

**Titre:** Optimisation d'horaires axée sur la productivité des médecins aux urgences  
Title: urgences

**Auteur:** Fanny Camiat  
Author:

**Date:** 2018

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

**Référence:** Camiat, F. (2018). Optimisation d'horaires axée sur la productivité des médecins aux urgences [Master's thesis, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.  
Citation: <https://publications.polymtl.ca/3173/>

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

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/3173/>  
PolyPublie URL:

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

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

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

OPTIMISATION D'HORAIRES AXÉE SUR LA PRODUCTIVITÉ DES MÉDECINS  
AUX URGENCES

FANNY CAMIAT  
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)  
JUN 2018

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

OPTIMISATION D'HORAIRES AXÉE SUR LA PRODUCTIVITÉ DES MÉDECINS  
AUX URGENCES

présenté par : CAMIAT Fanny

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

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

M. SOUMIS François, Ph. D., président

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

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

M. PESANT Gilles, Ph. D., membre

## REMERCIEMENTS

Dans un premier temps, je remercie mes directeurs de recherche, Nadia Lahrichi et Louis-Martin Rousseau, pour leur temps et leur confiance durant ces deux dernières années et le suivi durant tout le long de mon projet de maîtrise.

Je remercie, également, tous mes fidèles amis, de France ou rencontrés à Montréal, pour leur présence, sourire et écoute. Je remercie ma famille, ce soutien sans faille même séparés par tant de kilomètres.

Je remercie toutes les personnes croisées durant ces deux années dans mon bureau, et je souhaite un bon courage à celles qui restent dans la poursuite de leur étude. Mention spéciale à Mustapha Haouassi, j'ai tenu parole!

Et enfin, je souhaite, tout particulièrement, remercier María I. Restrepo pour son expertise et son temps accordé qui m'ont aidée à sortir de ma zone de confort et à découvrir de nouveaux outils.

## RÉSUMÉ

L'encombrement des urgences au Québec est un sujet redondant dans les actualités provinciales. En effet, la province a la réputation mondiale d'avoir le pire temps d'attente aux urgences. Ce long temps d'attente a la mauvaise conséquence de dégrader le système de santé québécois : insatisfaction des patients et des médecins, souffrance prolongée pour les patients ou encore augmentation du taux de patients qui quittent les urgences sans avoir vu un médecin. Réduire cette congestion est, donc, un enjeu majeur pour améliorer l'accès aux soins. Une des manières de faire face à cette problématique est d'améliorer la planification des médecins urgentistes. En effet, actuellement, leur productivité, c'est-à-dire le nombre de patients pris en charge par heure, n'est pas prise en compte dans la conception des horaires. Cette productivité ne peut donc pas répondre aux variations de la demande au cours d'une journée. Ce mémoire présente, sous la forme d'un article, un modèle mathématique qui a le but de créer les horaires des médecins aux urgences. Nous avons collaboré avec l'Hôpital du Sacré-Cœur de Montréal (HSCM) qui nous a fourni les données de son logiciel utilisé aux urgences de 2008 à 2017. Ainsi, le modèle mathématique créé minimise la différence entre la somme de la productivité des médecins (c'est-à-dire la somme du nombre de patients que les médecins peuvent prendre en charge en une heure) et la demande patients (comptée comme le nombre de patients arrivants par heure). Pour ce faire, différents paramètres sont introduits. La demande est estimée avec un modèle de prédiction basé sur un modèle additif prenant en compte les variations saisonnières. La productivité des médecins est estimée à partir des données historiques, en calculant la moyenne de patients traités par heure pour chaque médecin. L'originalité de cet indice de productivité réside dans le fait que les variations dans la productivité individuelle d'un médecin sont prises en compte. Nous avons observé que la productivité variait selon la partie de la journée (Jour, Soir ou Nuit) mais aussi selon le jour de la semaine (Jour de semaine ou Jour de fin de semaine). Ces deux paramètres sont inclus dans un programme mathématique mixte en nombres entiers (MIP). D'une part, ce modèle mathématique a pour but d'améliorer la satisfaction de la demande patients en alignant la productivité sur cette demande. D'autre part, ce modèle a pour but de créer les horaires des médecins de façon réaliste en prenant en compte d'un grand nombre de contraintes génériques applicables à tous les services d'urgences. Ce modèle assure que les préférences des médecins et que l'équité sont respectées. Nous avons réalisé des tests dans le contexte des urgences de HSCM. Nous avons respecté leur horizon de planification, et créé les horaires sur treize semaines. Ces tests ont montré une amélioration possible de 10.85% de la satisfaction de la demande des patients aux urgences. L'équité entre les médecins est respectée dans le même

ordre de grandeur mais le respect des préférences a subi une légère dégradation obligatoire de 7.61%, mais qui reste assez faible pour ne pas remettre en cause les horaires ainsi créés. Ce modèle est généralisable à tous les services d'urgences après adaptation des contraintes mineures qui diffèrent d'un service des urgences à un autre. Finalement, adaptés et appliqués dans les urgences, ce modèle et les horaires des médecins qui en découlent permettent de mieux satisfaire la demande des patients, et donc ainsi de réduire en partie l'encombrement des urgences.

## ABSTRACT

Emergency departments (EDs) overcrowding is a redundant topic in provincial news in Quebec. In fact, the province has a worldwide reputation for having the worst waiting time in EDs. This long waiting time has the bad consequence of degrading the Quebec health system : dissatisfaction of patients and physicians, suffering extended for patients or even an increase of patients who leave without seen a physician. Therefore, reducing this overcrowding is a major challenge for improving access to care. One of the ways to deal with this issue is to improve the schedule of EDs physicians. Currently, their productivity (i.e the number of patients taken over per hour) is not taken into account in the planification. Therefore, this productivity can not respond to variations in demand during a day. This thesis presents, into an article, a mathematical model that aims to create EDs physicians schedules. We collaborated with the ED of Sacré-Coeur Montreal Hospital (HSCM) who provided us the data of their software used in ED from 2008 to 2017. Thus, the mathematical model minimizes the difference between the sum of physician productivity and patient demand (counted as the number of patients arriving per hour). To do this, different parameters are introduced. The demand is predicted with a complete but automated prediction model which, without any particular configuration, takes into account the seasonality of demand or its general trend. The results of this prediction are validated by comparing it with the results of the average demand. Indeed, the prediction model is more efficient. Physician productivity is calculated using historical data, calculating the average patient per hour for each physician. However, the originality of this productivity index lies in the fact that variations in the individual productivity of a physician are taken into account. We observed that productivity varied according to the part of the day (Day, Evening or Night) but also according to the day of the week (Weekday or Weekend Day). These two parameters are introduced into a mixed-integer programming (MIP). On the one hand, this mathematical model aims to improve the satisfaction of patient demand by aligning productivity with this demand. On the other hand, this model aims to create realistic physician schedules by taking into account a large number of generic constraints applicable to all Eds. This model ensures that physicians' preferences and fairness are respected. We performed tests in the context of HSCM ED. We respected their planning horizon, and created a schedule over thirteen weeks. These tests showed a possible improvement of 10.85% for the satisfaction of patients' demand. The fairness between physicians is respected as the same and the respect of the preferences have suffered a slight obligatory degradation of 7.61%, but which remains low enough not to question the schedule created. This model is generalizable to all EDs after adaptation of the minor constraints that

differ from one ED to another. Finally, adapted and applied in the ED, this model and ED physicians schedules which result from it improve patient demand. Thus EDs overcrowding is reduced.



## TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS . . . . .	iii
RÉSUMÉ . . . . .	iv
ABSTRACT . . . . .	vi
TABLE DES MATIÈRES . . . . .	viii
LISTE DES TABLEAUX . . . . .	x
LISTE DES FIGURES . . . . .	xi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS . . . . .	xii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION . . . . .	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE . . . . .	4
2.1 Prédiction de la demande patient . . . . .	4
2.2 Productivité des médecins . . . . .	5
2.3 Problèmes d’horaires . . . . .	7
CHAPITRE 3 ORGANISATION DU TRAVAIL DE RECHERCHE . . . . .	9
CHAPITRE 4 ARTICLE 1: PRODUCTIVITY-DRIVEN PHYSICIAN SCHEDULING IN EMERGENCY DEPARTMENTS . . . . .	11
4.1 Authors . . . . .	11
4.2 Abstract . . . . .	11
4.3 Keyword . . . . .	12
4.4 Introduction . . . . .	12
4.5 Related Work . . . . .	13
4.5.1 Patient arrivals . . . . .	13
4.5.2 Productivity . . . . .	14
4.5.3 Physician scheduling . . . . .	15
4.6 Problem Definition and Formulation . . . . .	16
4.6.1 Data description . . . . .	16
4.6.2 Demand forecasting . . . . .	17

4.6.3	Physicians' productivity . . . . .	19
4.6.4	Mathematical model . . . . .	20
4.7	Numerical Results . . . . .	21
4.7.1	Instances generation . . . . .	21
4.7.2	Accuracy of the demand forecast model and physicians' productivity index . . . . .	22
4.7.3	Results . . . . .	25
4.8	Conclusions . . . . .	29
4.9	Mathematical model . . . . .	29
4.9.1	Variables and parameters description . . . . .	29
4.9.2	Mathematical formulation . . . . .	30
CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE . . . . .		35
5.1	Aspects méthodologiques . . . . .	35
5.1.1	Données utilisées . . . . .	35
5.1.2	Division spatiale des urgences . . . . .	36
5.1.3	Prédiction de la demande . . . . .	37
5.1.4	Indice de productivité . . . . .	39
5.2	Résultats complémentaires . . . . .	40
5.3	Discussion générale . . . . .	42
5.3.1	Temps de calcul . . . . .	42
5.3.2	Modèle générique . . . . .	42
CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS . . . . .		44
RÉFÉRENCES . . . . .		46

**LISTE DES TABLEAUX**

Table 4.1	Types of variables collected. . . . .	17
Table 4.2	Proportion of patients in each triage level. . . . .	17
Table 4.3	Proportion of patients in each category of length consultation with their associated weight. . . . .	19
Table 4.4	Scenarios . . . . .	22
Table 4.5	Computational results of each scenario. . . . .	26
Table 4.6	Improvement of the objectives functions. . . . .	27
Table 4.7	List of parameters. . . . .	30
Tableau 5.1	Nombre moyen de patients arrivant aux urgences par jour de la semaine	37
Tableau 5.2	Résultats des comparaisons entre les différentes méthodes . . . . .	38

## LISTE DES FIGURES

Figure 4.1	Seasonality of patients' demand. . . . .	23
Figure 4.2	Comparison of patients' arrival in the acute care area and in the fast-track clinic per day of the first week. . . . .	23
Figure 4.3	Distributions of physicians' productivity into the type of emergencies. . . . .	24
Figure 4.4	Weekly variations of physicians' productivity. . . . .	25
Figure 4.5	Results of the alignment between physicians' productivity and patients demand in acute care area and fast-track clinic. . . . .	28
Figure 5.1	Comparaison des taux d'arrivées des patients dans l'unité de soins actifs et dans l'unité de soins rapides par jour de la semaine . . . . .	36
Figure 5.2	Comparaison des taux d'arrivées des patients dans l'unité de soins actifs et dans l'unité de soins rapides par jour de la première semaine . . . . .	39
Figure 5.3	Zones de variation de la productivité . . . . .	40
Figure 5.4	Résultats de l'alignement de la productivité avec la demande pour la première semaine . . . . .	41

**LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS**

ARIMA	Auto-Regressive Integrated Moving Average
CIUSSS	Centre Intégré Universitaire de Santé et de Services Sociaux
ED	Emergency Department
HSCM	Hôpital du Sacré-Coeur de Montréal
MIP	Mixed-Integer Programming
RVU	Relative Value Unit
SARIMA	Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average

## CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Les services des urgences sont des lieux d'une grande complexité dans les hôpitaux puisque ce sont des lieux qui proposent des services de soins ouverts 24h et cela pour tous les jours de la semaine. Les urgences fournissent des traitements initiaux à des problèmes médicaux urgents, allant des problèmes causés par des accidents aux problèmes liés aux catastrophes naturelles [21].

Les services des urgences au Québec ont la réputation d'être les plus encombrés au monde. En effet, le taux d'adultes attendant plus de 5h lors de leur dernière visite aux urgences en 2016 est de 44%, deux fois plus que le Canada en général. Dans les pays comme la France ou l'Allemagne, presque aucun adulte ne rapporte avoir attendu 5 heures ou plus aux urgences [29]. Cette surcharge et attente excessive mènent forcément à une dégradation du système de santé québécois. Les patients sont mécontents de leur expérience. Les souffrances causées par leurs problèmes de santé sont allongées. Des patients peuvent être découragés par l'attente et ainsi quitter les urgences sans avoir reçu de soins [10]. Il en découle, malheureusement, une augmentation fatale de la mortalité des patients [8]. Mais cette surcharge n'a pas que des désavantages pour les patients, les médecins, et plus généralement le personnel soignant, sont aussi touchés. En effet, leur productivité (c'est-à-dire le nombre de patients pris en charge) baisse, créant ainsi un cercle vicieux puisque cela augmente le temps d'attente des patients. De plus, cela crée un effet négatif sur l'enseignement et la recherche, car les médecins sont trop occupés par les soins aux patients pour enseigner [10], et une insatisfaction générale du personnel soignant.

Réduire la congestion est donc un problème majeur à régler pour améliorer globalement le système de santé et plus particulièrement l'accès aux soins. Le gouvernement du Québec a identifié plusieurs recommandations dans un récent rapport [28] afin de réduire la surcharge des urgences. On retrouve principalement parmi ces différentes recommandations, celles-ci :

- améliorer l'accès au médecin de famille
- accroître les responsabilités des infirmières
- améliorer la disponibilité des lits sur les étages
- améliorer le parcours patient
- assurer l'adéquation entre les ressources médicales et la demande patient

Une meilleure planification des effectifs aux urgences, et plus particulièrement des médecins, est donc une piste d'amélioration importante pour réduire la surcharge des urgences.

Les médecins des urgences ont un contexte de travail différent de tous les autres médecins

des autres services des hôpitaux. En effet, ils doivent fréquemment travailler sur des quarts de travail de nuit et/ou sur des quarts de travail de fin de semaine, alors que leurs collègues non-urgentistes sont seulement de garde sur ces mêmes quarts. Ils sont aussi susceptibles de prendre en charge, et ce en même temps, des patients qui ont des pathologies complètement différentes, ce qui les place dans un contexte de variation intense et d'adaptation constante. Ces variations mènent indéniablement à des variations dans leur productivité personnelle ce qui peut empirer l'encombrement des urgences. De plus, la productivité d'un médecin varie d'un médecin à l'autre, car elle dépend, entre autres, de son niveau d'expertise. Il peut, donc, être intéressant d'inclure la productivité des médecins lors de la conception des horaires. En effet, de cette manière, l'affectation des médecins aux différents quarts de travail serait plus judicieusement décidée dans le but de mieux couvrir la demande et ainsi diminuer le temps d'attente et, donc, la surcharge des urgences. Cependant, il est important de porter attention sur le fait que le but n'est pas de surcharger de travail les médecins les plus performants, mais bien de respecter l'équité entre ceux-ci.

