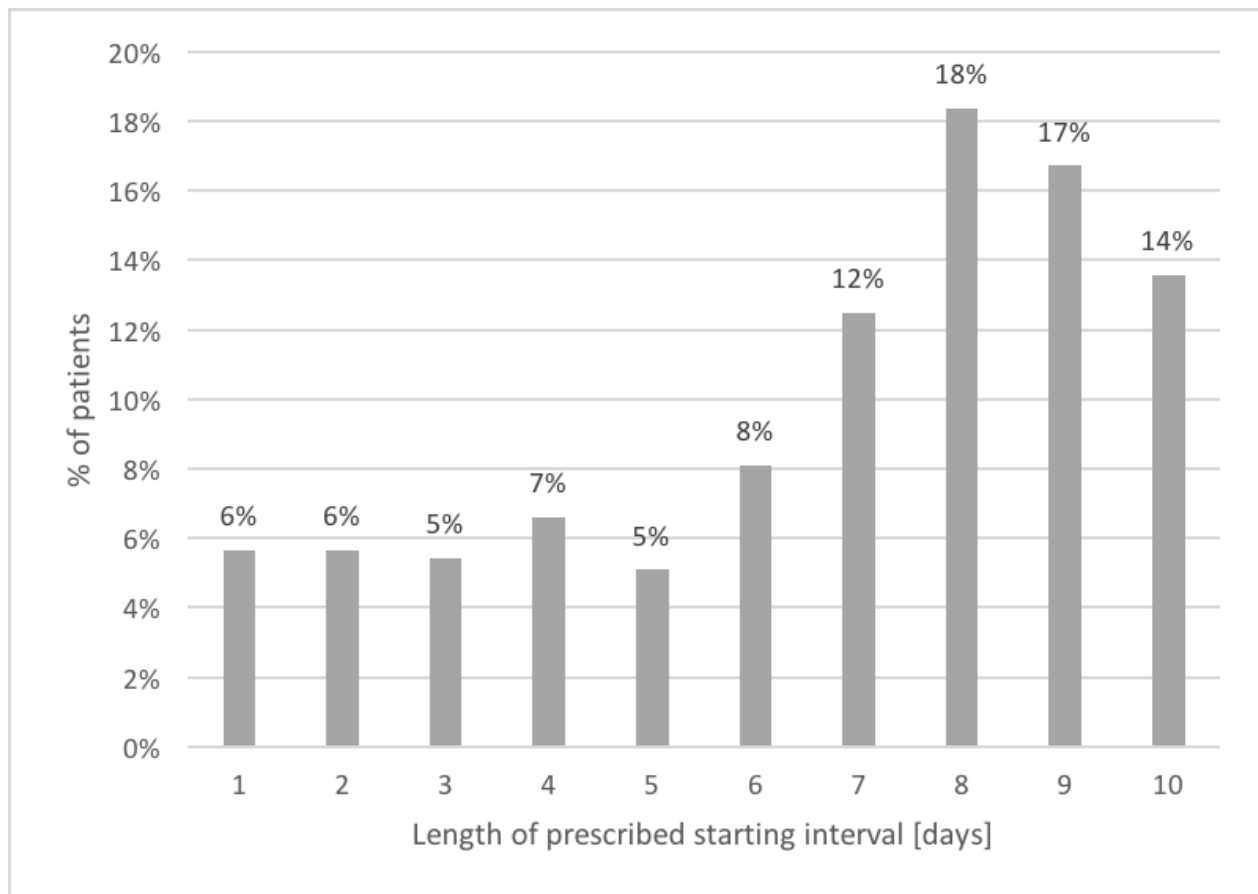


Figure 3.2 Distribution of prescribed starting intervals

Each algorithm runs for a planning period (PP) of 54 days, and the length of the rolling horizon $|J|$ was set to 10 working days to match the maximum delay. At the beginning of the booking process, the calendar is empty. We consider the first 23 days of the horizon as a warm-up period. The CTC is open Monday to Friday from 8 a.m. to 4 p.m. Each day has 16 time slots of 30 minutes. We compare the online, FCFS, and offline algorithms. The algorithms were developed in Julia/0.5.2. The callable libraries of Cplex 12.6.2 were used to solve the models (3.4.1), (3.4.2), and (3.4.3) and the model in Appendix 3.9.2. The simulation used Rockwell's Arena 15 simulation software. See Appendix 3.9.4 for more details on the simulation model.

3.6.1 Tradeoff between delay and number of nurses

We now discuss finding a compromise between the number of nurses and the number of patients starting their treatments late. Table 3.1 shows that if the patients must start within their prescribed intervals, the CTC needs to increase the number of nurses. The number of nurses required varies according to the patient mix of the tested instance which explains the variation. Algorithm Flexible starting delay, No Adjustment which represents the most flexible cases of the model proposed shows an improvement of 8% when compared to algorithm FCFS. The solution of algorithm the Flexible # nurses, No Adjustment which constraint the model to schedule the first appointment within the prescribed delay uses fewer nursing resources than algorithm FCFS. However, the solutions generated by the scenarios of algorithm the Flexible # nurses are further from the solutions of algorithm Offline by at least 8%. The solutions obtained by the algorithm Flexible starting delay in the other hand are very close to the optimal solution (2%). Moreover, Table 3.2 shows that the number of

Table 3.1 Impact of fixed starting interval on number of nurses

		Number of Nurses
Offline	-	304 ± 26
FCFS	-	402 ± 20
Flexible starting delay	No Adjustment	369 ± 18
	Partial Adjustment	337 ± 17
	Adjustment	309 ± 18
Flexible # nurses	No Adjustment	386 ± 29
	Partial Adjustment	364 ± 30
	Adjustment	329 ± 29

patients starting their treatment late decreases by 47% when we use the online algorithm with a flexible starting delay. As noted, the online algorithm with a flexible number of nurses schedules all requests within the interval $[a^r, b^r]$, but more nurses are needed. Algorithm with a flexible starting delay generate solutions that use less nursing resources and improve the number of patients late.

3.6.2 Tradeoff between flexible starting time and productivity

We now discuss the impact of allowing the online algorithm to modify the time of the appointments when solving the planning problem. We evaluate the impact on the total daily workload assigned to the waiting list and on the nurses' productivity ratio. Similar results were observed for the flexible starting delay and the flexible number of nurses.

Table 3.3 shows the total daily workload in the waiting list (assigned to the virtual nurse) for the planing problem. As expected, this is null for the offline algorithm; likewise, no tasks

Table 3.2 Number of days late and number of patients with late first appointment

	Range in # days late	Average # patients
Offline	0	0
FCFS	[1,8]	9.9 ± 3.8
Online, Flexible starting delay	[1,5]	5.5 ± 3.0
Online, Flexible # nurses	0	0

are assigned to the virtual nurse when complete adjustment is permitted. We observe a 60% improvement over FCFS when we use the online algorithm with no adjustment or partial adjustment. We observe that Online Algorithm, No Adjustment and Online Algorithm, Partial Adjustment give similar averages. However, the standard variation is different which suggests that the waiting list varies depending on the patients selected when we solve 3.4.2.

Table 3.3 Total average daily workload assigned to the waiting list

	Daily Workload
Offline Algorithm	0 ± 0
FCFS	196 ± 31
Online Algorithm, No Adjustment	76 ± 21
Online Algorithm, Partial Adjustment	76 ± 44
Online Algorithm, Complete Adjustment	0 ± 0

Table 3.4 shows the average productivity ratio of each working hour. The online algorithm with no adjustment has the lowest productivity ratio after FCFS. Constraining the model to book appointments in the same time slots decreases the average productivity ratio by 24% compared to that for the theoretically optimal offline solution. Allowing the online algorithm to reassign the starting time within a two-hour window for up to 10 patients improves the ratio by 8%. Complete adjustment results in an increase of 23%.

3.6.3 Computational Time

In this section, we summarize the computational time for the two-stage approach.

The scheduling problem has $\sum_{p \in P} |I_p|(|J|(|H| + 1) + 1)$ binary variables and $|J|(|H| + (|A| - 1)) + \sum_{p \in P} 6|I_p| + 2|I_p||J| + 2|R|$ constraints. The planning problem has $|H|(|K||F| + (|F| - 1))$ binary variables, $3(|F| - 1)$ integer variables, and up to $3|K| + |F|(|A| + |H||J|)$ constraints. Table 3.5 illustrates the range of the parameters of our formulation.

Table 3.6 summarizes the average computational time at each iteration of the 10 instances tested.

Table 3.4 Online scheduling compared to the theoretically optimal offline solution and the current scheduling practice. Ratios indicate the average treatment hours for one hour of nursing time. Higher ratios indicate higher productivity.

	Daily average workload
Offline	2.64 ± 0.70
FCFS	1.95 ± 0.52
Online Algorithm, No Adjustment	2.00 ± 0.64
Online Algorithm, Partial Adjustment	2.11 ± 0.63
Online Algorithm, Complete Adjustment	2.41 ± 0.62

Table 3.5 Value of parameters used for experiments

Parameter	$ R $	$ I^p $	$ J $	$ H $	$ F $	$ K $
Interval	11–22	3–16	10	16	{12, 14}	35–102

Table 3.6 Computational Time

Treatment	Average Computational Time (s)	Maximum Value Observed (s)
Online, Scheduling Problem	172	198
Online, Planning & Assignment Problems	1.65	17.52

3.7 Insights and Recommendations

The experiments suggest that optimization tools have great potential. The online algorithm gives smaller waiting lists, a higher productivity ratio, and a lower number of patients scheduled late; moreover, the computational time is reasonable.

The waiting list would enable CTCs to take advantage of cancellations. By overbooking patients, the clinic would be able to better use its resources.

Adjustment improves the productivity ratio. We acknowledge that changing times is a sensitive matter, and the clinic must carefully consider the viability of this approach. It would adversely affect patients with fixed transportation arrangements or other appointments. We could add a parameter to the model to prevent adjustments for the patients with no flexibility. Implementation of this would require further study to verify that enough patients are willing to consider this option.

Relaxing the starting interval constraints (3.10) and choosing a large planning horizon reduces the risk of infeasible solutions to the planning problem. The resulting formulation is limited only by the capacity constraints. Therefore, when studying similar problems, one can find

the optimal level of resources needed to satisfy the demand. Moreover, the formulation of the objective function breaks the symmetry between equivalent requests, and it favors solutions where the appointments are scheduled as soon as possible.

The modelization of the waiting list has advantages. It acts as a buffer, absorbing the excess workload of the scheduling problem. The number of patients assigned to any given time slot is restricted by the available material resources in stage one, the maximum daily workload, the maximum hourly workload, and the quota of the type of patients. Therefore, the workload assigned in stage one almost always exceeds the nurse capacity. To ensure a feasible solution, the procedure needs a cushion to absorb the excess workload.

3.8 Conclusions

We have developed a mathematical formulation for the planning and daily patient–nurse assignment problems. We have used the model to evaluate the impact of adjusting appointment times, using a waiting list, and relaxing the starting day restriction. Analysis demonstrated that allowing algorithms to change starting time has an impact on nurses’ productivity ratio and on the total workload assigned to the waiting list. Moreover, the results showed that scheduling all the patients in their prescribed intervals increases the number of nurses required.

The daily patient–nurse assignment demonstrated the advantages of considering cancellations and absences. It also enabled us to illustrate the potential gain of allowing changes to the starting times. Furthermore, the computational time is reasonable. The model solves the scheduling problem on average within 180 s (3 min); it solves the assignment problem within seconds. In conclusion, an optimization tool would decrease the workload of the schedulers and the nurse-in-charge.

3.9 Appendices

3.9.1 Linearization of the formulation

Constraints (3.12) and (3.13) are both nonlinear. We use a big-M approach to linearize them: Constraints (3.40) and (3.41) replace (3.12), and Constraints (3.42) and (3.43) replace (3.13). The parameter Θ_{ip} plays the role of the big M; it is tightened as much as possible in each

case.

$$\left(\sum_{j \in J} j x_{(i-1)j}^p + a_{(i-1),i}^p \right) - \sum_{j \in J} j x_{ij}^p \leq (1 - y_i^p) \Theta_i^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.40)$$

$$\sum_{j \in J} j x_{ij}^p \leq \sum_{j \in J} j x_{(i-1)j}^p + a_{(i-1),i}^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.41)$$

$$\sum_{h \in H} h \sum_{j \in J} u_{(i-1)jh}^p - \sum_{h \in H} h \sum_{j \in J} u_{ijh}^p \leq (1 - y_i^p) |H| \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.42)$$

$$\sum_{h \in H} h \sum_{j \in J} u_{ijh}^p \leq \sum_{h \in H} h \sum_{j \in J} u_{(i-1)jh}^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.43)$$