Ainsi, la problématique de ce mémoire est l'amélioration de la conception des horaires des médecins urgentistes en y incorporant la productivité, en assurant l'équité entre les médecins et le respect de leurs préférences. L'inclusion de la productivité des médecins dans le processus de création des horaires est une contribution scientifique car la littérature est faible sur le sujet. Les objectifs de cette étude sont, premièrement, de prédire la demande aux urgences et de construire un indice de productivité pertinent qui traduit la capacité des médecins à prendre en charge des patients. Deuxièmement, l'objectif est de construire un modèle mathématique multi-objectifs, le plus réaliste possible, en incorporant la productivité des médecins afin de mieux répondre à la demande. Dernièrement, l'objectif est de tester ce modèle avec différents scénarios pour la fonction objectif dans le but de trouver la meilleure configuration possible qui améliore l'alignement des médecins avec la demande des patients, sans dégrader l'équité ni le respect des préférences des médecins.

Pour répondre à cette problématique, nous avons travaillé avec l'Hôpital du Sacré-Cœur de Montréal (HSCM), affilié à l'Université de Montréal. Nous avons récolté, pour cela, les données anonymes du logiciel utilisé aux urgences entre mars 2008 et septembre 2017. Ces données font l'objet d'une validation éthique approuvée par le Comité d'éthique de la recherche avec des êtres humains (Dossier CÉR-1617-50) et le comité éthique du HSCM.

Dans le chapitre qui suit (chapitre 2), nous présentons les travaux de la littérature qui valident l'originalité de notre étude. On s'intéresse à la littérature concernant la prédiction de la demande aux urgences, aux travaux de recherche qui ont utilisé la productivité des médecins, et aux études qui traitent du problème d'horaire des médecins. Ce mémoire fait

l'objet d'un article, présenté dans le chapitre 4. Cet article présente la méthodologie complète que nous avons adoptée pour répondre à la problématique, ainsi que les résultats de notre étude. Nous apportons, au chapitre 5 des compléments d'information, ainsi que des résultats complémentaires qui n'apparaissent pas dans l'article. Le chapitre 6, enfin, conclut le mémoire pour présenter les apports, les limites et les améliorations possibles de ce projet.



## CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Une revue de littérature a été effectuée afin de recenser les travaux de recherche qui s'approchent du nôtre. Notre méthodologie consiste à prédire la demande, créer un index de productivité, ainsi qu'un modèle mathématique prenant en compte ces deux derniers paramètres. On s'intéresse, donc, dans un premier temps, aux articles concernant la prédiction de la demande aux urgences. On s'intéresse, ensuite, à la partie de la littérature qui étudie la productivité des médecins. Finalement, on s'intéresse aux problèmes d'horaires concernant les urgences.

### 2.1 Prédiction de la demande patient

Afin de prévoir le niveau de ressources nécessaires pour couvrir la demande, il est nécessaire de déterminer justement la quantité de patients attendus au cours d'une journée. Plus la précision de la prédiction est bonne, plus l'allocation des ressources est facilitée. Il existe une multitude de méthodes utilisées pour prédire l'arrivée des patients aux urgences. L'analyse de séries temporelles est sûrement la plus populaire parmi les méthodes utilisées. Il existe une multitude de modèles différents utilisés dans la littérature pour prédire la demande aux urgences : le modèle *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [6, 36, 4], Le modèle *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) [27], les modèles vectoriels auto régressifs [26], des régressions linéaires et non linéaires [4, 40], des régressions de Poisson et des réseaux de neurones artificiels [25, 31, 32]. Les modèles précédents ont été utilisés, à chaque fois, avec succès puisqu'ils permettent de prendre en compte la saisonnalité, les jours fériés, les fins de semaine ou encore les différents mois l'année [39]. Cependant ils peuvent être soit compliqués à mettre en place, soit difficiles à configurer. *Facebook Prophet* est un outil, développé par Facebook, qui utilise un modèle de régression additif. Cet outil a la particularité d'utiliser des techniques de prédiction totalement automatisées qui ne nécessite aucune configuration et qui prend en compte les particularités du calendrier [37]. Cet outil n'a jamais été utilisé, à ce jour, pour prédire l'arrivée des patients dans un service d'urgence. La littérature se concentre principalement dans la prédiction journalière, ou plus rarement, mensuelle du nombre de patients attendus. Il pourrait être pertinent de vouloir prédire la quantité de patients attendus chaque heure. En effet, dans notre cas, on veut déterminer la demande des patients chaque heure afin d'attribuer judicieusement les quarts aux médecins en fonction de leur productivité.

Pour évaluer la qualité de la demande, il est nécessaire de calculer des indicateurs qui peuvent

traduire la performance de la méthode. L'erreur quadratique moyenne est utilisée [40]. C'est la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre les prévisions et les observations. Cela signifie que plus elle est petite, plus la prédiction est bonne. Sa définition mathématique est la suivante :

$$\text{EQM} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2. \quad (2.1)$$

Où  $n$  est la taille de l'échantillon,  $Y_i$  la valeur réelle et  $\hat{Y}_i$  la valeur prédite.

Le coefficient de détermination est aussi répandu. Plus ce coefficient est proche de 1, plus la corrélation entre les données observées et prédites est élevée. Sa définition mathématique est la suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.2)$$

Où  $n$  est la taille de l'échantillon,  $Y_i$  la valeur réelle,  $\hat{Y}_i$  la valeur prédite et  $\bar{Y}$  la moyenne des données observées.

Enfin le dernier indicateur souvent utilisé [36, 40, 27, 25] est l'erreur absolue moyenne qui traduit la moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts. Plus l'erreur absolue est petite, plus la qualité de la prédiction est bonne. Sa définition mathématique est la suivante :

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|}{n} \quad (2.3)$$

Où  $n$  est la taille de l'échantillon,  $Y_i$  la valeur réelle et  $\hat{Y}_i$  la valeur prédite.

## 2.2 Productivité des médecins

Pour répondre à la quantité de patients prédite, il est important de quantifier l'offre que peut avoir un service d'un hôpital. De cette manière, l'allocation des ressources nécessaires peut être réalisée en tenant compte de cette dernière. Cette quantification de l'offre passe, évidemment, par la mesure de la productivité d'un médecin. D'après Pickard [33], dans le domaine de la santé, la productivité est définie comme la quantité de services cliniques fournis, l'intensité de travail et le montant de l'activité de facturation.

Dans la littérature, on retrouve deux indicateurs couramment utilisés. Premièrement, le *Relative Value Unit* (RVU) est un indicateur majoritairement utilisé aux États-Unis estimant l'effort des médecins et les dépenses de pratique. En effet, cet indicateur a été proposé pour

donner plus d'uniformité au système de remboursement américain. Cependant Storfa and Wilson [35] présentent plusieurs défauts concernant cet indicateur : manque d'adaptabilité aux différentes pratiques médicales, manque de flexibilité pour être adapté, le niveau d'expérience n'est pas pris en compte.

Le deuxième indicateur souvent utilisé est le nombre moyen de patients pris en charge par heure (Pt/hr). Leung et al. [30], Arya et al. [2] s'accordent à ne pas compter dans cet indicateur les patients dont les dossiers sont redonnés à un autre médecin. Autrement dit, cet indicateur, simple à mettre en place, définit la capacité d'un médecin à prendre en charge des nouveaux patients. Plus un médecin est dit "productif", plus il a la capacité de prendre en charge et traiter des patients.

On peut mentionner que ces indicateurs ne prennent pas en compte le type de patients traités. En effet, si un médecin des urgences prend en charge des patients qui ont des pathologies complexes et qui nécessitent un long diagnostic, sa productivité se verra impactée négativement par ces patients-là. Au contraire, un médecin qui ne traiterait que des pathologies simples à diagnostiquer verra sa productivité impactée à la hausse par ces patients-là.

L'amélioration de la productivité des médecins, dans le but de réduire le temps d'attente des patients aux urgences, est souvent questionnée dans la littérature. Le système de paiement des médecins est évalué dans Innes et al. [22], pour déterminer si le paiement à l'acte des médecins augmente leur productivité. Les conclusions de cet article montrent que le passage au paiement à l'acte a augmenté, pendant une courte période, la productivité des médecins à l'urgence dans deux hôpitaux de Vancouver. Cependant, cette augmentation fut temporaire puisque la productivité est revenue à la normale. Les auteurs concluent que le paiement à l'acte ne constitue pas une source potentielle d'augmentation de la productivité des médecins à long terme. Arya et al. [2], Walker et al. [38], Leung et al. [30] étudient l'effet d'un scribe, c'est-à-dire un assistant aide un médecin dans des tâches non médicales, pour mesurer son impact sur la productivité d'un médecin. Ces trois études montrent que la productivité est améliorée à chaque fois. Dans Cheriff et al. [7], l'étude conclut que l'utilisation de logiciels commerciaux pour dématérialiser le dossier patient aide les médecins à améliorer leur productivité après quelques mois d'utilisation.

Les facteurs qui influencent la productivité des médecins, comme le jour de semaine, la partie de la journée travaillée ou encore le type de tâche accomplie, ne sont presque jamais analysés dans la littérature. Seulement Dula et al. [11] évoquent qu'une séquence de quarts de nuits décroisse la productivité des médecins résidents.

Ils déterminent ensuite la productivité des médecins, en déterminant le nombre moyen que peut prendre en charge un médecin par heure. Cette productivité est, par conséquent, la même

pour tous les médecins. Ils ne prennent donc pas en compte les variations de productivité entre chaque médecin ni les variations de productivité en fonction du calendrier.

### 2.3 Problèmes d’horaires

Les problèmes d’horaires dans le domaine de la santé sont une partie vraiment vaste de la littérature. D’après Erhard et al. [13], il existe trois grands types de problèmes d’horaires dans la littérature :

- *Staffing* : Ces problèmes ont pour but de déterminer la taille des effectifs de différents services
- *Rostering* : Ces problèmes ont pour but de placer les ressources dans différents quarts de travail dans un modèle soumis à différentes contraintes
- *Re-planning* : Ces problèmes consistent à réorganiser l’emploi du temps des ressources dans le cas d’événements imprévus

Plus précisément, dans notre projet, se sont les problèmes de type *Rostering* qui nous intéressent.

D’après Hulshof et al. [21], ces types de problèmes concernent différents types de services : services ambulatoires, services des urgences, services chirurgicaux, services d’hospitalisations, services de soins à domicile et les services de soins en établissements spécialisés. D’après Erhard et al. [13], 25 % des papiers recensés dans cette revue de littérature concernent les problèmes d’horaire aux urgences. Ceci démontre la nécessité absolue d’avoir un apport mathématique dans ce domaine afin d’aligner l’offre sur la demande qui est imprévisible dans une spécialité de la médecine avec une multitude de procédures de soin. Le but est d’améliorer les soins offerts aux urgences pour éviter les temps d’attentes excessifs, les souffrances prolongées ou pour encore éviter que les patients quittent les urgences sans avoir été pris en charge [18]. En proposant un processus de création des horaires automatisés, il est toujours nécessaire de garder de la flexibilité dans les règles imposées dans le modèle. En effet, il est courant d’observer une pénurie de médecins urgentistes sur certaines journées. Dans ce cas là, le modèle doit le prévoir, afin d’en gérer ses conséquences [23].

Il existe deux études qui se sont intéressées au problème d’horaire des urgences du HSCM. Beaulieu et al. [3] développent un modèle mathématique prenant en compte toutes les contraintes qui résident dans ce service des urgences. Il planifie les horaires des médecins sur un horizon de temps de six mois et cela un moins d’une journée. Cette tâche, réalisée par un membre du personnel, prend approximativement une semaine à être réalisée. Dans Gendreau et al. [16], ils réunissent les contraintes de cinq services d’urgences différents de la région de Montréal (dont HSCM fait partie) afin de créer des formes génériques pour ces

contraintes rencontrées. Ils proposent de catégoriser les contraintes dans quatre catégories différentes :

- Les contraintes concernant l'offre et la demande
- Les contraintes sur la charge de travail
- Les contraintes d'équité
- Les contraintes ergonomiques

La première catégorie regroupe les contraintes qui concernent la disponibilité des médecins, ou encore la couverture souhaitée par l'établissement. La seconde regroupe les contraintes qui régissent avec la charge de travail des médecins comme le nombre de quarts voulus. La troisième catégorie de contraintes assure l'équité entre les médecins en contrôlant l'attribution des quarts. Et enfin, la dernière catégorie regroupe les contraintes qui traitent sur la qualité de l'horaire comme, par exemple, contrôler le nombre de nuit de suite. Bien que ces études concernent notre contexte, elles ne prennent pas en compte la variabilité de la demande ni les variations de productivité des médecins. Elles proposent une réponse constante en termes de médecins pour couvrir cette demande. Ceci peut causer un encombrement des urgences, et une augmentation des temps d'attentes.

Cependant, différentes études incorporent la quantité de patients et la productivité dans leur modèle mathématique. Dans Savage et al. [34], ils déterminent l'arrivée des patients avec des modèles additifs généralisés, reposant sur le processus de Poisson, et la productivité des médecins avec le ratio Pt/hr. Ensuite, ils incorporent ces paramètres dans un modèle mathématique assez simple afin de déterminer le nombre de médecins nécessaire pour couvrir la demande. Ce type de résultat amène à embaucher des médecins pour couvrir la demande. Dans Ganguly et al. [15], un modèle stochastique est développé prenant en compte la variabilité de la demande et différents niveaux de compétences des effectifs. Ce modèle aide à réduire les coûts de personnel et améliore la qualité du service offert aux patients. De même, EL-Rifai et al. [12] créent aussi un modèle stochastique prenant en compte la demande et les différents niveaux d'expertise des médecins. Ils optimisent la distribution des quarts entre les différents membres du personnel et minimisent le temps d'attente aux urgences. Cependant, ces études ne prennent pas en compte toutes les règles liées au travail comme l'équité ou encore la disponibilité des médecins, mais seulement les contraintes liées à la satisfaction de la demande. Ce qui crée une sérieuse limitation, car la réalité des horaires dans les urgences n'est pas respectée.

### CHAPITRE 3 ORGANISATION DU TRAVAIL DE RECHERCHE

Notre étude contribue à la littérature dans la mesure où on crée un modèle mathématique prenant en compte les contraintes qui témoignent de la réalité des urgences, mais aussi prenant en compte la demande pour allouer les quarts au médecin selon leur productivité. La demande est prédite pour chaque heure en utilisant l'outil Prophet de Facebook. La productivité est évaluée individuellement grâce aux données récoltées, et les variations de productivité à l'intérieur d'une semaine sont mesurées. L'originalité de notre étude réside dans cette productivité calculée, car on veut montrer qu'en prenant en compte la variation de productivité entre les médecins, il est possible de répondre à la variation de la demande, sans embaucher de nouveaux médecins. De cette manière, il y a un impact positif sur la demande traitée et donc une diminution du temps d'attente pour le patient.

Avant d'introduire l'article qui présente la méthodologie et les résultats de notre étude, les objectifs sont présentés. L'objectif général met en lumière la problématique de ce projet, et les objectifs spécifiques détaillent cet objectif général.

L'objectif général de ce projet est de mesurer l'impact de la prise en compte de la productivité des médecins sur la création des horaires aux urgences.

Les différents objectifs poursuivis par le projet, afin de répondre à l'objectif général, sont les suivants :

1. Analyser l'arrivée des patients et utiliser un modèle de prédiction afin de prédire le nombre de patients arrivant chaque heure sur notre horizon de temps.
2. Déterminer le poids, en termes de temps de diagnostic, de chaque patient.
3. Déterminer un indice de productivité des médecins urgentistes qui caractérise l'offre de service d'un médecin en y incorporant le poids, en termes de temps, des patients. Prendre en compte lors de la création de ce ratio, les variations possibles de productivité à l'intérieur d'une semaine.
4. Réaliser des horaires en milieu hospitalier en tenant compte de l'indice de productivité des médecins et de la demande prédite. Le but est de créer un horaire fidèle à la réalité avec prise en compte de toutes les contraintes pour faire un bon horaire. En minimisant l'écart entre la somme de la productivité des médecins et la quantité des patients, on

s'assure que l'équité est respectée, ainsi que le respect des préférences des médecins.

## CHAPITRE 4 ARTICLE 1: PRODUCTIVITY-DRIVEN PHYSICIAN SCHEDULING IN EMERGENCY DEPARTMENTS

### 4.1 Authors

FANNY CAMIAT, MARÍA I. RESTREPO, JEAN-MARC CHAUNY, NADIA LAHRICHI AND LOUIS-MARTIN ROUSSEAU

Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'Entreprise, la logistique et le transport, CIRRELT, Montréal, Québec H3T 1J4, Canada.

Département de mathématiques et de génie Industriel, Polytechnique Montréal, Montréal, Québec H3C 3A7, Canada.

Université de Montréal, 2900 Boulevard Edouard-Montpetit, Montréal, Québec H3T 1J4, Canada.

*Annals of Emergency Medicine*

### 4.2 Abstract

**Objective** The objective of this study is two-fold: to propose an alternative approach for computing the productivity of physicians in emergency departments (EDs); and, to allocate productivity-driven schedules to ED physicians so as to align physician productivity with demand (patient arrivals), without decreasing fairness between physicians, in order to reduce ED overcrowding.

**Methods** Historical data between 2008 and 2017 from the Sacré-Coeur Montreal Hospital ED is analyzed and used to predict the demand and to estimate the productivity of each physician. These estimates are incorporated into a mathematical programming model that identifies feasible schedules to physicians that minimize the difference between patients' demand and physicians' productivity, along with the violation of physicians' preferences and fairness in the distribution of shifts.

**Results** Results on real-world based data show that when physician productivity is included in the allocation of schedules, demand under-covering is reduced by 10.85% and the fairness between physicians is maintained. However, physicians' preferences (e.g., sum of the differences between the number of wanted shifts and the number of allocated shifts) deteriorates by 7.61%.



**Conclusions** By incorporating the productivity of physicians in the scheduling process, we see a reduction in EDs overcrowding and an improvement in the overall quality of health care services.

### 4.3 Keyword

Physician scheduling, Physicians' productivity, Emergency departments

### 4.4 Introduction

Physician scheduling plays a critical role in Emergency Departments (ED) planning. The impact of having the right amount of resources, with the right skills and experience level, can significantly improve the quality of service for patients as well as working conditions for physicians.

In the province of Quebec, specifically, EDs are known to be the most overcrowded in the world [9]. This problem leads to undesirable consequences that degrade Quebec's health care system. Some examples of these consequences are: patients leave emergencies without having seen a physician [10], physician productivity is decreased, there is extended dissatisfaction and suffering for the patient, and wait times are excessive. The rate of adults waiting at least 5 hours during their last emergency visit in 2016 in Quebec was 44%, twice as high than in the rest of Canada[29]. Reducing this congestion is a high priority to offer better care in EDs in Quebec. The government of Quebec highlighted staff scheduling, among other factors, as a cause this overload [28]. Therefore, to improve this problem, ensuring better planning for ED physicians is one of the major challenges to tackle. [20]. This also true in the United-States [1].

Physician planning is a complex task since emergency rooms are open 24 hours a day, 7 days a week. ED physicians often work night and weekend shifts, while other specialties simply require physicians "on call" during their shifts [5]. In addition, ED physicians must diagnose all types of illnesses while other physicians focus on diseases that are specific to their specialty. These features create a variation in their own productivity, which can lead to an impact in ED overcrowding. Although different methods have been proposed to meet the demand in EDs, most of them do not take into account the productivity of physicians. This constitutes a serious limitation, as productivity behavior is highly variable from one physician to another due to different seniority levels or to the work environment.

In order to better manage ED overcrowding and lack of systematic tools to generate sched-

ules, we propose an innovative approach based on physician productivity and the estimated hourly demand (patient arrivals) embedded in a mathematical model. We analyze the ED patient arrivals to determine the most accurate demand forecasting model. Then, we introduce a physicians' productivity index that seeks to reflect the work behavior from each physician. This index is based on a *heaviness* classification of each patient (i.e., length of consultation), as well as on an estimate of the average number of patients served at each shift and day of the week. We further propose an optimization model that includes physicians' preferences and availabilities, workload fairness and several work regulations. The objective is to minimize the hourly difference between patient arrivals and physicians' productivity, along with the violation of physicians' preferences and fairness in the distribution of shifts. We note that the consequence of this study is not to overload the most efficient physicians by allocating schedules when patient demand is high. To prevent this, we ensure fairness in the physician schedule allocation by minimizing unfairness in the objective function. This project is motivated by a collaboration with Sacré-Cœur Hospital of Montreal (HSCM). We have received ethics department approval to use anonymous patient data from March 2008 to September 2017.

The paper is organized as follows. In Section 4.5, we review related work on patient arrival prediction. We also present a revision on the computation of physician productivity, as well as physician scheduling. In Section 4.6, we present the methodology to compose physician schedules aimed at reducing overcrowding in EDs. Numerical results are presented and discussed in Section 4.7. Concluding remarks and future work follow in Section 4.8.

## 4.5 Related Work

A general classification of the personnel scheduling process is suggested in [14]. This classification contains several modules starting with the demand modeling to determine staffing requirements and ending with the specification of the work to be performed, over a given planning horizon, by each individual in the workforce. In this section, we present a brief review of recent works addressing the different modules used for the design and allocation of productivity-driven physician schedules in EDs.

### 4.5.1 Patient arrivals

The quality of ED services, often measured by waiting time and length of stay, is significantly affected by an accurate prediction of patient arrivals [40], as decisions involving staff planning and allocation of resources within ED highly depend on these predictions. There has been

a significant amount of work done applying different techniques to model and predict the demand in the health care sector. Time series analysis is among the most popular methods, with applications including the use of exponential smoothing [6, 25, 4], autoregressive integrated moving average (ARIMA) models [6, 4, 36], univariate and multivariate seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) models [25, 27], multivariate vector autoregressive (VAR) models [26], and generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) models [24]. Linear regression models and nonlinear regression models [40, 4] have also been proposed as alternatives to predict patient visits to EDs. The previous methods have been successfully used in ED forecasting since they allow seasonal modeling by including variables for the day of week, month of year and holidays. They also allow the identification of repeated patterns in the time series data. Poisson regression models and artificial neural networks are also among the different alternatives used to predict the demand for ED services. Some applications of these techniques are presented in [25, 31, 32, 40]. The reader is referred to [39] for a review on studies designed to predict patient attendance at ED or walk-in clinics.

#### 4.5.2 Productivity

In order to meet patient demand in EDs, it is important to quantify physicians' productivity so as to know the hospital's emergency health capacity. Physicians' productivity is generally defined in the literature by two major indicators: the patients seen per hour (Pt/hr) and the relative value unit (RVU). The ratio Pt/hr denotes the average number of patients seen by a physician per hour without taking into account patients who were handed over at change of shift [30, 2]. RVU measures estimates of physicians' effort and practice expense. Although these indicators were initially proposed as a way of bringing more homogeneity to the health care reimbursement procedures [17], the ratio of Pt/hr and the RVU present some important shortcomings. These shortcomings include the lack of adaptability to changes in medical practice, the lack of flexibility to be adapted in a large variety of systems, and the fact that the educational level of the physicians is not taken into account to build these indicators [35]. Despite this, the improvement of physicians' productivity in EDs to reduce patient waiting times is an issue often questioned in the literature. Different studies aim to improve physicians' productivity. The physician payment mechanism by fee-for-service compensation is evaluated in [22]. According to [30] the use of a physician navigator, a team member that assists a physician in activities to reduce the non-clinical workload during a shift, improves the productivity of ED physicians. In [2] it is shown that the utilization of scribes, a person who assists physicians with the clerical aspects of patient care, can help enhance physician productivity. However, alternative factors that might influence productivity (e.g., type of

shift, acuity of patients) are almost never analyzed in studies, although it is known that a long sequence of night shifts might decrease the productivity of physicians [11].

### 4.5.3 Physician scheduling

The body of operations research literature directed to ED care services is extensive [13]. This literature mainly focuses on strategic decisions related to regional coverage and capacity dimensioning for ambulances, and on tactical decisions associated with physician and nurse scheduling [21]. The importance of physician scheduling lies in the implementation of different staffing levels. These are then based on patient arrival rates at different moments within the day and week to decrease patient waiting times and reduce the number of patients that leave the ED without being seen [18]. With this in mind, [12] introduces a stochastic optimization model for ED physician scheduling. This model takes into account the stochastic nature of patient arrivals to create physician schedules that respond in a robust way to demand variability. Two studies have already addressed a similar physician scheduling problem for the HSCM ED. In [16], the problem of constructing physician schedules for emergency rooms demonstrates studies from five different hospitals (including HSCM). The authors propose a generic form for the constraints encountered in EDs. In [3], a mathematical programming model was developed to schedule physicians in ED for a planning horizon of 6 months. Although these studies describe the physician scheduling situation in EDs and show that automated approaches can significantly reduce the time and effort required to construct good-quality physician schedules, the proposed approaches do not match physicians' productivity with patient demands, which we believe constitutes a powerful way to reduce patients' waiting time.

Some studies propose incorporating the productivity of physicians in the composition of schedules. An analytic model capable of scheduling providers with different skill profiles and with patients of varying acuity levels is proposed in [15]. In [34], Poisson-based generalized additive models are used to estimate patient arrival rates. A mathematical programming model that incorporates physicians' productivity (computed as the average ratio of the number of patients seen per hour) is proposed to produce an optimal ED shift schedule. Although these studies show that aligning physician productivity with patient arrivals helps to balance staffing costs and to decrease unmet patient demand in EDs, the differences in performance between physicians are not evaluated as the productivity ratio is assumed to be the same for each physician. In addition, these studies do not incorporate work regulations for the composition of schedules, physicians' availabilities, and fairness in the distribution of shifts, creating serious limitations that degrade the work-life balance for physicians in EDs.

## 4.6 Problem Definition and Formulation

The physician scheduling problem in EDs considers a *planning horizon* including  $|D|$  days, where each day  $d \in D$  is divided in equal-length *time intervals*  $i \in I_d$ . We assume that a fixed number of physicians  $|P|$  is given and that each physician  $p \in P$  is characterized by some preferences and availabilities. Emergencies ( $E$ ) are typically divided into multiple sections or types. Therefore, we divide the set of *daily shifts*  $S$  into the same number of sections. Each shift is also divided into types, depending on the hours of the day they cover (e.g. *day*  $S_D$ , *evening*  $S_E$  and *night*  $S_N$ ). In our case, HCSM is divided into two sections: *acute care area* (A) and *fast-track clinic* (F) ( $E = \{A, F\}$ ), and two types of shifts are used (*acute care area* shifts  $S^A$  and *fast-track clinic* shifts  $S^F$ ). Each shift  $s \in S$  is characterized by a set of attributes, namely: a start time  $b_s$ , a length  $l_s$  and the section of the emergency it covers  $e_s$ . The demand (given by parameter  $d_{edi}$ ) denotes the number of patients arriving each day  $d \in D$ , at each time interval  $i \in I_d$ , for each emergency section  $e \in E$ . The objective of the physician scheduling problem in EDs is to allocate feasible schedules to physicians while minimizing the under-covering and over-covering of demand (number of new patients arriving at each time period), while also taking into account deviations in physician preferences and the fairness in the distribution of shifts.

In this section, we present the methodology to solve the problem under study. First, we describe the methods adopted to forecast the demand and to compute the physicians' productivity. Second, we present the notation and formulation of the optimization model used to generate physician schedules.

### 4.6.1 Data description

The HSCM is a university hospital affiliated with the University of Montreal and belonging to one of the five integrated university health and social services centers (CIUSSS) in the city. The hospital can accommodate up to 62,000 patients per year. 35 physicians worked there in 2017. The demand of the acute care area is covered by six 8-hour length shifts starting at 7am, 8am, 3pm, 4pm, 11pm and 12am. The demand of the fast-track clinic is covered by four 8-hour length shifts starting at 7am, 8am, 3pm and 4pm. Day shifts ( $S_D$ ) start at 7am and 8am, evening shifts ( $S_E$ ) start at 3pm and 4pm, and night shifts ( $S_N$ ) start at 11pm and 12am. This distribution of shifts means that the night acute care physicians assume patients of the fast-track clinic.

Anonymous data was collected from March 2008 to September 2017, including approximately 600,000 entries. Each entry represents a physician consultation. Variables are divided into

two groups. The first group corresponds to the patients' characteristics and the second group to the consultation characteristics. The variables used in the study are presented in Table 4.1.

Table 4.1 Types of variables collected.

Patients' variables	Consultation variables
age	physician code
gender	consultation date
language barrier	type of emergency
arrival date	Kardex <sup>1</sup> codes
arrival type	examen codes
departure date	complaints
departure type	length of consultation
triage level <sup>2</sup>	

The historical information contains 36,021 different worked shifts, representing 288,168 hours of work. 45.21% of patients are women and 54.79% are men. The average age of patients is 51.75 years and 46.66% of patients were treated in the acute care area and 0.27% of patients had a language barrier (i.e., the patient did not speak French or English). The proportion of patients in each triage level is presented in Table 4.2.

Table 4.2 Proportion of patients in each triage level.

Triage level	Percentage
1	1.67%
2	23.24%
3	47.78%
4	21.70%
5	5.61%

#### 4.6.2 Demand forecasting

The ability to accurately forecast the demand is a fundamental requirement for developing robust decision support tools in resource planning for health care. In fact, several operational problems can be avoided when accurate demand forecasts are included in the different planning levels (i.e., strategic, tactical and operational). For instance, scheduling decisions in emergency rooms are generally driven by forecasts of the amount of patients arriving at

1. Quebec Nursing Documentation Tool

2. Triage level determined by the Canadian Triage and Acuity Scale (CTAS)

each time period in a given planning horizon. If this demand is accurately predicted, several operational problems, such as long patient waiting times and physician over-utilization, can be avoided.

To estimate the total number of patients  $b_{edi}$  arriving to the emergency room during day  $d \in D$  at time interval  $i \in I_d$  for emergency type  $e \in E$  we used a two-step methodology. First, we forecasted the total number of patients  $b_{ed}$  arriving at day  $d \in D$  for emergency type  $e \in E$  (temporal aggregation). This temporal aggregation of the demand was then distributed among the time periods of each day by means of an *intra-day distribution model*.