3.9.2 Formulation of offline model

Variables

x_{ifjh}^p : 1 if treatment i^p of patient p is assigned to nurse f on day j in time slot h ; 0 otherwise

y_i^p : 1 if treatment i^p of patient p is assigned; 0 otherwise

z_{fj} : 1 if nurse f is assigned; 0 otherwise

v_{fjh} : 1 if nurse f is on break in time slot h ; 0 otherwise

τ_{fj} : Integer variable: number of tasks handled, $\{0 \dots E\}$

σ_{fj} : Integer variable: first overflow level, $\{0 \dots B\}$

ι_{fj} : Integer variable: second overflow level, $\{0 \dots C\}$

Objective function

$$\min \sum_{f \in F \setminus \{virtual\}} \sum_{j \in J} \eta z_{fj} + \alpha \tau_{fj} + \beta \sigma_{fj} + \gamma \iota_{fj} + \epsilon \sum_{p \in P} \sum_{i^p \in I^p} \sum_{j \in J} \sum_{h \in H} x_{i(virtual)jh}^p \quad (3.44)$$

s.t.

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{f \in F} \sum_{h' = \max(1, h+1-D_i^p)}^{\min(h, H+1-D_i^p)} L_i^p x_{ifjh'}^p \leq V_l \quad \forall j \in PP, \forall h \in H, \forall l \in L \quad (3.45)$$

$$\sum_{f \in F} \sum_{j \in PP} \sum_{h \in H} h x_{ifjh}^p + D_i^p \leq |H| \quad \forall i \in I^p, \forall p \in P \quad (3.46)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{h' = \max(1, h+1-D_i^p)}^{\min(h, H+1-D_i^p)} G_i^p x_{ifjh'}^p \leq N \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP, \forall h \in H \quad (3.47)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{h \in H} W_i^p x_{ifjh}^p \leq W \quad \forall f \in F, \forall j \in PP, \forall h \in H \quad (3.48)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} x_{ifjh}^p \leq 1 \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP, \forall h \in H \quad (3.49)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{h \in H} P_{ai}^p x_{ifjh}^p \leq M_a \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP, \forall a \in A \quad (3.50)$$

$$a^p \leq \sum_{j \in PP} \sum_{h \in H} j x_{1fjh}^p \leq b^p \quad \forall p \in P, y_i^p \leq y_{(i-1)}^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.51)$$

$$y_i^p \left(\sum_{j \in PP} j x_{ifjh}^p - \sum_{j \in PP} j x_{(i-1)fjh}^p \right) = y_i^p a_{(i-1),i}^p \quad \forall i \in \{I^p | i > 1\}, \forall p \in P \quad (3.52)$$

$$v_{fjh} + v_{fj(h+2)} + v_{fj(h+4)} = z_{fj} \quad h = 7, \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP \quad (3.53)$$

$$v_{fjh} + v_{fj(h+2)} + v_{fj(h+4)} = z_{fj} \quad h = 8, \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP \quad (3.54)$$

$$\begin{aligned} & h v_{fjh} + (h+2)v_{fj(h+2)} + (h+4)v_{fj(h+4)} \leq \\ & (h+1)v_{fj(h+1)} + (h+3)v_{fj(h+3)} + (h+5)v_{fj(h+5)} \end{aligned} \quad (3.55)$$

$$h = 7, \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP$$

$$0 \leq v_{fj(h-1)} - v_{fjh} + v_{fj(h+1)} \leq 1 \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP, \forall h \in H \quad (3.56)$$

$$0 \leq h v_{fjh} + (h+1)v_{fj(h+1)} \leq 1 \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP, \forall h \in H \quad (3.57)$$

$$\sum_{f \in F} v_{fjh} \leq \frac{1}{3} \sum_{f \in F \setminus \{virtual\}} z_{fj} \quad \forall h = \{7, 9, 11\} \quad (3.58)$$

$$v_{fjh} + x_{ifjh}^p \leq 1 \quad \forall p \in P, \forall i \in I^p, \quad (3.59)$$

$$\forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP, \forall h = \{7, 8, 9, 10, 11, 12\}$$

$$\sum_{f \in F} \sum_{j \in PP} \sum_{h \in H} x_{ifjh}^p = y_i^p \quad \forall i \in I^p, \forall p \in P \quad (3.60)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I^p} \sum_{h \in H} x_{ifjh}^p = \tau_{fj} + \sigma_{fj} + \iota_{fj} \quad \forall f \in F \setminus \{virtual\}, \forall j \in PP \quad (3.61)$$

$$x_{ifjh}^p, y_i^p, z_{fjh}, v_{fjh} \in \{0, 1\} \quad (3.62)$$

$$\tau_{fj}, \sigma_{fj}, \iota_{fj} \in \mathbb{N} \quad (3.63)$$

3.9.3 Measure of workload (G_i^p, W_i^p)

The CTC prepared a list of rules related to workload balancing. We use it to develop two parameters to facilitate the estimation of workload. The first, G_i^p (Table 3.7), represents the hourly workload that the patient requires. The second, W_i^p (Table 3.8), represents the daily workload that the patient requires.

Table 3.7 Hourly workload associated with each type of task, G_i^p

Hourly Workload	Definition
4	Requires full attention
3	Can be matched to patients requiring little attention. Represents patients with acuity level 4 or 3 without special characteristics
2	Can be matched to patients requiring some or little attention. Represents patients with acuity level 1 or 2 with research protocol
1	Requires little attention. Represents patients with acuity level 1 or 2

Table 3.8 Daily workload associated with each type of task, W_i^p

Daily Workload	Definition
7	Requires most of the nurse's daily capacity. Can be matched to one patient of daily workload of 1 or 2
4	Patients of acuity level 4 or 3 with some special characteristics
3	Patients of acuity level 4 or 3 without special characteristics
2	Patients of acuity level 2 with some special characteristics
1	Patients of acuity level 1 or 2 without special characteristics

3.9.4 Simulation model of cancellations and absences

This model is used to simulate patient cancellations and nurse absences. The output of the simulation is used as input for problem (3.4.3). Figure 3.3 illustrates the simulation of cancellations; Figure 3.4 shows the simulation of absences.