The total number of patients  $b_{ed}$  was estimated by using a *decomposable time series model* [19] with three main model components: *growth*, *seasonality*, and *holidays*. These components (presented in equation (4.1)) represent the *growth* function ( $g_{ed}$ ) which models *non-periodic changes* in the value of the time series, the *periodic changes* function ( $s_{ed}$ ) modeling weekly or yearly seasonality, and the *effects of holidays* function ( $h_{ed}$ ) including effects from holidays, such as Easter and Christmas day. The error term  $\epsilon_{ed}$  represents irregular changes in demand, which are not accommodated by the time series model.

$$b_{ed} = g_{ed} + s_{ed} + h_{ed} + \epsilon_{ed}, \forall e \in E \quad (4.1)$$

Equation (4.1) is estimated with Facebook Prophet [37]. This tool uses an *additive regression model* with four components: i) a piecewise linear or logistic growth curve to detect changes in trends by selecting change points from the historical data; ii) a yearly seasonal component modeled using Fourier series; iii) a weekly seasonal component using dummy variables; iv) a user-provided list of relevant holidays. The reader is referred to [37] for more information on how Facebook Prophet works.

Let  $r_{edi}$  be a parameter denoting the mean of the percentage of the total number of patient arrivals during day  $d \in D$  for emergency type  $e \in E$  that are allocated to time period  $i \in I_d$ . This parameter is estimated with nine-year historical data providing information on the number of patients arriving for each emergency type at each time interval of the day. As we assume the month of the year does not have a significant effect in the intra-day distribution model,  $r_{edi}$  only varies according to weekdays or weekends. The aggregate estimated demand  $\hat{b}_{ed}$  is distributed among the periods of the day by using  $r_{edi}$ . Hence, the estimate of the number of patients of type  $e \in E$  arriving at time period  $i \in I_d$  of day  $d \in D$  ( $\hat{b}_{edi}$ ) is given by:

$$\hat{b}_{edi} = [r_{edi} \times \hat{b}_{ed}], \forall e \in E, d \in D, i \in I_d \quad (4.2)$$

Where  $\lceil \cdot \rceil$  represents the nearest integer value.

### 4.6.3 Physicians' productivity

The goal of the productivity index is to create a fair indicator that will reflect the capacity of each physician to serve new patients (i.e., patients who were not handed over by another physician). New patients represents 84 % of the total time of consultations. Consequently, treating new patients defines the main task of ED physicians. However, the acuity level determined by the triage level does not reflect the capacity to treat new patients, since it is not correlated with consultation length [41]. That is why we propose computing the productivity index by taking into account two components: an estimation of the number of patients each physician serves at each time interval of his shift; and the patients' "heaviness" (i.e., the consultation length).

The patient heaviness is computed for each patient based on historical data. To do so, we divided the consultation length into 3 categories:  $c_1$  for consultations with a length between 0 and 15 minutes,  $c_2$  for consultations with a length between 15 and 30 minutes and  $c_3$  for consultations with a length larger than 30 minutes. Table 4.3 presents the proportion of patients observed in each category. The most represented category is  $c_3$  including around 50% of the patients. Categories  $c_1$  and  $c_2$  contain 20.87% and 30.01% of the patients, respectively. This distribution of patients among the different "heaviness" categories demonstrates the importance of including the length consultation in the productivity index.

Table 4.3 Proportion of patients in each category of length consultation with their associated weight.

Category	Percentage	Mean consultation length ( $t$ )	Weight ( $\hat{w}$ )
$c_1$	20.87%	10 min	0.3
$c_2$	30.01%	22 min	0.6
$c_3$	49.12%	55 min	1.5

Each category owns a mean consultation length denoted by  $t_1, t_2$  and  $t_3$  as shown in Table 4.3. Let  $\bar{t}$  be the mean consultation length for all the consultations (equal to 36 min). With these two values, we then affect an estimated weight to each patient  $\hat{w}$  given by:



$$\hat{w} = \frac{t}{\bar{t}}, \forall t \in \{t_1, t_2, t_3\} \quad (4.3)$$

We construct an intermediate productivity index  $P_{ps}$  based on the number of patients (counted with their weight  $\hat{w}$ ) treated by the physician  $p \in P$  during each shift  $s \in S$  observed in the historical data. This preliminary statistical study determined that there is not a significant effect on the month of the year in this index. However, this index varies according to the day, the type of shift and the type of emergency. Let  $\hat{p}_{pjs}$  be the estimate of the productivity index for each physician  $p \in P$  during day  $j \in J$  and shift  $s \in S$ . Set  $J$  denotes the days of week. This productivity index  $\hat{p}_{pjs}$  is given by:

$$\hat{p}_{pjs} = \sum_{s'=1}^{N_{pds}} \frac{P_{ps'}}{N_{pds} \cdot l_s}, \forall p \in P, j \in J, s \in S \quad (4.4)$$

Where  $l_s$  denotes the length of the shift  $s \in S$  and  $N_{pds}$  is the total number of shifts  $s \in S$  worked during day  $j \in J$  by physician  $p \in P$ . This productivity index is not biased by the variation of productivity throughout a week and precisely reflects the capacity of each physician to consult new patients during one time period of the day.

#### 4.6.4 Mathematical model

In this section, we describe the mathematical model for the productivity-based physician scheduling problem. We developed a mixed-integer programming model that generates a near-optimal schedule responding to different objectives. This model also satisfies several complicating rules such as physicians' preferences, availabilities, and fairness in the distribution of shifts.

The objective of the proposed model is to **reduce unmet patient demand** by matching capacity (physicians' productivity) with demand (number of patients arriving per hour). Since physician retention is one of the most critical issues facing hospital administrations [5], the model also aims to **minimizing physicians' dissatisfactions and unfairness** in the distribution of shifts between physicians. Physicians' dissatisfaction are measured as the sum of differences between the number of shifts wanted and the number of shifts allocated. Unfairness between physicians is measured as the sum of differences between the number of day shifts and the number of evening and night shifts allocated to the schedules.

Physician schedules in EDs are often subject to various constraints. These constraints are

divided into four categories [3]: *compulsory constraints*, *ergonomic constraints*, *distribution constraints* and *goal constraints*. Compulsory constraints are based on rules that must be absolutely enforced, such as, a rest of sixteen hours between two consecutive shifts, respecting physicians’ availabilities, and the consideration of physicians’ qualifications to perform certain shifts. For instance, physicians over 50 years-old may not be allocated night shifts. The largest number of constraints are grouped into the category of ergonomic constraints. These constraints search to improve the quality of the schedules produced by limiting the number of successive working days belonging to ergonomic constraints and by enforcing a certain continuity in shifts during the weekend. Distribution constraints limit the number of certain types of shifts allocated to schedules. For instance, each schedule must contain a maximum number of night and weekend shifts allocated within the planning horizon. Finally, goal constraints are based on rules which cannot always be satisfied. For instance, the under-covering and over-covering of patient demand, the under-staffing and over-staffing of the quantity of physicians required to work in each type of shift, and the respect of physicians’ preferences. The reader is referred to 4.9 for the definition of the decision variables and parameters, as well as the mathematical formulation for the productivity-based physician scheduling problem in EDs.

## 4.7 Numerical Results

This section presents the computational results obtained after testing the proposed model on real-world based data. The goal of our study is to improve ED scheduling in order to minimize patient wait times. We want to show that the incorporation of physicians’ productivity is an efficient way to better schedule ED physicians without additional costs. First, we describe the generation of the different instances. Then, we evaluate the differences in schedule quality when using different values for the penalties in the objective function. Finally, we discuss the results.

### 4.7.1 Instances generation

To evaluate the ability of our model to cope with demand and productivity variation, we use four scenarios with different weights ( $p_1, p_2, p_3$  and  $p_4$ ) associated to each criteria in the objective function. This allows us to find the configuration that better meets the objectives set by HSCM. We remark that the minimization of under-staffing is the most important objective for HSCM. Hence, this objective is associated with the largest weight in the objective function. Scenario 1 reproduces the current situation of the HSCM ED when the coordination between physicians’ productivity and patient demand is not optimized. Scenario 2

characterizes the situation when all the goals of the objective function are fairly taken into account. Scenario 3 (resp. Scenario 4) represents the situation when the coordination between physicians’ productivity and patient demand (resp. physicians’ dissatisfactions and unfairness) is prioritized. The different characteristics of the scenarios are summarized in Table 4.4.

Table 4.4 Scenarios

Scenarios	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$
Weight for under-staffing ( $p_1$ )	100	100	100	100
Weight for over-covering and under-covering ( $p_2$ )	0	1	10	1
Weight for unfairness ( $p_3$ )	10	1	1	10
Weight for physicians’ dissatisfactions ( $p_4$ )	10	1	1	10

We use a planning horizon of 13 weeks as in HSCM.

#### 4.7.2 Accuracy of the demand forecast model and physicians’ productivity index

In Section 4.6.2 we introduce a method to forecast the hourly patient demand using Facebook Prophet [37]. This method takes into account the potential seasonality of the patients’ demand and the effects of holidays. Figure 4.1 shows there is an upward trend for the patients’ demand in fast-track clinic. It also shows that Christmas and New Year’s day create a punctual impact on the patients’ demand. A weekly trend is also determined in both fast-track clinic and acute care area.

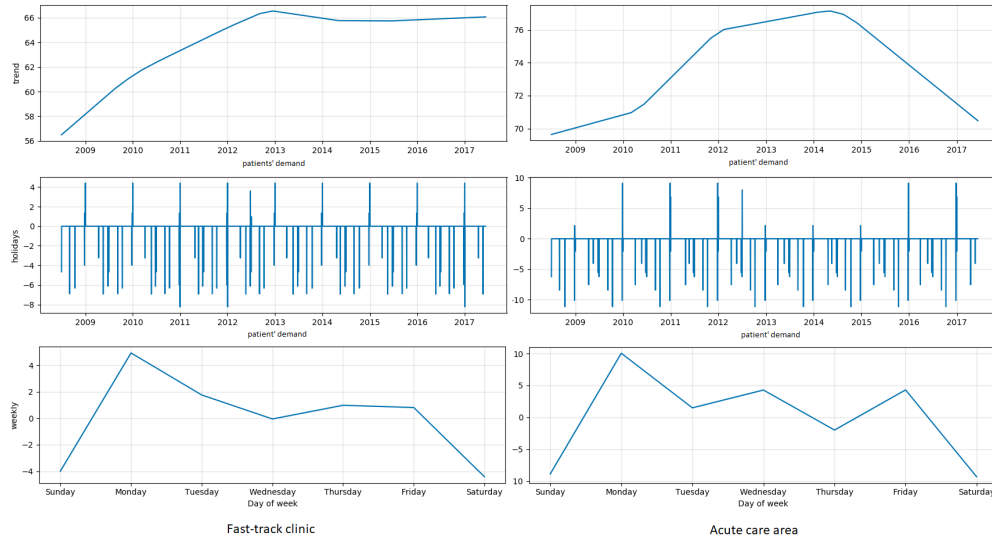


Figure 4.1 Seasonality of patients' demand.

Figure 4.2 shows how the forecast demand behaves on it's own, compared to the real demand for the first week. This first week represents how a weekly trend is observed in both acute care area and fast-track clinic. We remark that the forecast demand doesn't exactly predict the sudden variations into one day, but only provides the daily trend.

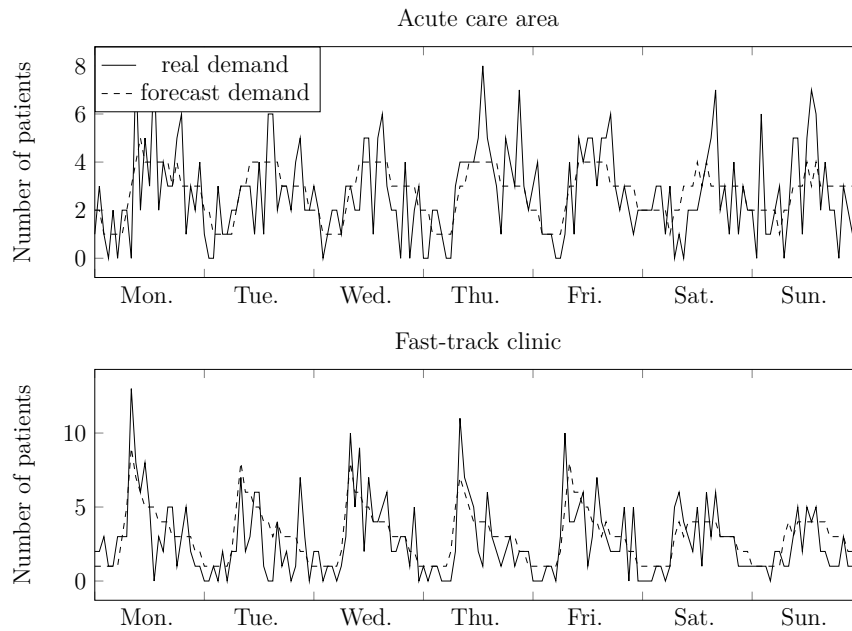


Figure 4.2 Comparison of patients' arrival in the acute care area and in the fast-track clinic per day of the first week.

In Section 4.6.3 we introduced a method to compute the productivity ratio of each physician. These productivity ratios present two particular features which, to the best of our knowledge, have not yet been introduced in the literature. First, we assume that the physicians' productivity varies from one physician to another. Indeed, as shown in Figure 4.3, the distribution of the individual mean productivity ratio in both acute care area and fast track clinic significantly varies among all physicians. Second, we assume that the physicians' productivity varies within the days of the week.

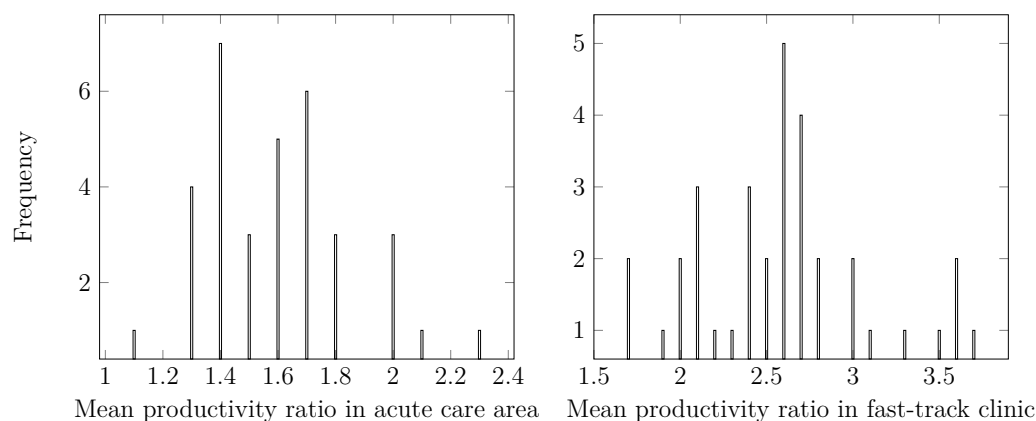


Figure 4.3 Distributions of physicians' productivity into the type of emergencies.

In Figure 4.4, we present the weekly variation of the average of the estimate *Productivity ratio* but also the weekly variation of the average of the physicians' productivity. The *Productivity ratio* fits with this productivity in both acute care area and fast-track clinic that proves the relevance of the *Productivity ratio*. In acute care area the productivity of physicians during the night shift is, on average, higher than the productivity during the day and the evening shifts. In general, physicians' productivity is higher during the weekend than during a weekday for both acute care area and fast-track clinic. The productivity in acute care area is not significantly affected by the weekdays. However, we observed a significant difference in the productivity of physicians for the fast-track clinic during all days.