Cancellations

Patients arrive in the system on the date and time allocated by model (3.4.1). A decision module then determines if their appointments will be canceled; the probability distribution is a $\text{TRIA}(4, 13, 20)\%$. This distribution is based on the CTC data. The outcome of canceled patients is decided by the second decision module:

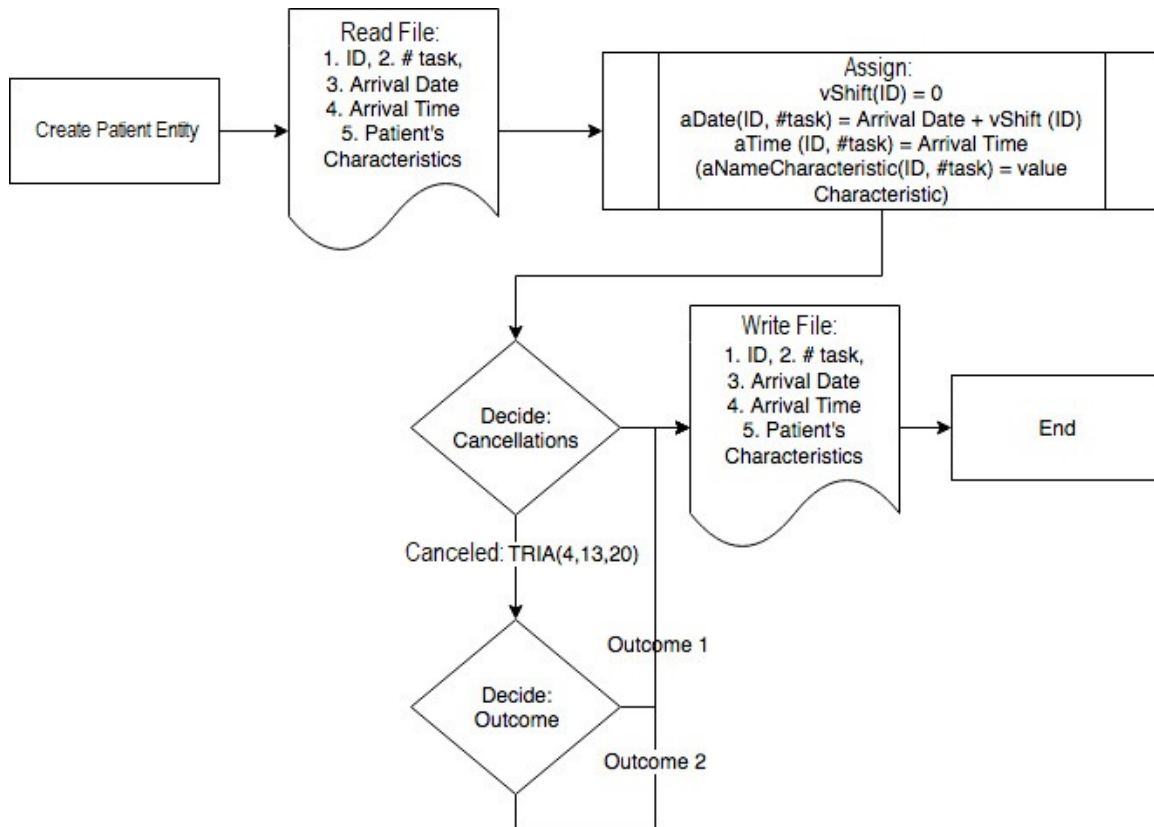


Figure 3.3 Simulation of patient cancellations

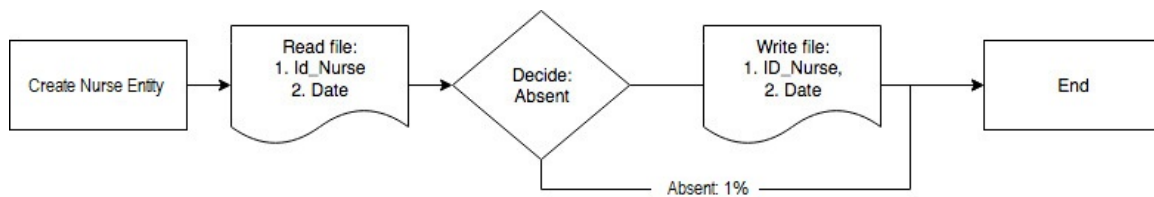


Figure 3.4 Simulation of Absences

- Outcome 1: All subsequent treatments are delayed one week (probability 90%);
- Outcome 2: All subsequent treatments are canceled.

Absences

Nurses are created as a function of their assigned schedules. A decision module then determines if they are available or absent. The probability of absence is set to 1%.

3.9.5 Patients Flow

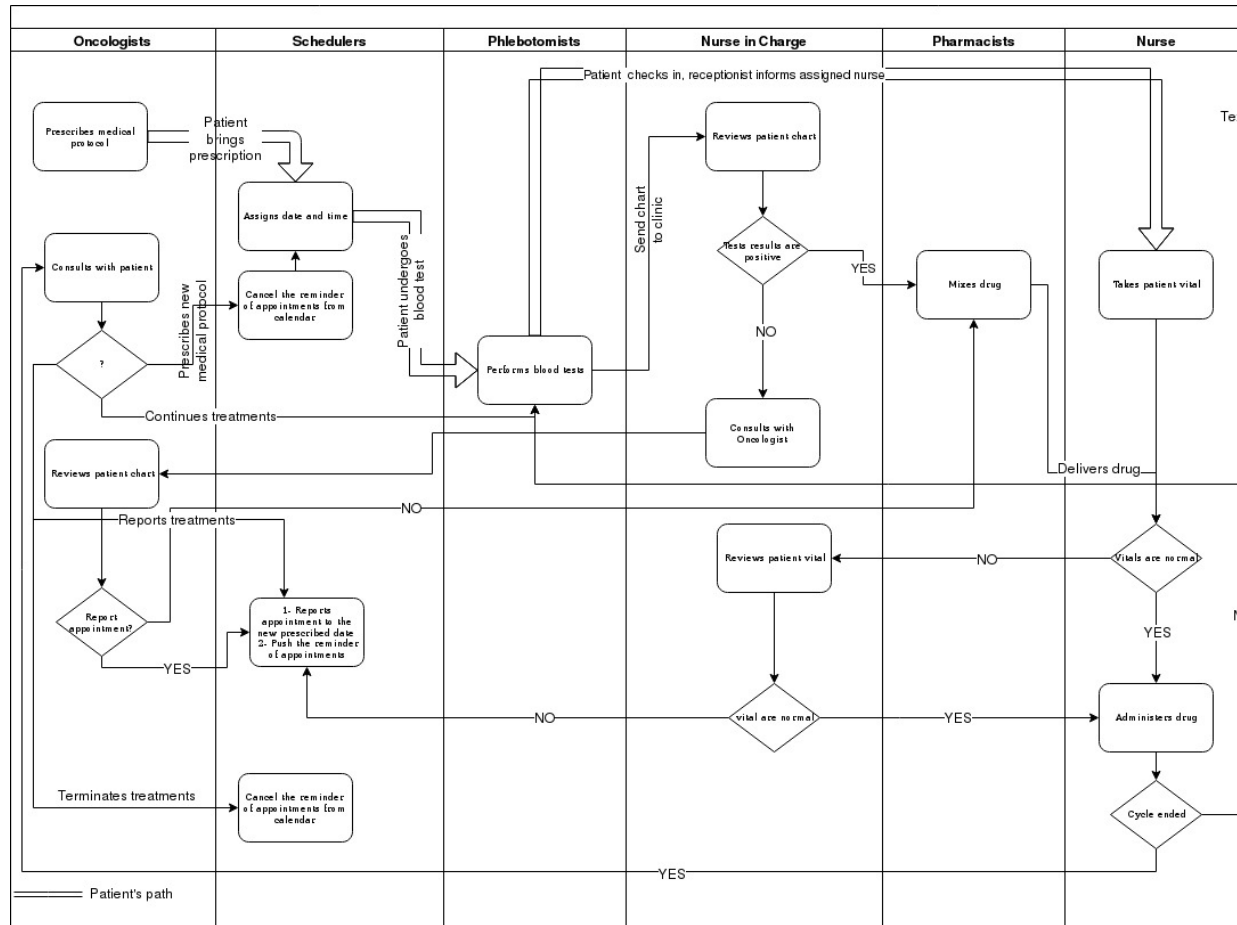


Figure 3.5 Steps That Lead to Appointments: Tasks Completed and Decisions Made Before Administering Chemotherapy Treatments

CHAPITRE 4 DISCUSSION GÉNÉRALE

Ce chapitre dresse le portrait des résultats rapportés au sein de l'article. Nous discutons également les avantages et faiblesses des pistes d'amélioration observées.

La confection des horaires est une tâche lourde et complexe. Au CTC, trois membres du personnel administratif travaillent à confectionner les calendriers de rendez-vous des patients. De plus, l'horaire du personnel infirmier est construit par l'infirmière en charge. Dans le cadre de cette étude, nous avons testé différentes alternatives afin de tirer des astuces qui permettent de trouver un équilibre entre la réduction des coûts et le délai sur le début des traitements. La méthode proposée fournit un outil d'aide à la décision qui permet de prédire le niveau optimal de ressources infirmières. L'implantation de cet outil a le potentiel de réduire le temps passé à construire les calendriers de rendez-vous des patients ainsi que l'horaire du personnel infirmier. Ce projet a également permis de tirer des recommandations qui peuvent être mises en place sans l'implémentation de l'outil d'optimisation.

4.1 Liste d'attente

L'utilisation d'une liste d'attente quotidienne permet à la clinique d'affecter les patients sans dévier de leur protocole médical, de prendre avantage des annulations potentielles et d'accommoder les nouvelles demandes ayant une grande priorité.

La suraffectation est une méthode principalement utilisée en cliniques dans le domaine de la santé afin de pallier au «No Show» [32]. En chimiothérapie, elle donne la possibilité de mitiger l'incertitude due aux annulations qui varie entre 4% et 20% au CTC. Toutefois, la clinique doit construire une échelle de quota par type de patients sans quoi le risque d'avoir une charge de travail trop élevée à distribuer en phase deux devient trop important. Nous l'avons entre autres observé en testant l'algorithme inspiré de la situation actuelle. L'approche proposée génère une plus petite liste d'attente. Ceci découle de la restriction sur les types de patients avec une charge de travail importante posée en première phase.

L'utilisation de la liste d'attente a également un avantage considérable lors de la résolution mathématique 3.4.2. Le modèle affecte tous les patients avec le but de minimiser le nombre d'infirmiers tout en s'assurant que les contraintes de capacité soient respectées. Toutefois, l'ensemble infirmier (F) est constitué d'au plus 14 membres, sans la modélisation de la liste d'attente qui agit comme tampon, le modèle ne garantit pas une solution réalisable.

4.2 La charge de travail

Un des principaux défis en chimiothérapie consiste à évaluer correctement la charge de travail. La durée variable des traitements, le nombre de tâches qu'un infirmier doit effectuer durant la supervision, le risque associé à une mauvaise réaction, l'état de santé du patient, et le nombre de traitements supervisés affectent la charge quotidienne. La deuxième astuce traite d'un outil de mesure de la charge de travail. Plusieurs centres utilisent le concept de complexité. Au CTC, l'échelle de complexité varie d'un à quatre. Dans cette étude en plus de la complexité nous avons développé deux paramètres afin de mieux capturer la charge d'une tâche.

1. La charge horaire : ce paramètre mesure la portion horaire qu'un membre du personnel doit allouer au patient. Par exemple au CTC, chaque infirmier peut traiter au plus quatre patients à chaque créneau horaire. Cependant, les patients ayant un certain type de protocole ne peuvent être jumelés à d'autres patients, leur charge horaire est donc de quatre. L'échelle de classification est présentée en annexe A.
2. La charge quotidienne : ce paramètre mesure la portion quotidienne qu'un membre du personnel doit allouer au patient. Par exemple au CTC, chaque infirmier peut traiter de sept à neuf patients par jour. Encore une fois, nous présentons l'échelle en annexe A.

L'utilisation de ces paramètres facilite l'affectation des patients ainsi que la distribution de la charge. Lorsque la composition finale est connue, les agents administratifs tentent d'attribuer les tâches de façon à minimiser le nombre d'infirmiers nécessaires. Cette étape est ardue, car elle nécessite de prendre en compte plusieurs facteurs (2). En réduisant le nombre de paramètres, la tâche devient réalisable. Il serait même possible d'utiliser cette méthodologie sans l'implémentation d'un outil d'optimisation.

4.3 Remaniement de l'heure de début

Cette technique donne la possibilité au membre du personnel administratif de modifier l'heure d'un rendez-vous afin d'améliorer la distribution de la charge de travail entre les infirmiers. Nous reconnaissons la sensibilité de ce sujet. En effet, changer l'heure nécessite d'informer les patients ce qui peut de prime abord sembler augmenter la charge de travail des agents administratifs. De plus, certains patients peuvent avoir des engagements antérieurs qui empêchent toutes modifications. Ainsi, il serait important d'effectuer une étude statistique plus poussée afin d'évaluer la viabilité de cette astuce. Cependant, les tests effectués semblaient prometteurs. L'algorithme en ligne qui permet de remanier l'heure de début démontre une amélioration du ratio de productivité de 23% par rapport à l'algorithme inspiré de la situation actuelle .