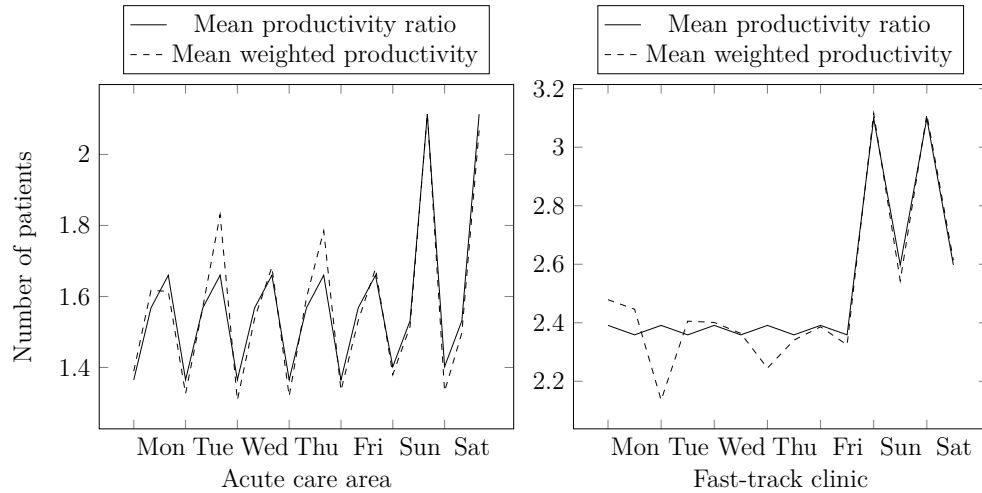


Figure 4.4 Weekly variations of physicians' productivity.

### 4.7.3 Results

This section presents the results of our study. First, we compare the results of the four scenarios by analyzing, from a broad perspective, the values for the different objectives. Then we analyze, in detail, the distribution of the differences between patients' demand and physicians' productivity throughout the planning horizon.

We define seven categories of indicators to determine the performance of each scenario. The first category measures the total under-staffing. Categories two and three measure the under-covering of patients' demand in acute care area and fast-track clinic, respectively. Categories four and five measure the over-covering of patients' demand in acute care area and fast-track clinic, respectively. The sixth category measures the fairness among physicians and, finally, the seventh category denotes the performance in respecting physicians' preferences. Table 4.5 presents the results of each category for each scenario.

Scenario 1 reproduces the current schedule of the HSCM ED. In this case, even though the coordination between physicians' productivity and patients' demand is not optimized, the fairness in the distribution of shifts and physicians' preferences is optimized. While the values for fairness and for physicians' preferences are the best among all scenarios, the values related to the under-covering and over-covering of patients' demand are, indeed, the worst among all scenarios. As a result, we analyzed the results of the three last scenarios in order to improve under-covering and over-covering of demand without degrading the number of under-staffed shifts, the fairness between physicians, and the respect of physicians' preferences.

Table 4.5 Computational results of each scenario.

Scenarios	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$
Objective value	960	2698	24986	3674
Gap (%)	2.08	4.52	4.93	4.98
CPU Time (sec)	75	10774	2779	9458
<b>1. Under-staffing</b>				
Number of under-staffed shifts	0	0	0	0
Number of allocated shifts	1014	1014	1014	1014
<b>2. Under-covering of patients' demand in acute care area</b>				
Total uncovered demand	1125	434	387	526
Mean(std) uncovered demand per hour	0.93(0.64)	0.51(0.39)	0.47(0.37)	0.59(0.45)
Maximum uncovered demand per hour	3.7	2.05	2.13	2.24
% uncovered demand	18.95	7.3	6.52	8.85
<b>3. Under-covering of patients' demand in fast-track clinic</b>				
Total uncovered demand	1631	790	717	874
Mean(std) uncovered demand per hour	1.43(1.18)	0.77(0.76)	0.76(0.70)	0.81(0.74)
Maximum uncovered demand per hour	7	4.01	2.36	3.97
% uncovered demand	24.98	12.1	10.99	13.38
<b>4. Over-covering of patients' demand in acute care area</b>				
Total over-covered demand	199	240	260	251
Mean(std) over-covered demand per hour	0.50(0.46)	0.35(0.43)	0.36(0.42)	0.38(0.39)
Maximum over-covered demand per hour	2.28	2.2	1.99	1.99
<b>5. Over-covering of patients' demand in fast-track clinic</b>				
Total over-covered demand	1412	879	934	848
Mean(std) over-covered demand per hour	1.36(0.98)	0.76(0.52)	0.75(0.53)	0.77(0.54)
Maximum over-covered demand per hour	4.89	2.42	3.71	2.52
<b>6. Difference between number of day shifts and the number of evening and night shifts</b>				
Mean(std)	0.32(0.47)	1.41(5.63)	9.29(11.21)	0.11(0.32)
Minimum per physician	0	0	0	0
Maximum per physician	1	33	43	1
Total number of shifts creating an unbalance	11	48	316	4
<b>7. Difference between number of wanted shifts and the number of allocated shifts</b>				
Mean(std)	2.71(7.53)	4.79(9.16)	7.38(10.70)	2.91(7.46)
Minimum per physician	0	0	0	0
Maximum per physician	33	34	41	33
Total number of allocated shifts not wanted	92	163	251	99

*Total under-staffing:*

All three scenarios ( $S_2$ ,  $S_3$  and  $S_4$ ) present the same values for under-staffing, as the large weight given to  $p_1$  ensures minimizing under-staffing as much as possible.

*Under-covering and over-covering of patients' demand:*

Scenarios 2 and 3 present similar results regarding the under-covering and over-covering of patients' demand. The percentage of uncovered demand in Scenario 4 is reduced when compared to Scenario 1. However, this percentage is slightly larger than the one obtained for Scenarios 2 and 3.

*Difference between the number of day shifts and the number of evening and night shifts:*

The difference between the number of day shifts and the number of evening and night shifts allocated to physicians gives an idea of the fairness in the distribution of shifts between them. Computational results show that schedules are more fair when Scenarios 1 and 4 are used to

solve the problem, rather than using Scenarios 2 and 3.

*Difference between the number of wanted shifts and the number of allocated shifts:*

The differences between the number of wanted shifts and the number of allocated shifts (corresponding to the number of unwanted shifts) denote the respect of physicians' preferences. Scenario 4 appears to be the best option for the number of unwanted allocated shifts. On the contrary, Scenarios 2 and 3 are simply unacceptable as the number of unwanted shifts doubles.

Scenario 4 seems to be the scenario that responds best to the objectives defined. Results related to under-covering and over-covering of patients' demand for Scenario 4 are close to the ones for Scenarios 2 and 3, where the coordination between productivity and demand is best. Results concerning fairness between physicians are close to the ones in Scenario 1, where only fairness and the respect of physicians' preferences are optimized. They are also significantly better than those for Scenarios 3 and 4, which are not acceptable as the degradation of these objectives is simply too large. While the results related to the physicians' preferences are worse than for those in Scenario 1, they are acceptable nonetheless. We summarize in Table 4.6 the improvement in the objectives when Scenario 4 is used instead of Scenario 1 (i.e the current situation). Negative improvements correspond to a degradation in the corresponding objective.

Table 4.6 Improvement of the objectives functions.

Objectives	Improvement
Number of under-staffed shifts	0%
% uncovered demand in acute care area	10.10%
% uncovered demand in fast-track clinic	11.60%
Number of shifts creating an unbalance	36.36%
Number of allocated shifts not wanted	-7.61%

From Table 4.6 we observe that the improvement in the alignment between productivity and demand, by using Scenario 4, is significant when compared to using Scenario 1. The percentage of uncovered demand is reduced by 10.10% and by 11.60% in acute care area and fast-track clinic, respectively. While the unfairness in the allocation of shifts decreases by 36.36%, unfortunately, the number of unwanted allocated shifts increases by 7.61%. The graphical results of this comparison are presented in Figure 4.5.

Figure 4.5 shows how the physicians' productivity (corresponding to the number of patients



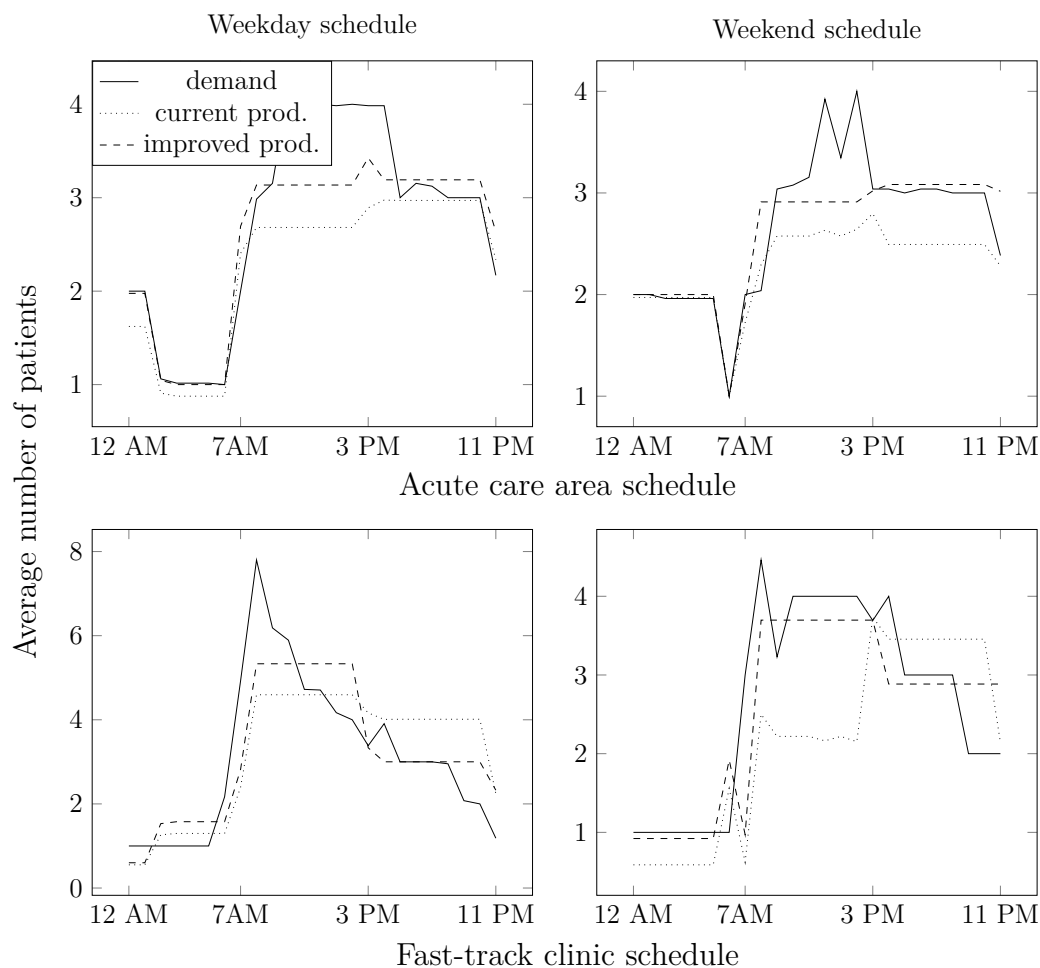


Figure 4.5 Results of the alignment between physicians' productivity and patients demand in acute care area and fast-track clinic.

the physician can treat) behaves, on average, in acute care area and fast-track clinic under Scenario 1 (i.e current schedule) and under Scenario 4 (i.e., improved schedule). The productivity of the improved schedule offers better alignment with patient arrival rates when compared to the productivity of the current schedule. This improvement is particularly visible on the weekend in the fast-track clinic. Indeed, in the current schedule, the physicians' productivity does not follow the patients' demand variations. When the demand is high in the morning physicians' productivity is lower than the afternoon, when the demand is lower.

## 4.8 Conclusions

This study shows that emergency department overcrowding can be significantly reduced by incorporating physicians' productivity in the design and allocation of physician schedules. The incorporation of physicians' productivity to meet patients' demand offers a cost-free way (i.e., it is not necessary to hire more physicians) to decrease patients' unmet demands and waiting times without significantly degrading fairness and physicians' preferences. We have proposed a model to predict the arrival of patients and a productivity index including patients' heaviness (i.e., consultation time), while also taking into account the productivity variations within a week. These parameters are incorporated into a mathematical model that improves the coordination between physicians' productivity and patient arrivals without significantly degrading fairness among physicians, as well as their preferences. Thus, it is possible to reduce the percentage of uncovered demand in both acute care area and fast-track clinic. The proposed model can be generalized to other emergency departments, as the constraints included in the mathematical formulation are common and relevant to most emergency departments.

This study could easily evolve into a simulation study. Indeed, we are not yet able to measure the exact impact of such schedules on patients' waiting times in the emergency department, but believe simulation could be used to resolve this issue.

## 4.9 Mathematical model

### 4.9.1 Variables and parameters description

Let  $x_{pds}$  be a binary variable that takes value 1 if physician  $p \in P$  is allocated to shift  $s \in S$  in day  $d \in D$ . Let  $b_{edi}^+$  and  $b_{edi}^-$  be non-negative slack variables denoting the over-covering and under-covering of demand for emergency type  $e \in E$  during time period  $i \in I_d$  in day  $d \in D$ , respectively. Non-negative variables  $s_p^+$  and  $s_p^-$  represent positive and negative deviations between the number of day shifts and the number of evening and night shifts allocated to physician  $p \in P$ , respectively. Let  $g_p^+$  and  $g_p^-$  denote the positive and negative differences between the number of shifts wanted and the number of shifts allocated to physician  $p \in P$ , respectively. Let  $c_{ds}^-$  be a slack variable representing the number of missing physicians required to cover shift  $s \in S$  during day  $d \in D$ . The parameters used in the productivity-driven physician scheduling model are defined in Table 4.7.

Table 4.7 List of parameters.

Name	Type	Definition
$\delta_{si}$	Binary	Takes value 1 if shift $s$ covers time period $i$ , it assumes value 0 otherwise
$w_d$	Integer	Indicates the day of the week (e.g., Monday,..., Sunday) associated with day $d$
$\hat{p}_{pjs}$	Float	Productivity index for physician $p$ , during day of the week $j$ and shift $s$
$\hat{b}_{edi}$	Integer	Estimated number of patients arriving at time period $i$ in day $d$ for emergency type $e$
$w_p$	Integer	Number of shifts wanted by physician $p$
$c_{ds}$	Integer	Number of budgeted physicians to cover shift $s$ during day $d$
$e_{ps}$	Binary	Takes value 1 if physician $p$ is qualified to work on shift $s$ , it assumes value 0 otherwise
$d_{pds}$	Binary	Takes value 1 if physician $p$ is available to work on shift $s$ of day $d$ , it assumes value 0 otherwise
$s_p^{\max}$	Integer	Maximal number of shifts preferred by physician $p$
$n_p^{\max}$	Integer	Maximal number of night shifts preferred by physician $p$
$n^w$	Integer	Maximal number of weekends that can be allocated to each physician
$p_1, p_2, p_3, p_4$	Integers	Weight of each objective in the objective function

#### 4.9.2 Mathematical formulation

The multi-objective function of the model (4.5) minimizes under-staffing and under-covering and over-covering of the patient demand. This objective function also ensures a certain fairness, minimizing the differences between the number of day shifts and the number of evening and night shifts allocated to each physician. Objective (4.5) also ensures the satisfaction of physicians' preferences, minimizing the difference between the number of shifts wanted and the number of shifts allocated.

$$\begin{aligned}
\min \quad & p_1 \sum_{d \in D} \sum_{s \in S} c_{ds}^- + p_2 \sum_{e \in E} \sum_{d \in D} \sum_{i \in I_d} \left( \frac{1}{2} b_{edi}^+ + b_{edi}^- \right) + \\
& p_3 \sum_{p \in P} \left( \frac{1}{2} s_p^+ + s_p^- \right) + p_4 \sum_{p \in P} (g_p^+ + g_p^-)
\end{aligned} \tag{4.5}$$

The productivity-driven physician scheduling model is subject to the following constraints:

*Compulsory constraints :*

Constraints (4.6) guarantee that each physician is allocated to maximum one shift per day.

$$\sum_{s \in S} x_{pds} \leq 1, \forall p \in P, d \in D \tag{4.6}$$

Constraints (4.7) and (4.8) ensure a minimum rest time of sixteen hours between two con-

secutive shifts.

$$\sum_{s \in S_E \cup S_N} x_{pds} + \sum_{s \in S_D} x_{p(d+1)s} \leq 1, \forall p \in P, d \in D \setminus \{|D|\} \quad (4.7)$$

$$\sum_{s \in S_N} x_{pds} + \sum_{s \in S_D \cup S_E} x_{p(d+1)s} \leq 1, \forall p \in P, d \in D \setminus \{|D|\} \quad (4.8)$$

Constraints (4.9) ensure that the availabilities for each physician are respected.

$$x_{pds} \leq d_{pds}, \forall p \in P, d \in D, s \in S \quad (4.9)$$

Constraints (4.10) ensure that physician qualifications to perform certain shifts are respected.

$$x_{pds} \leq e_{ps}, \forall p \in P, d \in D, s \in S \quad (4.10)$$

*Ergonomic constraints :*

Constraints (4.11) ensure that after a physician ends a night shift at day  $d + 1$  (which means the physician starts this shift the day  $d$ ), this physician is not allowed to work a night shift the day after.

$$\sum_{s \in S_N} (x_{pds} - x_{p(d+1)s} + x_{p(d+2)s}) \leq 1, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 2 \quad (4.11)$$

Constraints (4.11) ensure that after a physician ends a night shift at day  $d + 1$  (which means the physician starts his shift the day  $d$ ), this physician is not allowed to work a day or an evening shift the day after.

$$\sum_{s \in S_N} x_{pds} + \sum_{s \in S_D \cup S_E} x_{p(d+2)s} \leq 1, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 2 \quad (4.12)$$

Notably, constraints (4.11) and (4.12) ensure together that a day-off is allocated after a sequence of night shifts.

Constraints (4.13) prevent isolated nights at each physician schedule.

$$\sum_{s \in S_N} (x_{pds} - x_{p(d+1)s} + x_{p(d+2)s}) \geq 0, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 2 \quad (4.13)$$

In the context of HSCM ED, these constraints are always respected. However, a minimization of the number of isolated nights is sometimes preferred. In this case, let  $n_{pd}$  be a binary variable denoting whether the night of day  $d \in D \setminus \{|D|\}$  is an isolated night for the physician

$p \in P$ . Thus, Constraints (4.13) are replaced by constraints (4.14) and the term denoted by Equation (4.15) is added in the objective function (4.5) where  $p_5$  is the weight of the objective.

$$\sum_{s \in S_N} (x_{pds} - x_{p(d+1)s} + x_{p(d+2)s}) \geq -n_{p(d+1)}, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 2 \quad (4.14)$$

$$p_5 \sum_{p \in P} \sum_{d \in D \setminus \{|D|\}} n_{pd} \quad (4.15)$$

Constraints (4.16) set the maximum number of consecutive working days that can be allocated to a physician.

$$\sum_{s \in S, r=d..d+3} x_{prs} \leq 3, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 3 \quad (4.16)$$

Constraints (4.17) guarantee that each physician is allocated to a maximum of 5 shifts within 7 consecutive days.

$$\sum_{s \in S, r=d..d+6} x_{prs} \leq 5, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 6 \quad (4.17)$$

Constraints (4.18) guarantee that each physician is allocated to a maximum of 3 night shifts within 7 consecutive days.

$$\sum_{s \in S_N, r=d..d+6} x_{prs} \leq 3, \forall p \in P, d \in D \mid d \leq |D| - 6 \quad (4.18)$$

Constraints (4.19) ensure that schedules do not contain two consecutive fast-track clinic shifts.

$$x_{pds} + x_{p(d+1)s} \leq 1, \forall p \in P, d \in D \setminus \{|D|\}, s \in S^F \quad (4.19)$$

Constraints (4.20), (4.21) and (4.22) ensure a certain continuity within weekend shifts worked by each physician. If a physician works a day shift on Saturday, a day shift is also worked on Sunday by the same physician. If a physician works an evening shift on Friday, evening shifts are also worked on Saturday and Sunday by the same physician. If a physician works a night shift on Friday, night shifts are also worked on Saturday and Sunday by the same physician.

$$\sum_{s \in S_D} x_{pds} = \sum_{s \in S_D} x_{p(d+1)s}, \forall p \in P, d \in D_S \mid d < |D| \quad (4.20)$$

$$\sum_{s \in S_E} x_{pds} = \sum_{s \in S_E} x_{p(d+1)s}, \forall p \in P, d \in D_F \cup D_S \mid d < |D| \quad (4.21)$$

$$\sum_{s \in S_N} x_{pds} = \sum_{s \in S_N} x_{p(d+1)s}, \forall p \in P, d \in D_F \cup D_S \mid d < |D| \quad (4.22)$$

Constraints (4.23) forbid the allocation of two consecutive weekends to each physician schedule.

$$\sum_{s \in S} (x_{p(d+7)s} + x_{p(d+8)s}) \leq 2 \cdot (1 - \sum_{s \in S} x_{pds}), \forall p \in P, d \in D_S \mid d \leq \{|D|\} - 8 \quad (4.23)$$

*Distribution constraints :*

Constraints (4.24) and (4.25) guarantee that each physician does not work more than a maximum desired number of shifts and a maximum desired number of night shifts, respectively.

$$\sum_{s \in S, d \in D} x_{pds} \leq s_p^{\max}, \forall p \in P \quad (4.24)$$

$$\sum_{s \in S_N, d \in D} x_{pds} \leq n_p^{\max}, \forall p \in P \quad (4.25)$$

Constraints (4.26) guarantee that a physician does not work more than  $n^w$  weekends during the time horizon.

$$\sum_{s \in S, d \in D_S} x_{pds} \leq n^w, \forall p \in P \quad (4.26)$$

*Goal constraints :*

Constraints (4.27) ensure that the number of physicians working during day  $d$  at shift  $s$  is lower than or equal to  $c_{ds}$ .

$$\sum_{p \in P} x_{pds} + c_{ds}^- \leq c_{ds}, \forall d \in D, s \in S \quad (4.27)$$

Constraints (4.28) ensure that the number of patients treated by the physicians during day and evening shifts is equal to the patients demand subject to some adjustments related to under-covering and over-covering.

$$\sum_{s \in S_D^e \cup S_E^e} \sum_{p \in P} \delta_{si} \cdot \hat{p}_{pws} \cdot x_{pds} + b_{edi}^- - b_{edi}^+ = \hat{b}_{edi}, \forall d \in D, i \in I_d, e \in E \quad (4.28)$$

Since there are no physicians allocated to fast-track clinic during night shifts, constraints (4.29) ensure that the number of patients treated by the physicians of acute care area in the night shifts is equal to the total patients demand in both acute care area and fast-track clinic subject to some adjustments related to under-covering and over-covering.

$$\sum_{s \in S_N^A} \sum_{p \in P} \delta_{si} \cdot \hat{p}_{pwas} \cdot x_{pds} + b_{Adi}^- - b_{Adi}^+ = \sum_{e \in E} \hat{b}_{edi}, \forall d \in D, i \in I_d \quad (4.29)$$

Constraints (4.30) guarantee that each physician works approximately the same number of day shifts as evening and night shifts.

$$\sum_{d \in D} \sum_{s \in S_D} x_{pds} + s_p^- - s_p^+ = \sum_{d \in D} \sum_{s \in S_E \cup S_N} x_{pds}, \forall p \in P \quad (4.30)$$

Constraints (4.31) guarantee that each physician works approximately the number of shifts wanted.

$$\sum_{d \in D} \sum_{s \in S} x_{pds} + g_p^- - g_p^+ = w_p, \forall p \in P \quad (4.31)$$

## CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE

Certains compléments méthodologiques peuvent être apportés, ainsi que des résultats complémentaires qui appuient les conclusions de l'article. Ils sont présentés dans ce chapitre. Nous présenterons aussi les limitations de notre étude.

### 5.1 Aspects méthodologiques

Dans cette section, des compléments méthodologiques sont présentés ici afin de justifier des choix méthodologiques faits dans l'article. Nous présentons des compléments sur les données utilisées, sur la prédiction de la demande et sur l'indice de productivité construit.

#### 5.1.1 Données utilisées

Afin de réaliser notre étude, nous avons collaboré avec HSCM. L'hôpital nous a fourni un grand volume de données qu'il y a fallu analyser, trier et nettoyer afin de créer la base de données avec les variables nécessaires pour l'étude. Les données reçues concernent la période de mars 2008 à septembre 2017.

#### Variables utilisées

Les données transmises contiennent une grande variété de variables qu'il a fallu sélectionner pour rejeter celles inutiles pour le projet. Les variables sélectionnées sont les suivantes :

- date et heure d'arrivée du patient
- code du médecin qui a pris en charge le patient
- date et heure de consultation du patient
- unité où le patient a été pris en charge

Ces données sont utilisées dans deux contextes différents : prédiction de la demande et calcul de l'indice de productivité.

#### Nettoyages des données

Nous avons observé dans les données brutes beaucoup de doublons, qui ont été supprimés. Par la suite, comme expliqués dans la méthodologie de l'article, nous avons rejeté les consultations de patients qui avaient déjà vu par un médecin. Il reste maintenant 476533 entrées.

Nous n'avons pas observé de données aberrantes. Il est, je pense, important de noter que ces données sont d'une très bonne qualité.



### 5.1.2 Division spatiale des urgences

Dans l'article nous avons effectué une division spatiale des urgences en deux entités. D'une part, l'unité de soins actifs (*acute care area*) est une zone réservée aux patients en civière et, d'autre part, l'unité de soins rapides (*fast-track clinic*) est une zone réservée aux patients qui n'ont pas besoin d'être alités. On retrouve cette même division dans Savage et al. [34].

Nous avons conservé cette géographie pour créer nos modèles de prédiction. C'est-à-dire que l'on a réalisé deux prédictions différentes, une pour l'unité de soin actif, et une pour l'unité de soins rapides. On a donc fait l'hypothèse que l'arrivée des patients était différente dans ces deux zones.

Cette hypothèse est vérifiée en analysant la demande quotidienne moyenne dans ces deux zones au cours d'une semaine. En effet, d'après la figure 5.1, on remarque que le motif de la demande moyenne au cours de la semaine est fondamentalement différent dans chacune des zones.

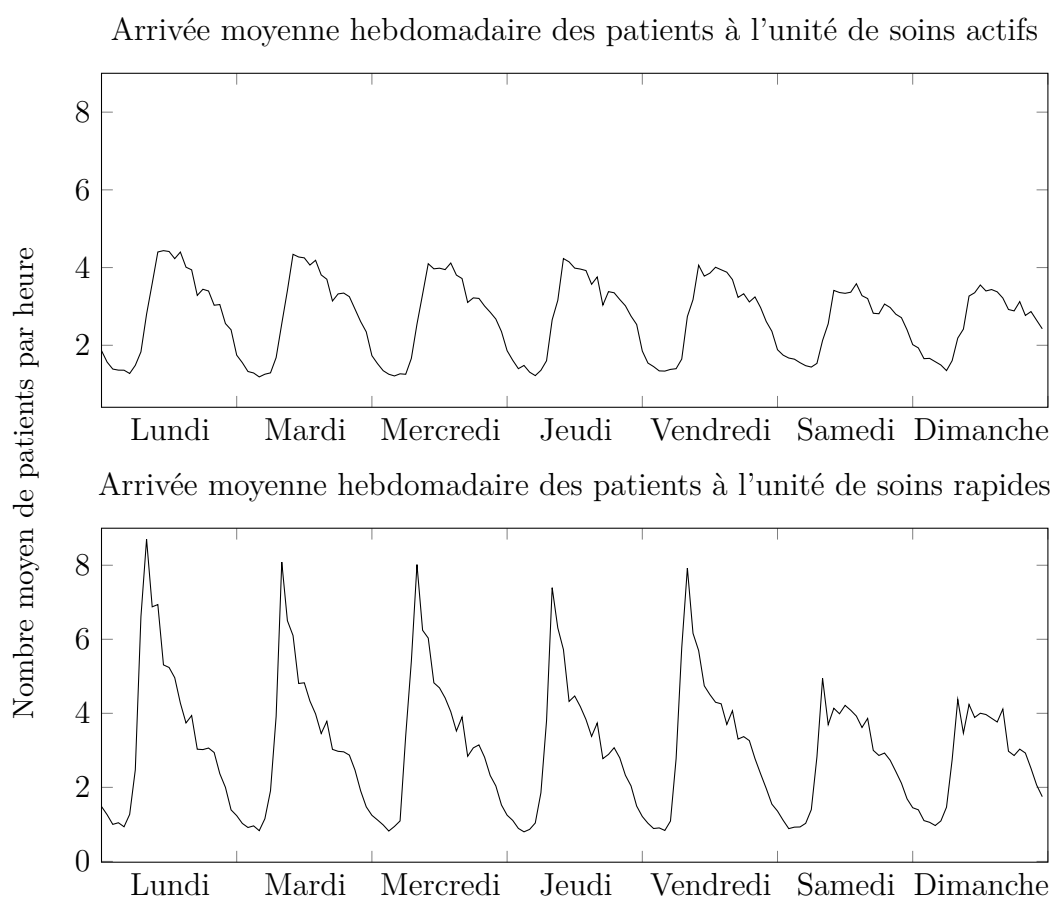


Figure 5.1 Comparaison des taux d'arrivées des patients dans l'unité de soins actifs et dans l'unité de soins rapides par jour de la semaine

Tout d'abord, de façon générale, on remarque qu'il y a plus de patients qui arrivent en unité de soins rapides qu'en unité de soins actifs. Cette remarque est vérifiée en calculant le nombre moyen hebdomadaire de patients, présenté table 5.1. On remarque que, quotidiennement, il y a toujours plus de patients arrivant à l'unité de soins rapides qu'à l'unité de soins actifs.