En conclusion de ce chapitre, nous pouvons souligner que les pistes d'améliorations sont nombreuses. Nous avons résumé ici les manœuvres managériales qui permettent d'améliorer les délais d'attente avant un premier rendez-vous et réduire les coûts des opérations. Finalement, nous avons observé l'intérêt de considérer la probabilité d'annulation ainsi qu'une échelle de priorité des patients lors de la construction des horaires.

CHAPITRE 5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Trouver un équilibre entre le délai d'attente avant le début des traitements et l'utilisation des ressources infirmières ainsi que le développement d'un outil qui facilite le travail des membres du personnel administratif constitue le cœur de ce projet.

Nous avons débuté le projet en analysant la pratique actuelle de planification des rendez-vous et prédiction du niveau de ressources infirmières. Nous avons ensuite, modéliser la version hors-ligne afin d'établir une borne inférieure au problème. En troisième lieu, nous avons développé plusieurs alternatives d'un modèle en ligne. Le premier bloc tentait d'étudier l'impact de relaxer les contraintes sur l'heure de début des traitements. Le troisième bloc essayait de relaxer les contraintes liées au délai d'attente avant un premier rendez-vous.

Afin d'évaluer les performances des versions proposées, nous avons utilisé le concept de liste d'attente, de ratio de productivité. La liste d'attente permet de tirer avantage des annulations qui surviennent alors que le ratio de productivité permet de calculer le niveau de ressources infirmières nécessaires.

Les résultats obtenus nous ont montré le potentiel de l'implémentation d'un outil d'optimisation. Premièrement, la quantité de ressources administratives nécessaire à la confection des horaires se verrait diminuer. Ensuite, les expérimentations effectuées démontrent l'amélioration possible en termes de ratio de productivité. L'approche proposée permet également une meilleure gestion de la liste d'attente. Il est également possible d'éliminer le retard en contrepartie le niveau de ressources infirmières se verrait augmenté%.

Les conclusions tirées ont certes une valeur pour l'équipe administrative, nous soulignons que notre méthode cependant des limitations. Ces limitations viennent principalement de la formulation mathématique du problème.

La première limite découle de la modélisation qui ne tient pas compte de tous les blocs constituant le processus du flux de patients. Ce projet aurait avantage à modéliser le bloc de la pharmacie afin de valider que les horaires confectionnés n'ont pas un effet négatif sur les opérations. La modélisation du bloc de consultation et du bloc de prise de sang n'est pas nécessaire puisqu'ils surviennent le jour avant le rendez-vous.

Enfin, la dernière limite provient du large éventail de contraintes. Les multiples règles sur le mixe de patients ainsi que les contraintes qui portent sur le nombre de jours de repos entre deux traitements (3.12) et sur l'heure du début des rendez-vous (3.13) affaiblissent le modèle. Afin de diminuer le nombre de contraintes dues aux combinaisons de patients, nous avons proposé une nouvelle méthode qui mesure la charge de travail. Cependant, le problème majeur découle des contraintes à grand M (3.12) et (3.13). Ce type de modélisation peut

facilement conduire à des problèmes numériques et à des relaxations linéaires faibles. Afin de pallier à cette problématique, il est possible d'avoir recourt à un modèle de Relaxation Lagrangienne, de Décomposition des Benders ou de Génération de colonnes. L'efficacité de ces techniques a largement été étudiée dans la littérature. Elles constituent donc d'excellentes pistes de solutions.

En conclusion, ce projet constitue une première étape vers le développement et la modélisation d'un outil d'aide à la décision. Les recommandations élaborées (4) donnent aux membres de l'équipe administrative des pistes de solutions qui peuvent être mises en place dès maintenant alors que les conclusions mathématiques permettent de mieux juger de la pertinence des formulations proposées et tracent le chemin pour de meilleures formulations.

RÉFÉRENCES

- [1] Ayten Turkcan, Bo Zeng, and Mark Lawley. Chemotherapy operations planning and scheduling. *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 2(1):31–49, 2012.
- [2] Guillaume Lamé, Oualid Jouini, and Julie Stal-Le Cardinal. Outpatient chemotherapy planning: A literature review with insights from a case study. *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 6(3):127–139, 2016.
- [3] Roxanne Dobish. Next-day chemotherapy scheduling: A multidisciplinary approach to solving workload issues in a tertiary oncology center. *Journal of Oncology Pharmacy Practice*, 9(1):37–42, 2003.
- [4] Bone cancer treatment regimens. <http://www.cancertherapyadvisor.com/bone-cancer/bone-cancer-treatment-regimens/article/218160/>, Jun 2017.
- [5] Feuille complexité des cas. personal communication, Jul 2016.
- [6] Interview with members of the managerial team at the chemotherapy clinic of Notre-Dame hospital. Personal communication, 2016.
- [7] Luana Lamkin. Outpatient oncology settings: a variety of services. In *Seminars in oncology nursing*, volume 10, pages 229–236. Elsevier, 1994.
- [8] Nathalie Wong Kee Yan. *Chemotherapy Outpatient Scheduling at the Segal Cancer Center Using Mixed Integer Programming Models*. PhD thesis, Concordia University, 2017.
- [9] Michelle Alvarado, Tanisha Cotton, and Lewis Ntaimo. A simulation and optimization approach to scheduling chemotherapy appointments. In *Interservice/Industry Training, Simulation, and Education Conference (I/ITSEC 2013)*, Orlando, FL, 2013.
- [10] Bohui Liang, Ayten Turkcan, Mehmet Erkan Ceyhan, and Keith Stuart. Improvement of chemotherapy patient flow and scheduling in an outpatient oncology clinic. *International Journal of Production Research*, 53(24):7177–7190, 2015.
- [11] Menel Benzaid. Interview avec les membres de l'équipe managériale de la clinique de chimiothérapie du cicl. personal communication, 2017.
- [12] A Condotta and NV Shakhlevich. Scheduling patient appointments via multilevel template: A case study in chemotherapy. *Operations Research for Health Care*, 3(3):129–144, 2014.
- [13] Abdellah Sadki, Xiaolan Xie, and Franck Chauvin. Patients assignment for an oncology outpatient unit. In *Automation Science and Engineering (CASE), 2010 IEEE Conference on*, pages 891–896. IEEE, 2010.