Tableau 5.1 Nombre moyen de patients arrivant aux urgences par jour de la semaine

Jour	Soins actifs	Soins rapides
Lundi	68.5	83.1
Mardi	65.9	74.7
Mercredi	64.0	77.5
Jeudi	65.3	71.5
Vendredi	64.8	77.6
Samedi	59.7	63.9
Dimanche	60.2	64.3

Ensuite, on remarque qu'au cours de la journée la répartition des patients n'est pas la même. En effet, pour l'unité de soins actifs, on remarque que la demande augmente fortement le matin, qu'elle stagne quelques heures pour redescendre progressivement avec une période creuse la nuit. La demande de fin de semaine est légèrement plus faible que la demande de la semaine. Pour l'unité de soins rapides, la demande augmente rapidement le matin en semaine. Cependant, par la suite, la demande décroît très rapidement, puis plus progressivement vers le milieu de l'après-midi, pour arriver dans un période creuse la nuit. La demande de fin de semaine diffère beaucoup de la demande de la semaine. En effet, on remarque que la variation de la demande au cours de la journée est plus petite, et plus généralement, il y a moins de personnes arrivant les fins de semaine que les semaines.

### 5.1.3 Prédiction de la demande

Pour faire la prédiction de la demande aux urgences, nous avons prédit, avec *Prophet*, la demande quotidienne. Puis, nous avons utilisé la répartition moyenne de chaque jour afin de répartir cette demande sur toutes les heures de la journée. Il est alors légitime de se demander pourquoi nous n'avons pas plutôt prédit, avec ce même outil, la demande heure par heure. En effet, prédire la demande par heure aurait été une manière plus directe de le faire. En fait, cette méthode a été testée, mais les résultats sont nettement moins bons qu'en utilisant simplement la moyenne de la demande (voir table 5.2). Pour les trois indicateurs de la performance de la méthode (coefficient de détermination, erreur quadratique moyenne, erreur absolue moyenne), leur valeur explique une meilleure prédiction de la demande par la

méthode des moyennes. C'est pourquoi nous avons exploré une autre piste qui s'est avérée meilleure.

Tableau 5.2 Résultats des comparaisons entre les différentes méthodes

<b>Prédiction dans l'unité de soins actifs</b>			
Méthode	<i>Moyenne</i>	<i>Prophet + répartition</i>	<i>Prophet</i>
Coefficient de détermination	0.248	0.258	0.212
Erreur quadratique moyenne	2.823	2.779	2.901
Erreur absolue moyenne	1.260	1.259	1.279
<b>Prédiction dans l'unité de soins rapides</b>			
Méthode	<i>Moyenne</i>	<i>Prophet + répartition</i>	<i>Prophet</i>
Coefficient de détermination	0.447	0.476	0.423
Erreur quadratique moyenne	3.168	3.005	3.311
Erreur absolue moyenne	1.328	1.282	1.387

La figure 5.2 nous montre les résultats de la prédiction avec la méthode la plus performante pour la première semaine.

Cependant, bien que la prédiction suive correctement la tendance globale de la demande au cours d'une journée, les variations brutales ne sont jamais suivies. En effet, le coefficient de détermination nous indique dans les deux cas que la prédiction est loin de la prédiction réelle (voir ci-dessus Table 5.2). Cependant, les grandes variations de la demande (d'une heure à une autre) ne peuvent jamais être satisfaites par la productivité des médecins. En effet, les médecins travaillent sur des quarts prédéfinis et la productivité change soit quand un médecin termine un quart de travail, soit quand un médecin commence un quart de travail. Ces changements arrivent à des heures précises qui ne peuvent être changées. De plus, la productivité peut varier dans une zone bien précise. La figure 5.3 montre ces zones où la productivité quotidienne varie.

Tout comme la productivité des médecins, ces zones varient en fonction de l'heure de la journée, mais aussi en fonction du jour de la semaine. On remarque qu'au total les médecins ne peuvent jamais prendre en charge plus de neuf patients par heure dans l'unité de soins actifs et dans l'unité de soins rapides (jamais plus de douze patients par heure pour toutes les urgences au total). Si de nombreux patients arrivent aux urgences en même temps, cela conduira indéniablement à un encombrement des urgences.

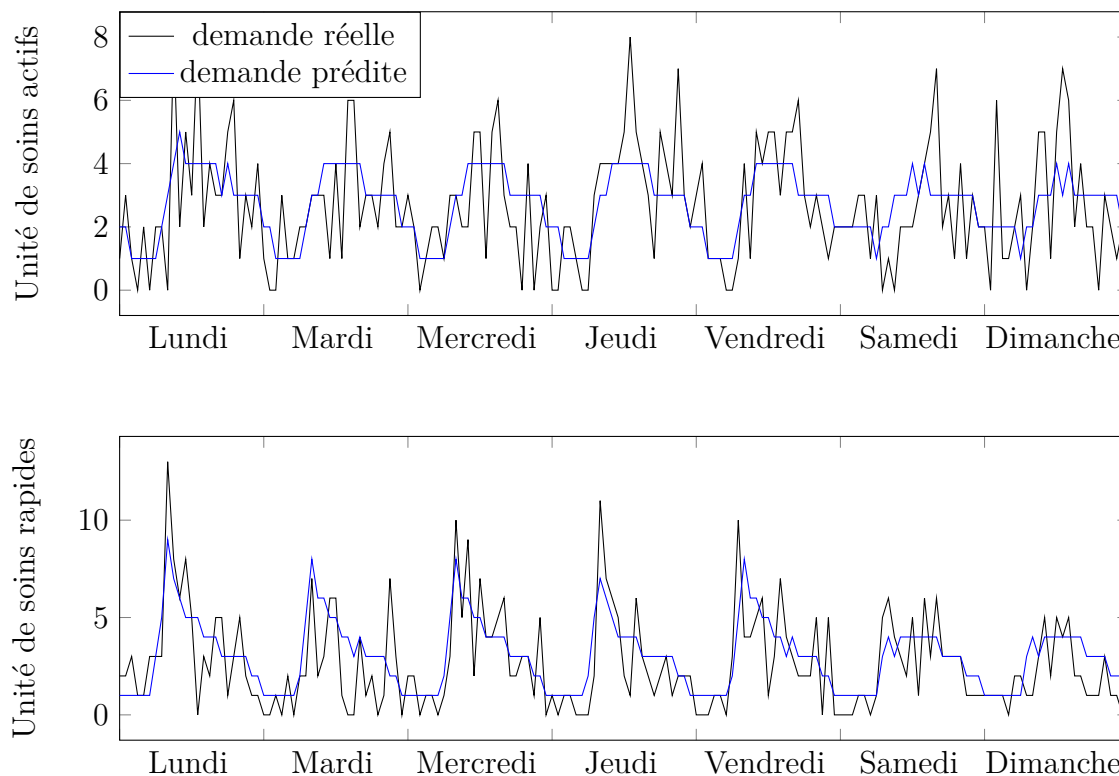


Figure 5.2 Comparaison des taux d'arrivées des patients dans l'unité de soins actifs et dans l'unité de soins rapides par jour de la première semaine

#### 5.1.4 Indice de productivité

Pour construire notre indice de productivité, nous avons attribué, dans un premier temps, un poids, en termes de temps de consultation, à chaque patient pris en charge dans nos données. En effet, aucun patient n'est comparable au niveau de la productivité, car ils viennent tous aux urgences pour des pathologies bien différentes. C'est pour pouvoir les comparer en termes de temps qu'un poids leur a été attribué en fonction de leur temps de consultation.

Cette variable n'était pas présente, nous l'avons reconstruit à partir des variables de nos données. Nous avons simplement calculé pour chaque médecin le temps entre deux prises en charge. Nous avons rejeté les temps de consultation inférieurs à 3min et supérieurs à 2h, après discussion avec un médecin des urgences de HSCM, le Dr Chauny.

Nous avons rangé, ensuite, les patients dans trois catégories différentes :

- Catégorie 1 : temps de consultation en dessous de 15 min
- Catégorie 2 : temps de consultation entre 15 et 30 min
- Catégorie 3 : temps de consultation de 30 min et plus

Ces catégories ont, encore une fois, été validées par le Dr Chauny.

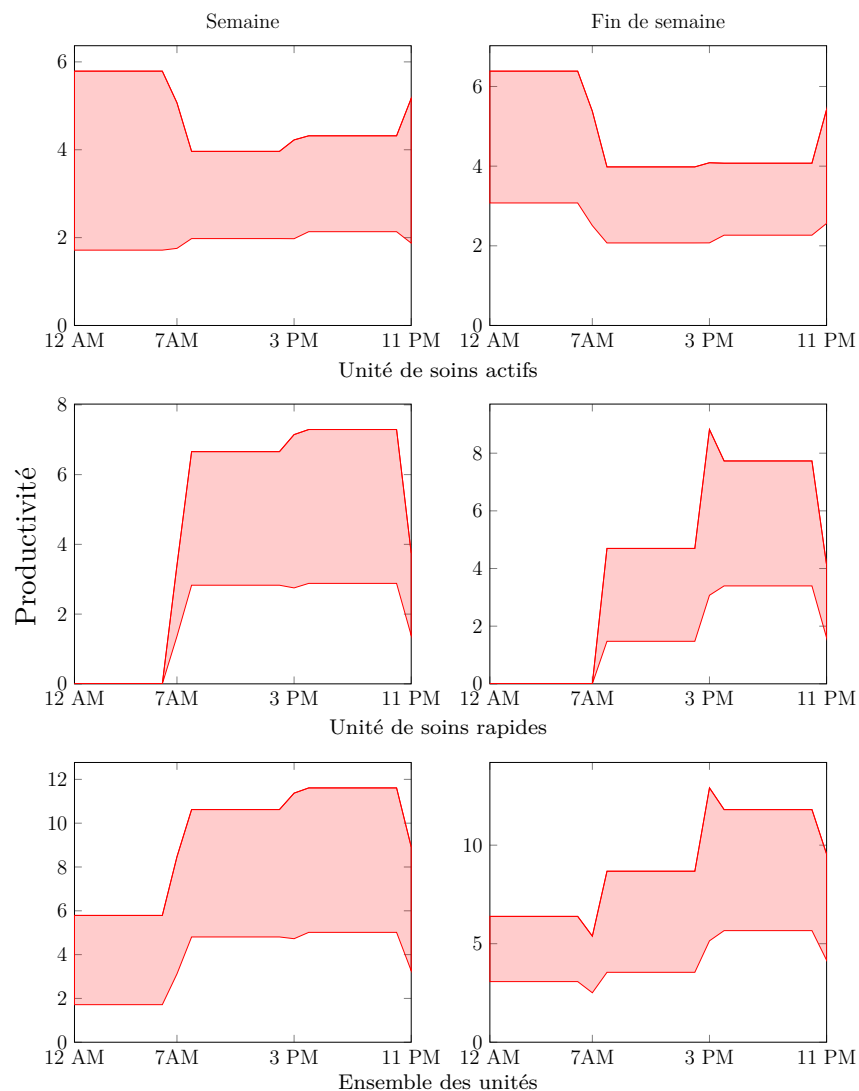


Figure 5.3 Zones de variation de la productivité

## 5.2 Résultats complémentaires

Les résultats proposés dans l'article ont dû être agrégés pour aller à l'essentiel. Cependant, les résultats introduits ne permettent pas de vraiment comprendre l'alignement de la productivité avec la demande heure par heure. En effet, la figure 4.5 de la Section 4.7.3 montre les résultats moyens, c'est-à-dire la demande moyenne des patients et la productivité moyenne des médecins. Agrégés ainsi, les résultats semblent lissés, alors que les variations sont vraiment présentes au niveau de la demande patients.

Ainsi la figure 5.4 nous présente les résultats réels pour la première semaine, dans l'unité de soins actifs et dans celles de soins rapides.

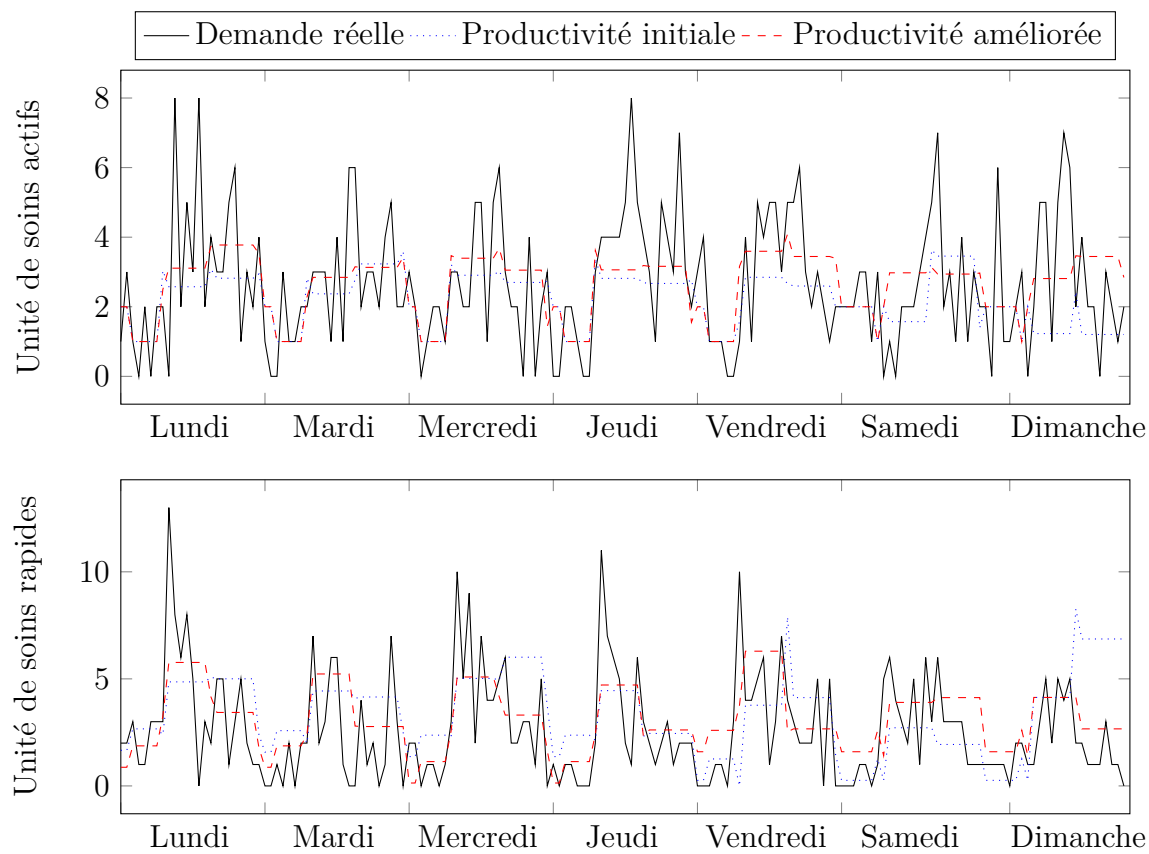


Figure 5.4 Résultats de l'alignement de la productivité avec la demande pour la première semaine

### 5.3 Discussion générale

Dans cette partie, nous discutons les résultats de l'article dans le but d'une implantation réelle dans les services des urgences. Cette discussion n'est pas incluse dans l'article, c'est pourquoi elle est présentée ici. Dans un premier temps, nous discuterons des temps de calcul pour créer l'horaire, et puis des conséquences de la création d'un modèle générique.

#### 5.3.1 Temps de calcul

L'article présente les résultats au niveau du temps de calcul. Pour générer l'horaire sur treize semaines, il a fallu 10774 secondes, soit environ trois heures (voir Tableau 4.5 de la section 4.7). Ce temps de calcul est relativement court pour générer un horaire d'une telle dimension. Ce temps de calcul dépend évidemment de la taille du modèle, qui dépend de chaque service d'urgence.

#### 5.3.2 Modèle générique

Nous avons proposé le modèle le plus générique possible, c'est-à-dire qui correspond à la réalité d'un grand nombre de systèmes d'urgences. Cependant ce modèle ne tient pas compte des contraintes qui ne sont pas communes à tous les systèmes d'urgences, et qui sont appliquées lors de la création des horaires.

Par exemple, dans notre étude, nous avons considéré deux ensembles de quarts de travail, les quarts liés à l'unité de soins actifs et ceux de l'unité de soins rapides, car notre étude se concentrait sur le contentement de la demande patient que satisfont ces quarts. Cependant, il existe d'autres quarts de travail omis volontairement. Par exemple, le quart volant (le médecin qui travaille sur ce quart aide les équipes sur place, il n'a pas un travail prédéfini) car il n'est pas commun à tous les services d'urgence. C'est pourquoi il a été rejeté. Les contraintes liées à ce quart n'ont donc pas été formulées. En effet, ce quart à HSCM est un quart mal-aimé, et les médecins ne veulent pas en faire plus d'un par semaine. De même, on retrouve souvent dans la littérature des contraintes sur la continuité des quarts (les médecins veulent faire une séquence de plusieurs quarts, puis une séquence de repos). Mais à HSCM, cette contrainte ne s'applique pas. Les médecins préfèrent avoir des quarts isolés plutôt que des séquences de quarts.

Ces petites différences d'un service à l'autre nous ont forcés à construire un modèle, certes réaliste, mais malheureusement incomplet pour chaque service d'urgence. Les horaires qui résultent de ce modèle ne sont donc pas applicables dans les urgences, car ils ne satisferont pas les médecins.

Cependant, l'amélioration de ce modèle dans le but de créer des horaires applicables n'est pas impossible. En effet, les contraintes manquantes peuvent être mises en évidence et incorporées dans le modèle, mais le temps de calcul serait augmenté.

L'application des horaires dans les urgences nécessite, par ailleurs, un développement d'un outil complet pour créer les horaires de façon autonome. Il faudrait, alors, créer différents modules pour créer qui faciliteraient la création des horaires. Dans un premier temps, la productivité et la prédiction de la demande sont basées sur des données historiques provenant du logiciel utilisé dans les urgences. La prédiction, surtout, nécessite les données les plus récentes possible. Il faudrait alors créer un module qui est lié à ce logiciel pour en exporter les données et créer ces deux paramètres. Dans un second temps, il faudrait créer un outil automatisé et pérenne, facile d'utilisation pour l'utilisateur qui lui permette de rentrer les données concernant l'horaire et de générer ainsi toute la liste de garde sur l'horizon de temps.



## CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Ce mémoire présente un modèle mathématique pour la conception des horaires des médecins urgentistes qui permet de diminuer l'encombrement des urgences. En effet, le modèle mathématique créée a pour but de prendre en compte la productivité des médecins (définie comme le nombre de patients qu'ils peuvent prendre en charge en une heure) pour l'aligner avec la demande aux urgences.

Pour créer ce modèle mathématique, des paramètres sont introduits. La productivité des médecins a été calculée avec des données historiques. Les patients que chaque médecin a traités se sont vu affecter un certain poids qui caractérise le temps de prise en charge. Ainsi, le calcul de la productivité est basé sur le poids en termes de prise en charge. L'originalité de cet indice de productivité est qu'il tient compte des variations au cours d'une journée et d'une semaine. Par exemple, la productivité d'un médecin le matin est différente de sa productivité la nuit. La quantité de patients arrivant par heure est prédite avec un modèle de prédiction complètement automatisé et complet. En effet, ce modèle de prédiction tient compte de la saisonnalité, de la tendance et des jours fériés du calendrier. Le modèle mathématique prend en compte un grand nombre de contraintes dans le but de créer un horaire fidèle qui respecte l'équité et les préférences des médecins. Les résultats montrent la performance de ce modèle. L'alignement entre la productivité et la demande est grandement amélioré sans dégradation majeure de l'équité et du respect des préférences des médecins. Ainsi, la demande est plus rapidement satisfaite, ce qui permet de diminuer le temps d'attente aux urgences et, donc, insidieusement l'encombrement des urgences.

Ce modèle mathématique de résolution des horaires de médecins des urgences est généralisable à tous les services d'urgences, car il prend en compte des contraintes génériques communes à tous les services d'urgence. Cependant, il nécessitera une adaptation au contexte de l'urgence, car des contraintes mineures varient d'un système des urgences à un autre.

Cependant, un développement de modules autonomes et d'interface utilisateur sont nécessaires pour créer une autonomie des services d'urgence dans la création de leurs horaires. En effet, notre étude se fonde sur des données historiques utilisées pour calculer la productivité et la faire la prévision de la demande. Il faudrait donc créer une liaison entre le logiciel des urgences, dont sont originaires les données, et les modules de prédiction de la demande et de calcul de la productivité. La prédiction de la demande nécessite les données les plus récentes possible pour garantir la qualité de la prédiction, alors que le calcul de la productivité n'a besoin que de mise à jour ponctuelle pour garantir une fiabilité dans son calcul. De

plus, il faudrait créer une interface utilisateur pour générer automatiquement les horaires des médecins.

Le modèle mathématique de création des horaires pourrait faire l'objet d'un projet de simulation. En effet, dans notre étude les quarts de travail étaient des quarts fixes utilisés comme données d'entrée. Cependant, il pourrait être judicieux de changer ces quarts, en changeant les horaires de début et/ou sa longueur, ou d'en créer des nouveaux, afin de mesurer l'impact de ce changement sur l'alignement de la productivité avec l'arrivée des patients. Il se peut qu'il y ait une configuration des quarts de travail différente qui permet de mieux répondre à la demande.

## RÉFÉRENCES

- [1] 4 reasons why emergency medicine scheduling is so complex. URL <https://mdsyncnet.com/emergency-medicine-scheduling-complex/>.
- [2] Rajiv Arya, Danielle M. Salovich, Pamela Ohman-Strickland, and Mark A. Merlin. Impact of scribes on performance indicators in the emergency department. *Academic Emergency Medicine*, 17(5) :490–494, 2010.
- [3] Huguette Beaulieu, Jacques A. Ferland, Bernard Gendron, and Philippe Michelon. A mathematical programming approach for scheduling physicians in the emergency room. *Health Care Management Science*, 3(3) :193–200, Jun 2000. ISSN 1572-9389.
- [4] Justin Boyle, Melanie Jessup, Julia Crilly, David Green, James Lind, Marianne Wallis, Peter Miller, and Gerard Fitzgerald. Predicting emergency department admissions. *Emerg Med J*, 29(5) :358–365, 2012.
- [5] Michael W. Carter and Sophie D. Lapierre. Scheduling emergency room physicians. *Health Care Management Science*, 4(4) :347–360, Dec 2001. ISSN 1572-9389.
- [6] Robert Champion, Leigh D Kinsman, Geraldine A Lee, Kevin A Masman, Elizabeth A May, Terence M Mills, Michael D Taylor, Paulett R Thomas, and Ruth J Williams. Forecasting emergency department presentations. *Australian Health Review*, 31(1) :83–90, 2007.
- [7] Adam D. Cheriff, Akshay G. Kapur, Maggie Qiu, and Curtis L. Cole. Physician productivity and the ambulatory ehr in a large academic multi-specialty physician group. *International Journal of Medical Informatics*, 79(7) :492 – 500, 2010. ISSN 13865056.
- [8] P.-G. Claret, X. Bobbia, P. Richard, F. Poher, and J.-E. de La Coussaye. Surcharge du service des urgences : causes, conséquences et ébauches de solutions. *Annales françaises de médecine d’urgence*, 4(2) :96–105, Mar 2014. ISSN 2108-6591.
- [9] Matthew Cooke, Joanne Fisher, Jeremy Dale, Eileen McLeod, Ala Szczepura, Paul Walley, and Sue Wilson. Reducing attendances and waits in emergency departments : a systematic review of present innovations, January 2004.
- [10] Robert W. Derlet and John R. Richards. Overcrowding in the nation’s emergency departments : Complex causes and disturbing effects. *Annals of Emergency Medicine*, 35(1) :63–68, 2000. ISSN 0196-0644.
- [11] David J. Dula, Nora L. Dula, Clinton Hamrick, and G. Craig Wood. The effect of working serial night shifts on the cognitive functioning of emergency physicians. *Annals of Emergency Medicine*, 38(2) :152–155, 2001. ISSN 0196-0644.

- [12] Omar EL-Rifai, Thierry Garaix, Vincent Augusto, and Xiaolan Xie. A stochastic optimization model for shift scheduling in emergency departments. *Health Care Management Science*, 18(3) :289–302, Sep 2015. ISSN 1572-9389.
- [13] Melanie Erhard, Jan Schoenfelder, Andreas Fügener, and Jens O. Brunner. State of the art in physician scheduling. *European Journal of Operational Research*, 2017. ISSN 0377-2217.
- [14] A.T. Ernst, H. Jiang, M. Krishnamoorthy, and D. Sier. Staff scheduling and rostering : A review of applications, methods and models. *European Journal of Operational Research*, 153(1) :3–27, 2004b.
- [15] Subhamoy Ganguly, Stephen Lawrence, and Mark Prather. Emergency department staff planning to improve patient care and reduce costs. *Decision Sciences*, 45(1) :115–145, 2014.
- [16] Michel Gendreau, Jacques Ferland, Bernard Gendron, Nouredine Hail, Brigitte Jau-mard, Sophie Lapierre, Gilles Pesant, and Patrick Soriano. Physician scheduling in emergency rooms. In *Practice and Theory of Automated Timetabling VI*, pages 53–66, Berlin, Heidelberg, 2007. Springer Berlin Heidelberg. ISBN 978-3-540-77345-0.
- [17] Kathryn P Glass and Jeffery R Anderson. Relative value units : from a to z (part i of iv). *The Journal of medical practice management : MPM*, 17(5) :225—228, 2002. ISSN 8755-0229.
- [18] Linda V Green, Joao Soares, James F Giglio, and Robert A Green. Using queueing theory to increase the effectiveness of emergency department provider staffing. *Academic Emergency Medicine*, 13(1) :61–68, 2006.
- [19] Andrew C Harvey and Simon Peters. Estimation procedures for structural time series models. *Journal of Forecasting*, 9(2) :89–108, 1990.
- [20] Nathan R. Hoot and Dominik Aronsky. Systematic review of emergency department crowding : Causes, effects, and solutions. *Annals of Emergency Medicine*, 52(2) :126 – 136.e1, 2008. ISSN 0196-0644.
- [21] Peter JH Hulshof, Nikky Kortbeek, Richard J Boucherie, Erwin W Hans, and Piet JM Bakker. Taxonomic classification of planning decisions in health care : a structured review of the state of the art in or/ms. *Health systems*, 1(2) :129–175, 2012.
- [22] Grant D. Innes, Frank X. Scheuermeyer, Julian Marsden, Chad Kim Sing, Dan Kalla, Rob Stenstrom, Michael Law, and Eric Grafstein. Impact of physician payment mechanism on emergency department operational performance. *CJEM*, 20(2) :183–190, 2018.

- [23] Léonard Jacquemet. Optimisation de la confection d'horaires de médecins urgentistes : application à l'hôpital maisonneuve-rosemont. Master's thesis, École Polytechnique de Montréal, avril 2014.
- [24] Simon Andrew Jones, Mark Patrick Joy, and JON Pearson. Forecasting demand of emergency care. *Health care management science*, 5(4) :297–305, 2002.
- [25] Spencer S Jones, Alun Thomas, R Scott Evans, Shari J Welch, Peter J Haug, and Gregory L Snow. Forecasting daily patient volumes in the emergency department. *Academic Emergency Medicine*, 15(2) :159–170, 2008.
- [26] Spencer S Jones, R Scott Evans, Todd L Allen, Alun Thomas, Peter J Haug, Shari J Welch, and Gregory L Snow. A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department. *Journal of biomedical informatics*, 42(1) :123–139, 2009.
- [27] Hye Jin Kam, Jin Ok Sung, and Rae Woong Park. Prediction of daily patient numbers for a regional emergency medical center using time series analysis. *Healthcare informatics research*, 16(3) :158–165, 2010.
- [28] Le Commissaire à la santé et au bien être. Apprendre des meilleurs : étude comparative des urgences au québec. resreport, Gouvernement du Québec, 2016.
- [29] Le Commissaire à la santé et au bien être. Perceptions et expériences de soins de la population : le québec comparé - résultats de l'enquête internationale sur les politiques de santé du commonwealth fund de 2016. resreport, Gouvernement du Québec, 2017.
- [30] Alexander K Leung, Gaurav Puri, Bingshu E Chen, Zhenxian Gong, Eddie Chan, Edward Feng, and Marko Duic. Impact of physician navigators on productivity indicators in the ed. *Emergency Medicine Journal*, 2017. ISSN 1472-0205.
- [31] Melissa L McCarthy, Scott L Zeger, Ru Ding, Dominik Aronsky, Nathan R Hoot, and Gabor D Kelen. The challenge of predicting demand for emergency department services. *Academic Emergency Medicine*, 15(4) :337–346, 2008.
- [32] Rahim Moineddin, Christopher Meaney, Mohammad Agha, Brandon Zagorski, and Richard Henry Glazier. Modeling factors influencing the demand for emergency department services in ontario : a comparison of methods. *BMC Emergency Medicine*, 11(1) :13, 2011.
- [33] Todd Pickard. Calculating your worth : Understanding productivity and value. *Journal of the Advanced Practitioner in Oncology*, 5 :128–33, 03 2014.
- [34] David W. Savage, Douglas G. Woolford, Bruce Weaver, and David Wood. Developing emergency department physician shift schedules optimized to meet patient demand. *Canadian Journal of Emergency Medicine*, 17(1) :3–12, 2015.

- [35] Amy H. Storfa and Michael L. Wilson. Physician productivity : Issues and controversies. *American Journal of Clinical Pathology*, 143(1) :6–9, 2015.
- [36] Yan Sun, Bee Hoon Heng, Yian Tay Seow, and Eillyne Seow. Forecasting daily attendances at an emergency department to aid resource planning. *BMC emergency medicine*, 9(1) :1, 2009.
- [37] Sean J Taylor and Benjamin Letham. Forecasting at scale. *The American Statistician*, 2017.
- [38] Katherine Walker, Michael Ben-Meir, Phebe O’Mullane, David Phillips, and Margaret Staples. Scribes in an australian private emergency department : A description of physician productivity. *Emergency Medicine Australasia*, 26(6) :543–548, 2014.
- [39] M Wargon, B Guidet, TD Hoang, and G Hejblum. A systematic review of models for forecasting the number of emergency department visits. *Emergency Medicine Journal*, 26(6) :395–399, 2009.
- [40] Mai Xu, Tse Chiu Wong, and Kwai Sang Chin. Modeling daily patient arrivals at emergency department and quantifying the relative importance of contributing variables using artificial neural network. *Decision Support Systems*, 54(3) :1488–1498, 2013.
- [41] Philip Yoon, Ivan Steiner, and Gilles Reinhardt. Analysis of factors influencing length of stay in the emergency department. *Canadian Journal of Emergency Medicine*, 5(3) : 155–161, 2003.