- [14] Bohui Liang. *Chemotherapy scheduling and nurse assignment*. Northeastern University, 2015.
- [15] Pablo Santibáñez, Ruben Aristizabal, Martin L Puterman, Vincent S Chow, Wenhai Huang, Christian Kollmannsberger, Travis Nordin, Nancy Runzer, and Scott Tyldesley. Operations research methods improve chemotherapy patient appointment scheduling. *The Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety*, 38(12):541–553, 2012.
- [16] Sara Shashaani. *Chemotherapy patient scheduling and uncertainty*. Purdue University, 2011.
- [17] Abdellah Sadki, Xiaolan Xie, and Franck Chauvin. Appointment scheduling of oncology outpatients. In *Automation Science and Engineering (CASE), 2011 IEEE Conference on*, pages 513–518. IEEE, 2011.
- [18] Shoshana Hahn-Goldberg. *Dynamic optimization addressing chemotherapy outpatient scheduling*. PhD thesis, University of Toronto (Canada), 2014.
- [19] Takahiro Tanaka. *Infusion chair scheduling algorithms based on bin-packing heuristics*. State University of New York at Binghamton, 2011.
- [20] Suleyman Sevinc, Ulus Ali Sanli, and Erdem Goker. Algorithms for scheduling of chemotherapy plans. *Computers in biology and medicine*, 43(12):2103–2109, 2013.
- [21] Bohui Liang and Ayten Turkcan. Acuity-based nurse assignment and patient scheduling in oncology clinics. *Health care management science*, 19(3):207–226, 2016.
- [22] Michelle Alvarado and Lewis Ntaimo. Chemotherapy appointment scheduling under uncertainty using mean-risk stochastic integer programming. *Health Care Management Science*, 2016. DOI 10.1007/s10729-016-9380-4.
- [23] M Heshmat, K Nakata, and A Eltawil. Modified formulation for the appointment scheduling problem of outpatient chemotherapy departments. In *Industrial Engineering and Applications (ICIEA), 2017 4th International Conference on*, pages 192–196. IEEE, 2017.
- [24] Avishai Mandelbaum, Petar Momcilovic, Nikolaos Trichakis, Sarah Kadish, Ryan Leib, and Craig A Bunnell. Data-driven appointment-scheduling under uncertainty: The case of an infusion unit in a cancer center.
- [25] Jeremy Castaing, Amy Cohn, Brian T Denton, and Alon Weizer. A stochastic programming approach to reduce patient wait times and overtime in an outpatient infusion center. *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 6(3):111–125, 2016.
- [26] Jonathan C Woodall, Tracy Gosselin, Amy Boswell, Michael Murr, and Brian T Denton. Improving patient access to chemotherapy treatment at Duke Cancer Institute. *Interfaces*, 43(5):449–461, 2013.

- [27] Donald M Berwick, Thomas W Nolan, and John Whittington. The triple aim: Care, health, and cost. *Health Affairs*, 27(3):759–769, 2008.
- [28] Le cancer. <https://www.societederecherchesurlecancer.ca/page.aspx?pid=2093>.
- [29] Esther Green, Colin Preyra, Janice Stewart, Cindy McLennan, Rosemary Bland, Tamara Dus, Marcia Langhorn, Kathy Beattie, Annie Cheung, Sherrie Hertz, Haim Sechter, Judy Burns, Helen Angus, and Carol Sawka. Determining resource intensity weights in ambulatory chemotherapy related to nursing workload. 22:114–28, 05 2012.
- [30] Godefridus G Van Merode, Siebren Groothuis, Milou Schoenmakers, and Hendrikus H Boersma. Simulation studies and the alignment of interests. *Health Care Management Science*, 5(2):97–102, 2002.
- [31] Yasin Gocgun and Martin L Puterman. Dynamic scheduling with due dates and time windows: an application to chemotherapy patient appointment booking. *Health care management science*, 17(1):60–76, 2014.
- [32] Diwakar Gupta and Brian Denton. Appointment scheduling in health care: Challenges and opportunities. *IIE transactions*, 40(9):800–819, 2008.

ANNEXE A PARAMÈTRES DE LA CHARGE DE TRAVAIL

Tableau A.1 Échelle de classification de la charge horaire en fonction du type du patient

Type	Charge horaire
IP	4
DES	2
AC4	3
AC3,RES	2
AC2, AC1, REG	1

Tableau A.2 Échelle de classification de la charge horaire en fonction du type du patient

Type	Charge horaire
IP	7
DES	4
AC4	3
AC3,RES	2
AC2, AC1, REG	1

Tableau A.3 Ensemble des règles à respecter lors de l'assignation patient-infirmier

Description	Contraintes à inclure	Combinaison de code	
Chimiothérapie de désensibilisation ($DES^p = 1$)	max 2 patients / jour / infirmier		
Chimiothérapie intrapéritonéale ($IP^p = 1$), peut-être jumelé à un patient dont $C_p = 1$	max 2 patients / jour / infirmier		
Niveau de complexité 4 ($AC4^p = 1$)	max 1 patient de Niveau 4 / infirmière/ jour	AC4 (1) + AC3(1) + AC1 et/ou AC2	max 7 patients / infirmier / jour
		AC4 (2) + AC1 et/ou AC2	max 7 patients / infirmier / jour
Niveau de complexité 3 ($AC3^p = 1$)	varier les heures de début des traitements	AC4 (1) + AC3(1) + AC1 et/ou AC2	max 7 patients / infirmier / jour
	varier les heures de début des traitements	AC3(2) + AC1 et/ou AC2	max 7 patients / infirmier / jour
	max 1 nouveau cas de niveau 3 / jour / infirmier	AC3(1) + AC1 et/ou AC2	max 7 patients / infirmier / jour
		AC3(1) + AC1 et/ou AC2	max 8 patients / infirmier / jour
Niveau 2 (AC2)		AC1 + AC2 (à proportion variable) =	max 8 patients / infirmier / jour
Niveau 1 (N1)		AC1 seulement	max 9 patients /infirmier / jour

ANNEXE B PROCOLES MÉDICALS

Tableau B.1 Exemples de protocoles médicaux [4]

Prescription médicale
<p>VAC/IE (vincristine + doxorubicin+ cyclophosphamide alterner avec ifosfamide + etoposide) Alterner VAC et IE VAC, cycles Jour 1: Vincristine $2\text{mg}/\text{m}^2$ (max 2mg) IV + doxorubicin $75\text{mg}/\text{m}^2$ IV bolus + cyclophosphamide $1,200\text{mg}/\text{m}^2$ IV + mesna. Dactinomycin $1.25\text{mg}/\text{m}^2$ IV peut être substituer par doxorubicin quand la dose de $375\text{mg}/\text{m}^2$ est atteinte. IE, cycles Jour 1–5: Ifosfamide $1,800\text{mg}/\text{m}^2$ IV + mesna + etoposide $100\text{mg}/\text{m}^2$ IV. Répéter le cycle toutes les 3 semaines pour 17 cycles , ± 1 jour</p>
<p>AC (Category 2B) Jour 1: Doxorubicin $60\text{mg}/\text{m}^2$ IV Jour 1: Cyclophosphamide $600\text{mg}/\text{m}^2$ IV. Répéter le cycle tous les 21 jours pour 4 cycles</p>

ANNEXE C ÉCHELLE DE LA COMPLEXITÉ

Tableau C.1 Classification des niveaux de complexité [5]

Niveau 1	Niveau 3
1 à 2 molécules de chimiothérapie	5 molécules de chimiothérapie et plus
Faible risque d'hypersensibilité	risque élevé d'hypersensibilité
Irritant / non vésicant	vésicant
2 signes vitaux et moins	signes vitaux fréquents
PH urinaire X 1	PH Urinaire X 3 et plus
	Traitements de recherche: 3 molécules et +
Niveau 2	Niveau 4
3 à 4 molécules de chimiothérapie	Désensibilisation
Risque d'hypersensibilité	Intrapéritonéal
Vésicant	Nouveau cas de niveau 3
3 signes vitaux et plus	
PH urinaire X 2	
Traitements de recherche: 1 à 2 molécules	
Dose test	

ANNEXE D OUTIL DE SIMULATION- ÉVALUATION DE LA PERFORMANCE QUOTIDIENNE

La simulation a été réalisée à l'aide du logiciel de simulation de Rockwell, Arena version 15. L'objectif principal du modèle de simulation à événements discrets est d'étudier l'efficacité du modèle développé lorsque soumis aux aléas quotidiens, tels que la ponctualité, la variabilité de la durée de la mise en place du patient et la durée du traitement. Le modèle simule le flux du patient de l'arrivée à la sortie de la zone de traitement.

Description du modèle de simulation

- Patients sont créés en fonction de: (1) l'heure assignée par le modèle mathématique 3.4.2, problème de planification des ressources (2) la date d'arrivée originalement assignée à la phase 1, problème d'affectation des calendriers de rendez-vous ou la date attribuée suite à la simulation des annulations.
- Patients sont classés dans la file de l'infirmier qui leur ait alloué par le phase 2, problème d'affectation patient-infirmier.
- L'infirmier saisit le patient afin de le préparer à la réception du médicament. Cette étape correspond également à la prise des signes vitaux. Ce bloc nécessite des soins directs, l'infirmier accueille un patient à la fois.
- Le patient début l'étape de l'administration du traitement immédiatement après la mise en place, où il n'a besoin que d'une partie de l'attention de l'infirmière.
- Pour compléter le rendez-vous, une chaise ou un lit selon les besoins du patient sont saisis au moment de l'accueil du patient par l'infirmier. La ressource matérielle est libérée à la suite la fin du rendez-vous à l'étape de supervision du traitement.

Le tableau D.1 fournit une liste des distributions de probabilité que nous avons incluses dans le modèle de simulation.

Tableau D.1 Distributions utilisées dans le modèle de simulation

Étape	Distribution	Source
Date et heure	Modèle mathématique et simulation	3.4.1
Infirmier	Mathematical Model	3.4.3
Arrivée du patient	Date, Heure + TRIA(30,0,15) [minutes]	Approximation
Mise en place	5+25BETA(3.31, 4.46) [minutes]	[26]
Administration, Complexité 1	Durée du traitement + 75Beta(3.31,4.46) [minutes]	[26]
Administration, Complexité 2	Durée du traitement + 75Beta(4.46,3.31) [minutes]	[26]
Administration, Complexité 3	Durée du traitement + 120BETA(4.6,2.2) [minutes]	[26]
Administration, Complexité niveau 4	Durée du traitement + 210BETA(4.36,3.52) [minutes]	[26]

RÉSULTATS et discussions

La simulation est une méthode qui permet d'étudier les conséquences d'une décision sur le système. Dans le projet suivant, notre objectif consiste à mesurer si les approches proposées affectent le temps d'attente et le temps supplémentaire. Nous notons que la différence statistique est faible d'une alternative à un autre.

Tableau D.2 Temps d'attente maximal ainsi que le temps supplémentaire observés pour chaque algorithme testé

	Temps d'attente maximal	Déviatoin standard	temps supplémentaire maximal	Déviatoin standard
Algorithme hors-ligne	0.39	0.05	3.42	0.4
Premier arrivé, premier servi	1.15	0.06	2.52	0.3
Retard, même heure	0.18	0.02	3.41	0.6
Retard, changements partiels	0.56	0.08	2.2	0.4
Retard, changements	0.79	0.04	2.4	0.5

La nature des résultats obtenus est attendue. Premièrement, le temps supplémentaire est inévitable, la clinique ferme à 16 heures, alors que la durée de traitement la plus longue correspond à 8 heures. La variabilité de la durée engendre systématiquement du temps supplémentaire. Le temps d'attente correspond au temps avant que l'infirmier accueille le patient. Ce temps est influencé par la variabilité de la durée du bloc mise en place/signes vitaux. Un infirmier peut seulement accueillir une personne à la fois, lorsqu'un patient arrive plutôt ou qu'une mise en place nécessite plus de 30 minutes, un retard est observé.

En conclusion, les approches proposées n'ont pas d'impact sur le temps d'attente et supplémentaire. Afin d'observer des variations, nous suggérons de modéliser (1) des contraintes sur le temps minimum entre deux mises en place. Ce scénario permettrait d'évaluer l'impact de la distribution de la cette tâche. Une autre alternative peut également influencer le temps supplémentaire. Nous suggérons de varier (2) le début des heures de travail des infirmiers et de permettre le transfert de patient vers un autre infirmier à la fin du quart de travail.

Enfin, la mesure de l'impact de ces scénarios nécessite une modélisation plus complexe. Elle exige de définir les réglés de transferts de patients, elle demande également d'évaluer l'effet de la distribution des tâches au courant de la journée sur la charge de travail programmée ainsi que sur les délais avant un premier rendez-vous.